



Evaluación del potencial energético de los bosques de Teruel mediante teledetección y SIG

Alberto García Martín



Evaluación del potencial energético de los bosques de Teruel mediante teledetección y SIG

CONSEJO ECONÓMICO Y SOCIAL DE ARAGÓN
COLECCIÓN TESIS DOCTORALES

Accésit
Consejo Económico y Social de Aragón 2010

Autor de la Tesis Doctoral:
Alberto García Martín

Directores de la Tesis:
Juan de la Riva Fernández
Francisco Javier Royo Herrero

Calificación obtenida:
Sobresaliente *cum laude*

La responsabilidad de las opiniones expresadas en las publicaciones editadas por el CES de Aragón incumbe exclusivamente a sus autores y su publicación no significa que el Consejo se identifique con las mismas

La reproducción de esta publicación está permitida citando su procedencia

© Primera edición CONSEJO ECONÓMICO Y SOCIAL DE ARAGÓN
© Para el resto de ediciones el autor
Primera edición, 2012

Portada:
Foto: Mario Ayguavives
Composición: AD-HOC Gestión Cultural

Edita:
CONSEJO ECONÓMICO Y SOCIAL DE ARAGÓN
C/ Joaquín Costa, 18, 1ª planta. 50071 Zaragoza (España)
Teléfono: 976 71 38 38 – Fax: 976 71 38 41
cesa@aragon.es
www.aragon.es/cesa

ISBN: 978-84-694-2436-0
D.L.: Z 565-2012

Impresión:
Talleres Editoriales COMETA, S.A.

Evaluación del potencial energético de los bosques de Teruel mediante teledetección y SIG

Alberto García Martín



Premios a tesis doctorales CESA 2010

El CES de Aragón con el fin de promover y divulgar la investigación en las materias relacionadas con sus funciones convoca anualmente los Premios a trabajos de investigación concluidos o tesis doctorales, en cuya convocatoria del año 2010, efectuada por Resolución de 24 de agosto de 2010, de la Presidencia del Consejo Económico y Social de Aragón (BOA nº 172, de 2 de septiembre de 2010), pudieron participar los autores de trabajos concluidos o tesis doctorales presentadas para la colación del grado de doctor, leídas y calificadas de sobresaliente “cum laude”, por unanimidad, entre el 1 de octubre de 2009 y 30 de septiembre de 2010.

Por Resolución de 25 de noviembre de 2010, de la Secretaría General Técnica de la Presidencia (BOA nº 245, de 17 de diciembre de 2010), se otorgaron los premios del CESA a trabajos de investigación concluidos o tesis doctorales correspondientes a 2010.

El premio, dotado con 4.000 euros y diploma acreditativo, se otorgó a la tesis doctoral “Aplicación de los pulsos eléctricos de alto voltaje al proceso de vinificación”, realizada por D. Eduardo Puértolas Gracia.

El accésit, con una dotación de 3.000 euros y diploma acreditativo, se otorgó a la tesis doctoral “Estimación de biomasa residual mediante imágenes de satélite y trabajo de campo. Modelización del potencial energético de los bosques turolenses”, realizada por D. Alberto García Martín.

El Jurado ha estado compuesto por los siguientes miembros:

Presidente: D. José Félix Sáenz Lorenzo †

Secretaría: D^a. Belén López Aldea

Vocales: D. Salvador Coreá Bergua

D^a. M^a José González Ordovás

D^a. Marga Lasmarías Bustín

Agradecimientos

Rara vez se consigue llegar a los objetivos marcados en soledad, tanto en el ámbito profesional, como en el social. La realización de un trabajo de investigación es una larga tarea que se desarrolla de forma ineludible en estos dos ámbitos, por lo que cuando se finaliza, el que la firma está obligado a agradecer la ayuda que ha recibido a lo largo de todo el camino recorrido.

En primer lugar, este trabajo no hubiera sido posible sin la confianza depositada por el Dr. Juan de la Riva Fernández y el Dr. Francisco Javier Royo Herrero, directores de la tesis que ha dado lugar a esta publicación, para que participara en el proyecto LIGNOSTRUM, el cual ha proporcionado el contexto y los materiales necesarios. Asimismo, debo agradecer al por entonces Ministerio de Educación y Ciencia la concesión de una beca de Formación de Profesorado Universitario que me permitió centrarme durante la mayor parte de la realización de la tesis exclusivamente en esta tarea. En este contexto, es también justo acordarse de otras instituciones que me permitieron iniciar y seguir con la investigación, como son el Gobierno de Aragón, el Centro de Investigación de Recursos y Consumos Energéticos (CIRCE), el Grupo de Investigación Geoforest del Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio de la Universidad de Zaragoza y el Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère (CESBIO) de Toulouse.

Diferentes personas de las instituciones nombradas merecen ser destacadas en estos agradecimientos. Así, de CIRCE me gustaría agradecer la colaboración recibida por parte de Jesús Pascual y de Daniel García. En este mismo sentido, del Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio me gustaría agradecer toda la atención prestada por el Dr. Fernando Pérez Cabello y el apoyo y la amistad de todos los compañeros que han ido pasando por la sala de becarios, en especial de Raquel Montorio. Por último, de CESBIO, a la Dra. Thuy Le Toan por acogerme en las estancias realizadas en este centro de investigación.

Queda el agradecimiento a mis compañeros de trabajo, a todos mis amigos y a mis hermanas y cuñados, por ayudarme a desconectar y, en especial, por perdonar mis eternas ausencias, a mis padres, por enseñarme a ser como soy y estar incondicionalmente y, por último, a Marta, porque todos sabemos que los malos momentos siempre los soporta la persona que está siempre a tu lado, y esa persona Marta, eres tú.

Finalmente agradecer al Consejo Económico y Social de Aragón por posibilitar la divulgación de este trabajo de investigación.

Nota sobre esta edición

La presente obra es una versión adaptada y resumida de la tesis doctoral “Estimación de biomasa residual mediante imágenes de satélite y trabajo de campo. Modelización del potencial energético de los bosques turolenses” realizada por su autor, Alberto García Martín, para adaptarla a las necesidades de edición fijadas por el Consejo Económico y Social de Aragón.

Por ello, la primera parte recoge una síntesis de la citada tesis doctoral que permite al lector obtener una visión global del trabajo realizado. Así, en ella se recoge el contexto en el cual se enmarca la investigación, el objetivo principal planteado, la metodología desarrollada para su consecución y un resumen de los principales resultados obtenidos. Mientras, en la segunda parte se incluyen de forma resumida los aspectos más relevantes de los distintos capítulos que dan cuerpo a la tesis: (i) la obtención de las variables a emplear en el modelo de estimación; (ii) el ajuste de este modelo y su validación en la dimensión temporal y, finalmente, (iii) el inventario de los recursos de biomasa residual forestal en la provincia de Teruel y la localización de las zonas más adecuadas para su extracción.

En cualquier caso, el texto íntegro de la tesis doctoral puede consultarse en el CD que se incorpora a esta publicación, en la cual se incluyen a color figuras análogas a las aquí reproducidas en escala de grises.

Índice

Parte I. Síntesis descriptiva	19
I.1. La biomasa residual forestal como recurso energético.....	21
I.1.1. Las energías renovables	21
I.1.2. La biomasa residual forestal.....	23
I.2. Aplicaciones forestales de la teledetección para la evaluación de parámetros forestales.....	28
I.2.1. Fundamentos de teledetección.....	28
I.2.2. Aplicaciones de inventario forestal	30
I.2.3. Estimación de biomasa en ámbitos forestales.....	32
I.2.3.1. Importancia del conocimiento de la biomasa forestal y su estudio mediante teledetección	32
I.2.3.2. Utilización del sensor Landsat para la estimación de biomasa....	34
I.3. Objetivo e hipótesis	37
I.4. Metodología.....	39
I.5. Principales resultados	42
Parte II. Desarrollo de la metodología aplicada con imágenes Landsat	49
II.1. Obtención de las variables a emplear en el modelo de estimación de la biomasa residual forestal potencial de la provincia de Teruel.....	51
II.1.1. Los datos de biomasa residual forestal	53
II.1.1.1. Trabajo de campo y obtención de las regresiones de biomasa residual forestal por árbol.....	55
II.1.1.1.1. Diseño, métodos de muestreo y composición de la muestra	56
II.1.1.1.2. Análisis estadístico y ajuste de las regresiones de estimación de biomasa residual forestal por árbol.....	58
II.1.1.1.2.1. Análisis estadístico.....	58
II.1.1.1.2.2. Ajuste de las regresiones de estimación de biomasa residual forestal por árbol ..	60
II.1.1.2. Aplicación de las regresiones de biomasa residual forestal por árbol a las parcelas del IFN-2.....	62
II.1.1.2.1. El IFN-2 de la provincia de Teruel.....	62
II.1.1.2.2. Metodología para el cálculo de la biomasa residual forestal en las parcelas seleccionadas del IFN-2	65
II.1.1.3. Espacialización de las parcelas del IFN-2 con información de biomasa residual forestal.....	66
II.1.2. Las variables radiométricas derivadas de las imágenes ópticas	70
II.1.2.1. Características de las imágenes ópticas utilizadas	70
II.1.2.1.1. Características generales	70
II.1.2.1.1.1. El programa Landsat.....	70

II.1.2.1.1.2. Características orbitales de Landsat 5....	71
II.1.2.1.1.3. Toma de datos en Landsat 5: el sensor TM.....	72
II.1.2.1.1.4. Información de utilidad forestal propor- cionada por las bandas de TM	72
II.1.2.1.2. Características particulares de las imágenes utiliza- das	73
II.1.2.2. Aplicación de pretratamientos: corrección geométrica y radio- métrica	74
II.1.2.2.1. Corrección geométrica.....	75
II.1.2.2.1.1. Establecimiento de los puntos de control	75
II.1.2.2.1.2. Cálculo de las funciones de transferen- cia	76
II.1.2.2.1.3. Transferencia de los ND originales a la posición corregida	77
II.1.2.2.2. Corrección radiométrica.....	78
II.1.2.2.2.1. Corrección del efecto de la dispersión atmosférica.....	79
II.1.2.2.2.2. Transformación de los ND originales a valores de reflectividad espectral	80
II.1.2.3. Aplicación de transformaciones y elaboración de neocanales ..	82
II.1.2.3.1. Análisis de componentes principales	83
II.1.2.3.2. Transformación Tasseled-Cap	84
II.1.2.3.3. Índices de vegetación	85
II.1.3. Las variables topográficas derivadas del MDE	87
II.1.4. Las variables forestales derivadas del Mapa Forestal de Aragón	89
II.2. Establecimientos de los modelos de estimación de la biomasa residual forestal de la provincia de Teruel	93
II.2.1. Estimación de la biomasa residual forestal a partir de la información de las variables independientes obtenida mediante ventanas fijas.....	95
II.2.1.1. Metodología para la extracción de la información y para evalua- ción de la heterogeneidad espacial interna de las parcelas del IFN-2	95
II.2.1.2. Estudio de las correlaciones entre la biomasa residual forestal y las variables espectrales y topográficas continuas en los grupos de parcelas delimitados	100
II.2.1.3. Ajuste de modelos de regresión.....	106
II.2.1.3.1. Modelos de regresión logística.....	106
II.2.1.3.2. Modelos de regresión simple	114
II.2.1.3.3. Modelos de regresión lineal múltiple.....	131
II.2.1.4. Conclusiones	145
II.2.2. Estimación de la biomasa residual forestal a partir de la información de las variables independientes obtenida mediante la utilización de áreas homogéneas.....	149

II.2.2.1. Estimación mediante la utilización de áreas forestales homogéneas delimitadas a partir de fotografía aérea de alta resolución..	151
II.2.2.1.1. Procedimiento de delimitación de las áreas forestales homogéneas y extracción de la información de las variables independientes continuas.....	151
II.2.2.1.2. Estudio de las correlaciones entre biomasa residual forestal y las variables espectrales y topográficas continuas considerando el grado de aptitud de las áreas homogéneas	154
II.2.2.1.3. Ajuste de modelos de regresión.....	157
II.2.2.1.4. Conclusiones	164
II.2.2.2. Estimación mediante la utilización de áreas forestales homogéneas delimitadas a partir de técnicas de segmentación y ventanas fijas	169
II.2.2.2.1. Procedimiento de segmentación de la imagen Landsat y de extracción de la información radiométrica en las nuevas unidades espectrales.....	169
II.2.2.2.2. Estudio de las correlaciones entre biomasa residual forestal y las variables espectrales y topográficas continuas considerando el grado de aptitud de las áreas homogéneas	176
II.2.2.2.3. Ajuste de modelos de regresión.....	180
II.2.2.2.4. Conclusiones	188
II.2.3. Validación de las cartografías de estimación de biomasa residual forestal	191
II.2.4. Evaluación del efecto de la temporalidad en la estimación de la biomasa residual forestal mediante imágenes Landsat TM.....	199
II.3. La biomasa residual forestal actual de la provincia de Teruel. Inventario del recurso y localización de zonas óptimas para su aprovechamiento.....	205
II.3.1. Estimación de la biomasa residual forestal actual de Teruel.....	207
II.3.2. Inventario del recurso energético	209
II.3.2.1. Inventario a escala provincial.....	211
II.3.2.2. Inventario a escala comarcal.....	212
II.3.2.3. Inventario a escala municipal	213
II.3.3. Determinación de las zonas de aprovechamiento óptimas mediante la utilización de un índice espacial	216
II.3.3.1. Obtención y modelización de los factores parciales	217
II.3.3.1.1. Factor cantidad de biomasa residual forestal (F_{BRF}) ..	217
II.3.3.1.2. Factor superficie de la masa forestal (F_{sup})	220
II.3.3.1.3. Factor pendiente (F_{pend}).....	222
II.3.3.1.4. Factor distancia a desembosque (F_{dist}).....	224
II.3.3.2. Formulación de los índices de aptitud global.....	225
II.3.3.3. Resultados de los factores parciales y de los índices de aptitud global.....	226
II.3.3.3.1. Resultados de los factores parciales	226

II.3.3.3.2. Resultados del índice de aptitud multiplicativo (I_{apM})	229
II.3.3.3.3. Resultados del índice de aptitud ponderado (I_{apP})...	231
II.3.3.4. Conclusiones	235
II.4. Conclusiones generales	239
III. Bibliografía y acrónimos estadísticos	247

Parte I.
Síntesis descriptiva

I.1. La biomasa residual forestal como recurso energético

I.1.1. LAS ENERGÍAS RENOVABLES

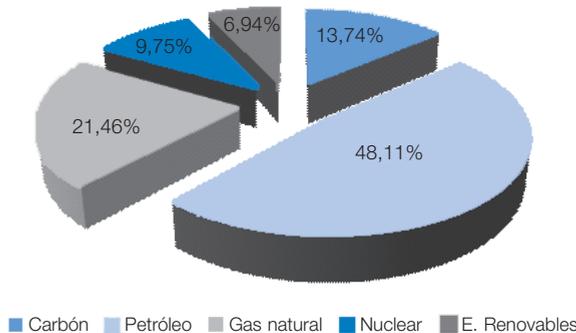
La consideración por parte de la sociedad occidental de la trascendencia que el abastecimiento energético tiene en el mantenimiento de sus modos de vida comenzó en los años 70 a causa de la crisis petrolífera. El aumento generalizado de los precios del petróleo llevó a la búsqueda de energías alternativas, entre las cuales se encontraban las renovables: solar, eólica, biomasa, hidráulica... Sin embargo, el incumplimiento de las expectativas de crecimiento de los precios del petróleo y los elevados precios de las energías renovables a corto plazo (inversión en investigación y desarrollo tecnológico) propició un descenso en el interés del impulso de éstas durante la década de los 80.

Desde los años 90 hasta la actualidad, el papel que las energías renovables juegan en el suministro energético se ha ido matizando, adquiriendo cada vez una mayor importancia. Entre las causas de este aumento se encuentran, junto a las razones de tipo estrictamente económico, otras con un marcado carácter medioambiental, social y territorial.

Así, desde el punto de vista económico, existe una gran preocupación a nivel europeo por la excesiva dependencia energética del petróleo, que se sitúa en torno al 50% (Comisión de las Comunidades Europeas, 2006). Esta situación se da también a escala nacional, ya que, a pesar del crecimiento relativo de las fuentes de energía renovables en los últimos años, casi la mitad de la energía primaria consumida en España en 2007 procedió de este recurso fósil (Figura 1.1).

■ FIGURA I.1

Distribución del consumo de energía primaria en España en 2007



Fuente: Ministerio de Industria, Turismo y Comercio (2008)

Un alto precio del barril de crudo pone en riesgo la marcha de la economía de los países netamente importadores de esta fuente de energía, como es el caso de España, que importa el 99% del petróleo que consume. Así, un encarecimiento notable de esta materia prima viene siempre asociado a un aumento de la inflación, el cual inicia un peligroso efecto domino: los tipos de interés aumentan y las hipotecas se encarecen, por lo que la gente compra menos,

sobre todo bienes duraderos; si la gente compra menos, los beneficios empresariales bajan, con lo que la inversión es menor y comienzan los despidos, lo que lleva a una nueva reducción del consumo, iniciándose de esta forma de nuevo esta espiral. Esta situación, ya vivida a finales de 2007-principios de 2008, justamente antes de la actual crisis económica cuando el barril de crudo Brent (el de referencia en Europa) alcanzó valores muy por encima de los 100\$, corre el peligro de repetirse en la actualidad en un contexto en el que las previsiones a medio-largo plazo, una vez se inicie la recuperación económica, indican un progresivo aumento de la demanda energética y un encarecimiento del precio de este combustible fósil. A este respecto, las energías renovables contribuyen a garantizar el suministro energético, prioridad básica de cualquier política energética, mitigando los efectos perniciosos producidos por situaciones puntuales de inestabilidad internacional que ponen en peligro el suministro de combustibles fósiles y encarecen su precio (Mourelatou y Smith, 2004) como es en el momento de escribir estas líneas (marzo de 2011) el conflicto de Libia.

En cuanto al aspecto medioambiental, las energías renovables juegan un papel esencial en la reducción de las emisiones de CO₂ a la atmósfera generadas por los procesos de producción de energía, ya que la emisión de este gas, principal responsable del efecto invernadero y del calentamiento global, es prácticamente nula. Es precisamente esta preocupación por el medio ambiente y la toma de conciencia de que las reservas de combustibles fósiles no son ilimitadas lo que ha llevado en los últimos años a que la sociedad demande cada vez más, y de una forma más clara, el uso de fuentes de energía renovables. Junto a esto, cabe subrayar el efecto revitalizador que en la consideración de las energías renovables ha tenido el incidente de la central nuclear de Fukushima, que ha recordado los peligros de enorme magnitud que la energía nuclear, sin incidencia en cuestiones relacionadas con el cambio climático, conlleva para el medio ambiente y la humanidad.

La incorporación paulatina de las energías renovables al sistema de producción de energía supone el paso de un modelo de producción de carácter concentrado (apoyado en la localización en determinados puntos de centros de extracción, producción y distribución de combustibles fósiles) a un modelo mucho más abierto desde el punto de vista territorial, debido a que las distintas energías renovables están mucho más diseminadas por el territorio, lo que provoca la descentralización de la producción energética, la diversificación de la misma y complementariedad en un sistema energético regional. De esta manera, la impronta geográfica de las energías renovables es muy importante, ya que se trata de utilizar un recurso natural endógeno, lo que repercute positivamente tanto en el medio ambiente del área afectada como en su desarrollo económico y social, extendiéndose estos efectos locales a una escala regional (Esteban et al., 2004). Este hecho enlaza directamente con el concepto de "desarrollo sostenible" ya que el uso de energías renovables implica utilizar de forma sostenible los recursos energéticos disponibles manteniendo el nivel de desarrollo actual, pero teniendo en cuenta las necesidades de las generaciones venideras.

Los distintos escenarios de consumo energético planteados para el siglo XXI coinciden en señalar el aumento generalizado de la demanda energética (Comisión de las Comunidades Europeas, 2006). Una vez reconocido el peligro que entraña la excesiva dependencia actual de combustibles fósiles importados y la incidencia que la utilización de estos recursos tiene en el cambio climático (o calentamiento global), tanto la Unión Europea (UE) como España han ido desarrollando planes específicos para la promoción y el desarrollo de las energías renovables.

Tomando en consideración los tres pilares básicos de la política energética de la Unión Europea —seguridad en el suministro, competitividad y protección medioambiental— la Comisión Europea publicó en 1997 el comunicado *Energía para el Futuro: Fuentes de Energía Renovables. Libro Blanco para una Estrategia y un Plan de Acción Comunitarios* (Comisión de las Comunidades Europeas, 1997). En este documento, que constituyó la base para la promoción y desarrollo de las energías renovables en la UE, se fijó como objetivo que la producción de energía en 2010 procediera en un 12% de fuentes renovables. Este planteamiento fue recogido por el estado español en 1999 mediante la aprobación del *Plan de Fomento de las Energías Renovables en España* (PFER) (IDAE, 1999). Para alcanzar el porcentaje marcado, el PFER confiaba en el incremento del uso de la biomasa, señalando a los residuos forestales como uno de sus proveedores. En concreto, se estableció que en el año 2010 la contribución energética de la biomasa residual forestal debía ser de 450.000 toneladas equivalentes de petróleo (tep) al año.

I.1.2. LA BIOMASA RESIDUAL FORESTAL

La biomasa residual forestal refiere a las hojas-acículas, ramas, rabeones e incluso a árboles de pequeñas dimensiones (diámetros inferiores a 7,5 cm) generados tanto en tratamientos selvícolas como en aprovechamientos madereros parciales o finales que no son extraídos habitualmente por no ser convertibles en subproductos, pero que pueden ser utilizados como combustible orgánico.

Siguiendo el concepto de “árbol completo” introducido por Young et al. (1964), la biomasa residual forestal de un árbol estaría compuesta por la suma de su *follaje*, su *ramaje* y de la *parte superior de su tallo no útil para propósitos comerciales* (rabeón). Dentro del concepto de *follaje* quedan incluidos las hojas y/o acículas, los nuevos brotes y los órganos reproductivos; por su parte, el término *ramaje* incluye la madera y la corteza de las ramas vivas o muertas. Por último, la *parte superior del tallo no útil para propósitos comerciales* (rabeón) refiere a la sección superior del tallo que no es utilizada en operaciones madereras debido a su pequeño diámetro y a su alto grado de ramaje, oscilando el diámetro inferior de esta parte superior del tallo entre los 5-10 cm. De aquí en adelante, éstos serán los componentes del árbol a los cuales nos referiremos como biomasa residual forestal.

Tomando el diagrama de Young et al. (1964) para un árbol medio, el 100% del volumen del árbol se reparte como sigue (Gobierno de Aragón-CIRCE, 1997): 60% en el fuste maderable, 20% en el tocón o raíces, 15% en las ramas (y follaje) y 5% en el rabeón. De esta manera, dejando a un lado el tocón y las raíces (ya que estas partes son muy costosas de extraer), la biomasa residual forestal compuesta por las ramas, el follaje y el rabeón suponen aproximadamente un 20% del volumen total del árbol.

■ FIGURA I.2.

Biomasa residual forestal y fuste maderable obtenida en una corta

Los tratamientos más comunes aplicados a esta biomasa residual forestal en España son la quema controlada o el amontonamiento del material en el monte, siendo pocas veces triturada o astillada y abandonada en el monte para favorecer su rápida incorporación al suelo (Velázquez, 2006). En ocasiones, las ramas y copas son asignadas a los habitantes del municipio para su aprovechamiento como leñas, aunque la disminución de la población en zonas boscosas y la generalización del uso de combustibles fósiles en el medio rural hacen que esto suceda rara vez. Como se ha indicado anteriormente, una salida de estos residuos es su uso como fuente de energía renovable, si bien es necesario señalar que este aprovechamiento debe de producirse de tal forma que quede garantizado el aporte orgánico al suelo del bosque ya que de estos materiales reciben los árboles la mayor parte de los nutrientes.

■ FIGURA I.3.

Aspecto de una masa forestal tras la aplicación de actividades selvícolas y detalle de la biomasa residual generada por uno de los pies

El aprovechamiento energético de la biomasa residual forestal se produce por tres vías: mediante su utilización en aplicaciones térmicas, en aplicaciones eléctricas y en aplicaciones de cogeneración (producción conjunta de energía eléctrica y térmica). La tecnología empleada en estas aplicaciones es la combustión de los residuos que, previamente, han sido objeto de diversas tareas de pretratamiento necesarias para su utilización: de reducción granulométrica (astillado, triturado, molienda...), de reducción de la humedad (secado natural o forzado) y de densificación (pelletizado o briquetado).

Los beneficios del aprovechamiento energético de los residuos forestales dentro de un esquema sostenible son múltiples, pudiendo clasificarse en dos grupos: medioambientales y socio-económicos.

- Beneficios medioambientales: los que, de forma directa, se producen tanto en la fase de producción-recolección del recurso como en su transformación energética.
 - Fase producción-recolección: los aspectos más positivos son los de disminución del riesgo de incendios y de la severidad de éstos en caso de producirse, así como la mengua en la aparición de parásitos y plagas forestales, todo ello al recogerse un material que generalmente queda disperso por el monte, entrando en un proceso de lenta descomposición y secado, ocasionando además un impacto paisajístico visual negativo. Además, la realización de los trabajos selvícolas conducentes a la obtención de residuos para su utilización energética permite mejorar el estado de las masas forestales, permitiendo su regeneración, conservación y aumentando su productividad. Así, la obtención de estos residuos para su aprovechamiento energético se puede integrar en las tareas de ordenación de montes llevadas a cabo por las distintas Administraciones.
 - Fase de aplicación: el hecho más destacable es que la producción de CO₂ derivada de la combustión de biomasa presenta un balance cuanto menos neutro, al emitirse a la atmósfera una cantidad de carbono equivalente o inferior a la fijada durante la formación del residuo forestal. Así pues, en un sistema forestal sostenible, el CO₂ emitido por la combustión de los residuos es reciclado en forma de nueva biomasa conforme se produce el crecimiento de los árboles. Además, dada la composición de estos residuos, las emisiones de azufre y cloro son inapreciables. Por lo tanto, el uso de los residuos forestales para producir energía tiene un balance positivo en la lucha contra el calentamiento global y el cambio climático.
- Beneficios socio-económicos: presentes tanto a escala local-regional como nacional e íntimamente relacionados entre sí.
 - *A escala local y regional*: el aprovechamiento de los residuos forestales supone la valorización y el empleo de un subproducto que, en la mayoría de las ocasiones, no presenta valor de mercado alguno. Este uso de los residuos contribuye a un aumento de la renta en el medio rural. Junto a esto, la aparición de empresas dedicadas a la generación, recolección, transporte y aprovechamiento de los residuos no sólo tiene incidencia en la generación de empleo, sino que puede suponer también un importante impulso a la mejora de infraestructuras y a una diversificación de la actividad económica del espacio rural, ayudando a fijar una población necesaria para el mantenimiento del medio natural.

○ *A escala nacional:* Como ya se ha comentado, el aprovechamiento energético de los residuos forestales contribuye a reducir la dependencia energética del petróleo, lo que ayuda a equilibrar la balanza de pagos nacional. Esto es especialmente importante en un contexto en el que cualquier inestabilidad política o catástrofe medioambiental que afecta a los países productores de petróleo acarrea una subida inmediata del precio del barril de crudo, más aun cuando, como se señala desde diversas organizaciones (p.e. la Association for the Study of Peak Oil and Gas), nos encontramos cerca (si no se ha llegado ya) del máximo de producción mundial, lo se traduce en una caída irremediable de la misma con el aumento generalizado de los precios.

Además, al igual que el resto de las energías renovables, la utilización de la biomasa residual forestal contribuye a implantar un modelo de producción energética descentralizado y diversificado, reforzándose así la seguridad de suministro al no depender únicamente de combustibles fósiles. Respecto a esto último, destacar que la energía de la biomasa presenta la ventaja de su disponibilidad constante frente a otras renovables de carácter más variable como la eólica o la hidroeléctrica, ya que la biomasa conserva su energía hasta el momento de su utilización. Esta propiedad hace que la biomasa sea la energía renovable más fácil de gestionar, permitiendo crear un stock energético para los momentos en que las otras fuentes, renovables o no, no se encuentren disponibles (Puig, 1985; Jarabo, 1999; Lorente, 2009). Junto a esto, destacar que el ahorro de emisiones de CO₂ a la atmósfera debido al uso de la biomasa residual ayuda a cumplir los acuerdos suscritos por España en materia de emisiones contaminantes y lucha contra el cambio climático.

Así, tal y como concluyen Eriksson *et al.* (2002, pp. 15), “cuando los beneficios medioambientales y sociales de la utilización energética de los bosques son tenidos en cuenta, la utilización de la biomasa (residual) forestal para la producción de energía se hace medioambientalmente, económicamente y socialmente justificable”.

Desde una perspectiva más local, los beneficios expuestos derivados del aprovechamiento energético de la biomasa residual forestal ayudan a cumplir los objetivos de diversos planes en vigor impulsados por el Gobierno de Aragón, destacando dentro de estos el *Plan Energético de Aragón 2005-2012*, el *Plan de Acción del Gobierno de Aragón Frente al Cambio Climático* y de *Energías Limpias 2008-2012* y el *Programa de Desarrollo Rural Sostenible en Aragón*.

Sin embargo, a pesar de estos beneficios, el despegue de la actividad industrial en el campo de la biomasa en general y de la residual forestal en particular, no ha ido cumpliendo las expectativas y su progresión es más lenta que la de otras fuentes de energía renovables como la eólica, siendo éste uno de los factores que llevó a la revisión del PFER y a la aprobación en el contexto nacional del vigente *Plan de Energías Renovables 2005-2010* (PER) (IDAE, 2005a). En el PER se definieron nuevos objetivos para el área de la biomasa, incrementándose el aporte de los residuos forestales hasta las 462.000 tep-año en 2010 (32.985 tep en el caso de Aragón, la sexta comunidad autónoma en este aspecto) y, a su vez, se identifican los problemas y barreras detectados durante la vigencia del primer plan que han impedido el crecimiento de esta energía renovable, distinguiéndose entre barreras en la fase

de producción y en la fase de transformación energética del recurso. Dentro de las primeras, se destaca como uno de los principales inconvenientes el desconocimiento de la capacidad real de producción de biomasa residual de una masa forestal. Este desconocimiento es un punto fundamental, ya que impide conocer la oferta constante de residuos que asegure la producción a las centrales de aprovechamiento que los pudieran utilizar (Domínguez et al., 2003, IDAE, 2005b; IDAE, 2007). Junto a esto, debido su elevada dispersión territorial y a su escasa densidad energética, otros factores destacados de índole espacial que también inciden de forma decisiva en su aprovechamiento, por cuanto determinan el coste de la extracción del recurso, son (Pascual et al., 2007): (i) la pendiente, que controla la posibilidad de utilizar maquinaria y su rendimiento; (ii) la extensión de la masa forestal, que establece la necesidad de desplazamientos entre cuartos forestales en la jornada laboral; y (iii) la distancia a pistas, caminos y carreteras utilizados para su evacuación y transporte desde la zona de extracción, que determina parte de los costes de transporte.

Para superar esta importante barrera, además de la adopción de medidas generales como la creación de la Comisión Interministerial para el aprovechamiento energético de la biomasa creada en la Orden PRE/472/2004, de 24 de febrero, el PER 2005-2010 propone como medida concreta el desarrollo de la Disposición Adicional Cuarta de la Ley 43/2003, de 21 de noviembre, de Montes. Esta Disposición, titulada Uso energético de la biomasa residual forestal, dice textualmente: “El Gobierno elaborará, en colaboración con las comunidades autónomas, una estrategia para el desarrollo del uso energético de la biomasa residual forestal, de acuerdo con los objetivos indicados en el Plan de Fomento de las Energías Renovables en España”. De esta manera, dicha Disposición otorga un papel importante a las comunidades autónomas, no especificando ninguna metodología para cuantificar con precisión la cantidad de biomasa residual forestal existente en un determinado territorio.

Así pues, la determinación de una metodología que permita superar esta barrera es una cuestión esencial, ya que el primer paso para el crecimiento de esta fuente de energía debe ser el conocimiento de la cantidad de recursos potencialmente disponibles para ser usados (Esteban et al., 2008). Esta cuestión es relevante en un momento en el que el nuevo *Plan de Energías Renovables 2011-2020* (en redacción), recogiendo lo dispuesto en la Directiva 2009/28/CE, marca como objetivo que el 20% del consumo de energía final en España en 2020 proceda de energías renovables, el doble de lo marcado en el anterior Plan para el año 2010 (Ministerio de Industria, Turismo y Comercio, 2010b). Esta metodología debe ser sencilla y extrapolable, tanto en el espacio como en el tiempo, para obtener así una fuente de información fácilmente actualizable.

A este respecto, la teledetección (cuyos fundamentos básicos se recogen en el siguiente apartado) se ha mostrado como una herramienta adecuada para la realización de tareas de inventario forestal y para la estimación de la biomasa gracias a la correlación que existe entre los parámetros forestales que definen a un árbol (diámetro del tronco, altura...) y a una masa (densidad de copas, volumen total, etc) con la información radiométrica contenida en las imágenes de satélite y a las características de éstas (Tomppo et al., 2008; Powell, 2010). Así, la obtención en las imágenes de satélite de información espacial de forma continua y recurrente en el tiempo permite superar algunos de los problemas asociados a las limitaciones de los inventarios puntuales tradicionales, como son el uso de extrapolaciones hechas a partir de un conjunto más o menos importante de parcelas que sólo representan una muestra discreta en una dimensión espacial continua que, a menudo, resultan poco consistentes, o la necesidad

de emplear largos periodos de tiempo para la realización de estos inventarios en extensas áreas de terreno (Salvador y Pons, 1998a; Lu, 2006). Además, permite reducir el gasto en su realización, ya que puede eliminar gran parte del trabajo de campo necesario en el muestreo de parcelas, el cual consume la mayor parte del presupuesto asignado a dichos inventarios (Hyypä e Hyypä, 2001).

Por otro lado, también supera los métodos basados exclusivamente en Sistemas de Información Geográfica (SIG), ya que éstos necesitan, además del trabajo de campo para obtener los datos de biomasa, de un alto volumen de capas de información auxiliar, siendo la calidad y adecuación de estas capas requisito fundamental para la exactitud de los resultados. Junto a esto, es de destacar que las relaciones entre la variable biomasa y estas capas de información auxiliar no es directa (son capas de información sobre diferentes variables relacionadas con la superficie forestal, no con la cantidad de biomasa), siendo difícil completar con esta información auxiliar todas las variables y escenarios que condicionan la mayor o menor cantidad de biomasa (Lu, 2006).

A continuación, tras una breve introducción sobre conceptos básicos de teledetección, se repasan las principales aplicaciones de esta disciplina en el contexto de la estimación de parámetros forestales y de biomasa mediante el concurso de sensores pasivos ópticos, grupo en el que se encuentra el utilizado en el presente trabajo para lograr el objetivo planteado.

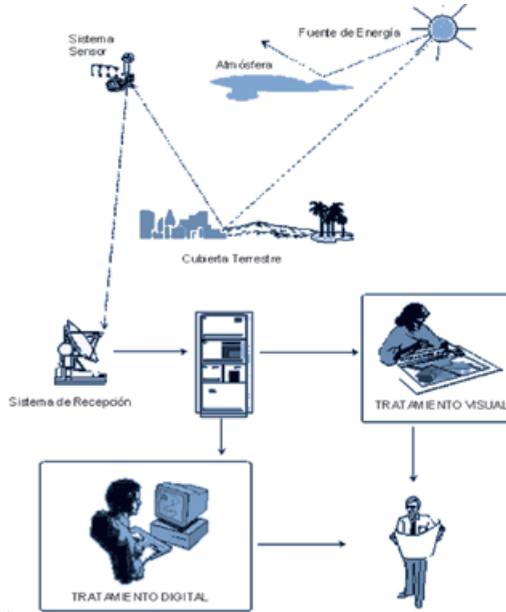
I.2. Aplicaciones forestales de la teledetección para la evaluación de parámetros forestales

I.2.1. FUNDAMENTOS DE TELEDETECCIÓN

La teledetección es la disciplina científica que obtiene información sobre un objeto, un área o un fenómeno a través del análisis de los datos adquiridos por un dispositivo que no está en contacto con ese objeto, área o fenómeno. En sentido estricto, el término teledetección espacial se reserva para el conjunto de técnicas que permiten adquirir e interpretar imágenes de la superficie terrestre obtenidas desde sensores transportados en satélites, empleando para ello la energía electromagnética como medio de detectar y medir las características y propiedades de los objetos. Aunque la fotografía aérea y los sensores aerotransportados quedan fuera de este término de teledetección espacial, éstos recursos son técnicas que en muchas ocasiones actúan como herramientas auxiliares de los sensores espaciales (Chuvieco, 2002).

Un sistema de teledetección espacial se compone de una fuente de energía, que es el origen de la radiación electromagnética que capta el sensor; la cubierta terrestre, que recibe la radiación electromagnética y la refleja o emite conforme sus características físicas; un sistema sensor, que capta esa energía procedente de los objetos y que se encuentra instalado en un satélite; un sistema de recepción-comercialización, que almacena los datos adquiridos por el sensor y, finalmente, un intérprete o usuario, que convierte esos datos en información (Figura I.4).

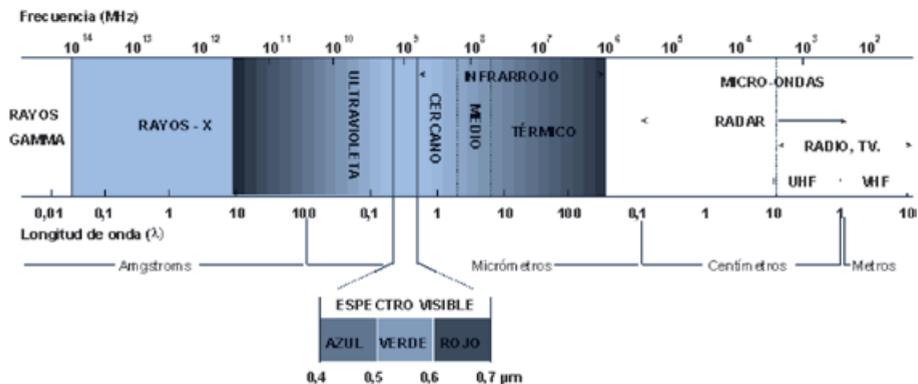
■ FIGURA I.4.

Componentes de un sistema de teledetección. Adaptado de Chuvieco (1996)

La teledetección (de aquí en adelante se emplea el término en su sentido más amplio, incluyendo tanto sensores satelitales como aerotransportados) es considerada como un instrumento de análisis geográfico, ya que considera el planeta Tierra como un sistema integrado del cual se obtienen imágenes que proporcionan una perspectiva sintética de la interacción de los fenómenos y variables que lo forman, considerando diferentes escalas de detalle. La utilización para ello de la energía electromagnética permite la indagación en el territorio desde una perspectiva no posible con la mera observación del ojo humano, aportando nuevas dimensiones de análisis. A este respecto, aunque el espectro electromagnético es un sistema continuo, la teledetección lo separa, a efectos prácticos, en una serie de regiones en las cuales la radiación electromagnética presenta un comportamiento similar. Su denominación y rango espectral más aceptados son los siguientes: espectro visible (de 0,4 a 0,7 μm), infrarrojo próximo (de 0,7 a 1,3 μm), infrarrojo medio (de 1,3 a 8 μm), infrarrojo térmico (de 8 a 14 μm) y micro-ondas (a partir de 0,1 cm).

FIGURA 1.5.

Descomposición del espectro electromagnético en regiones. Adaptado de Chuvieco (1996)



El criterio más empleado para la clasificación de los distintos sensores hace referencia al origen de la energía que captan. Así, existen dos tipos de sensores: activos y pasivos. Los sensores activos están caracterizados por emitir energía en la región de las micro-ondas, energía que es reflejada por la superficie terrestre y es posteriormente captada por el sensor. Los denominados sensores SAR (*Synthetic Aperture Radar*) y LIDAR (*Light Detection and Ranging*) son los que operan de esta forma. Los sensores pasivos son aquellos que solamente recogen la energía electromagnética procedente de la superficie terrestre, ya sea ésta reflejada del Sol, lo que se produce el llamado “espectro óptico” (comprendido desde los 0,4 μm hasta los 2,5 μm) o emitida en función de su temperatura (desde los 2,5 μm , donde coinciden los fenómenos de reflexión y emisión, hasta los 14 μm).

1.2.2. Aplicaciones de inventario forestal

Los inventarios forestales, además de tratar de conocer los tipos de especies y bosques presentes en un territorio y su distribución, también centran su interés en el conocimiento de algunos parámetros forestales de tipo continuo. Franklin (2001) destaca 7 de estos parámetros forestales como de gran interés para caracterizar los atributos estructurales de un bosque, ya sean referidos a una masa forestal individualizada o discreta (con límites definidos) o a un territorio forestal o de arbolado continuo: (i) densidad de copas del bosque; (ii) diámetro del tallo a la altura del pecho (dbh); (iii) volumen; (iv) altura; (v) densidad del tallo; (vi) edad y (vii) estado de desarrollo.

Aunque las técnicas de clasificación digital de imágenes de satélite se han empleado para generar cartografías de algunas de estas variables, las aplicaciones de la teledetección para la estimación de estos parámetros se han centrado mayoritariamente en el desarrollo de modelos empíricos o semi-empíricos basados en las relaciones estudiadas en los modelos físicos de transferencia radiativa en bosques. En este sentido, se han desarrollado gran cantidad de estudios que tienen por objeto estimar los parámetros forestales enumerados como

variables dependientes que pueden ser estimadas o predichas mediante el uso de imágenes de satélite calibradas, aplicándose normalmente la siguiente metodología: (i) establecimiento de una serie de parcelas de muestreo en un área forestal y medición del parámetro forestal que se quiere estudiar; (ii) adquisición de las imágenes de satélite adecuadas para la estimación del parámetro que contienen esas parcelas; (iii) localización de las parcelas en la imagen; (iv) extracción de los datos radiométricos de las parcelas; (v) desarrollo de un modelo que relacione los datos de campo con la información radiométrica; (vi) utilización del modelo para estimar el parámetro forestal estudiado en el resto de píxeles forestales de la imagen a partir de su valor radiométrico.

Así pues, el parámetro forestal estudiado y muestreado en la parcelas (por ejemplo, el dbh o la altura) constituye la variable dependiente y los datos espectrales obtenidos de la imagen en esas localizaciones se convierten en las variables independientes. Una vez ajustado el modelo de relación mediante los distintos procedimientos estadísticos, el modelo es invertido para conocer el valor de la variable dependiente en el resto de áreas forestales contenidas en la imagen, por cuanto se asume que los datos espectrales dependen y se relacionan de igual manera que en el modelo obtenido.

Las mejoras introducidas por la teledetección en la realización de inventarios forestales quedan perfectamente reflejadas en las palabras de McRoberts y Tomppo (2007, p. 413), quienes afirman que “los datos de teledetección no solamente han contribuido a incrementar la velocidad, la eficiencia de coste y la precisión de los inventarios, sino que también han facilitado la construcción de mapas de atributos forestales con resoluciones espaciales y exactitudes que no eran posibles unos años atrás”. Reflejo de esto es la utilización en Finlandia, desde 1990, de imágenes de satélite para generar cartografía forestal a escala nacional de forma operativa mediante la combinación de parcelas de campo y registros de estas imágenes.

Existe una ingente producción científica sobre la estimación de parámetros forestales continuos mediante el uso de la teledetección. Dentro de los que se basan en el uso de sensores pasivos ópticos, encontramos diversos ejemplos con imágenes de baja resolución espacial (píxeles de más de 100 m de lado), media (entre 10-100 m) y alta (píxeles inferiores a 10 m). Así, los trabajos de Tottrup et al. (2007) y Muukkonen y Heiskanen (2007) ofrecen una visión de la utilización de imágenes de baja resolución espacial para estimar, respectivamente, la edad, el estado de desarrollo y el volumen de madera de bosques en grandes extensiones. Sin duda, la utilización de imágenes de resolución media como Landsat y Spot para derivar parámetros forestales a escala regional es la aplicación más abundante en la bibliografía, existiendo, sobre todo, numerosos trabajos centrados en la estimación de volumen de madera (p.e., Reese et al., 2002; Mäkelä y Pekkarinen, 2004; Magnusson y Fransson, 2005; Hall et al., 2006). En cuanto a la utilización de imágenes de alta resolución espacial, existe un menor número de referencias; sirvan como ejemplo los trabajos realizados en el seno del Instituto de Investigación Forestal de Finlandia (Tuominen y Pekkarinen, 2005). Por último, dentro de este último grupo cabe señalar también el uso de sensores hiperspectrales para estas aplicaciones, como en el trabajo de Jia et al. (2006), que emplean imágenes AVIRIS y los trabajos llevados a cabo en el seno del CREAM, que experimentaron la utilidad del sensor aerotransportado CASI (Baulies y Pons, 1995; Salvador et al., 1997).

La extensa bibliografía existente da idea de la complejidad inherente al propósito de evaluar parámetros forestales mediante técnicas de teledetección, ya que para estimar una misma variable (por ejemplo, volumen de madera) existe una ingente variedad de trabajos que

lo abordan con diferentes sensores y técnicas, resultando una estimación con más o menos éxito, pero quedando siempre una parte de la varianza de la variable sin explicar. Estos problemas se comentarán más adelante junto a los relativos a la estimación de la variable biomasa, una de las más importantes variables biofísicas estimadas mediante teledetección.

I.2.3. ESTIMACIÓN DE BIOMASA EN ÁMBITOS FORESTALES

La variable biomasa es un parámetro forestal de primer orden de importancia. Su separación del resto de parámetros hasta ahora comentados se debe a dos motivos: en primer lugar, que esta variable —aunque trascendente— no suele estar contemplada en la realización de inventarios forestales, por lo que no se muestrea directamente en la fase de trabajo de campo; en segundo lugar, que, al contrario que otros parámetros como dbh o volumen de madera, no es una variable exclusiva de los bosques, sino que son también variables críticas en el estudio de zonas de matorral, pastizales y praderas. La metodología de trabajo seguida en teledetección para la estimación de esta variable es análoga en muchos casos a la empleada en la estimación de los parámetros forestales de inventario comentados.

I.2.3.1. Importancia del conocimiento de la biomasa forestal y su estudio mediante teledetección

El interés suscitado en los últimos años por el estudio de la biomasa viene dado por su importancia para entender y modelizar el cambio climático, el cual ha sido identificado como el mayor problema medioambiental del presente siglo. Una de las mayores incógnitas que existen para entender el futuro devenir del clima y de sus consecuencias es la cuantificación de los inputs (emisiones de CO₂) y los outputs (sumideros de CO₂) del ciclo de carbono (C), en el cual los bosques juegan un papel fundamental, siendo esta cuestión destacada en las conclusiones del Protocolo de Kyoto.

En este sentido, aunque gran parte de las emisiones de CO₂ provienen del uso de combustibles fósiles, también son muy importantes las cantidades de este gas liberadas a la atmósfera durante los incendios forestales (Palacios-Orueta et al., 2005; Lu, 2006). Para estimar las emisiones de gases de efecto invernadero debidas a los incendios forestales se han desarrollado varios métodos, algunos de ellos a partir de la utilización de datos proporcionados por teledetección (Palacios-Orueta et al., 2005). Estos métodos requieren de estimaciones sobre la biomasa que se ha quemado y de factores de emisión. Una de las mayores incertidumbres para mejorar estos modelos es la falta de información sobre la biomasa quemada (carga de combustible) debido a su alta variabilidad espacio temporal (Chuvieco et al., 2006).

Como resulta obvio, si los incendios forestales son uno de los más importantes emisores de carbono a la atmósfera es por el importante papel que los bosques tienen como sumideros de carbono terrestre (Muukkonen y Heiskanen, 2007). Así pues, la biomasa forestal representa la cantidad potencial de C que puede ser liberada debida a la deforestación o la conservada en la superficie terrestre cuando los bosques son correctamente gestionados.

Por otra parte, el conocimiento de la biomasa forestal es también importante por su utilidad como indicador estructural y funcional de los atributos de los ecosistemas forestales, para la definición de diferentes hábitats terrestres, para el estudio de la productividad del eco-

sistema, para la localización de nutrientes, para el conocimiento de las zonas de acumulación de combustible y para el planeamiento y la gestión de operaciones forestales con propósitos comerciales, todo ello a lo largo de un amplio rango de condiciones medioambientales.

A este respecto, las imágenes de teledetección constituyen una fuente primaria de información para la estimación de biomasa (Lu, 2006). De acuerdo con la *Guía de Buenas Prácticas del Panel Intergubernamental para el Cambio Climático* (cuyas siglas en inglés son IPCC-GPG), las técnicas de teledetección son especialmente útiles para verificar las cartografías y estadísticas de usos del suelo, las de cambios de usos del suelo y las estimaciones de reserva de C en los bosques, haciendo especialmente referencia este último apartado a las estimaciones de biomasa total aérea¹ (Muukkonen y Heiskanen, 2005; 2007), que en la bibliografía anglosajona aparece referida como *aboveground biomass* (AGB).

Como en el caso de la estimación de parámetros forestales continuos, existe en la literatura científica un gran número de aproximaciones que han intentado estimar la biomasa total aérea (a partir de ahora denominada simplemente biomasa) mediante la utilización de técnicas de teledetección, utilizando para ello tanto imágenes ópticas como radar. A este respecto, es importante resaltar que la biomasa no puede ser medida directamente mediante imágenes de satélite ópticas, pero la información de reflectividad² proporcionada por éstas sí que puede ser relacionada con la biomasa estimada a partir de trabajo de campo (Dong et al., 2003; Muukkonen y Heiskanen, 2005).

Sin embargo, ninguna de las aproximaciones desarrolladas en el seno de la teledetección ha logrado presentar una técnica consistente y enteramente reproducible y aplicable a escala regional o continental (Muukkonen y Heiskanen, 2005; Powell et al., 2010). Los principales problemas en la estimación de biomasa mediante teledetección aparecen a la hora de estudiar bosques localizados en zonas de topografía irregular y/o caracterizados por tener una estructura espacial compleja debido a la presencia de múltiples especies de diferentes rangos de edad. En consecuencia, abundan en la bibliografía trabajos desarrollados a varias escalas de trabajo y en diferentes ecosistemas que intentan ofrecer una metodología adecuada para estimar la biomasa en su correspondiente área de estudio, solventando los distintos problemas encontrados mediante el concurso de diferentes sensores y técnicas estadísticas. Así, desde el lado de los sensores ópticos se han llevado a cabo diferentes experiencias con usando datos multiespectrales e hiperspectrales de resolución espacial baja y alta, si bien las más recurrentes corresponden a la utilización de datos obtenidos a resolución media, principalmente mediante el concurso del sensor Landsat TM o ETM+ (Lu, 2006; Powell et al., 2010). A continuación, nos centramos en las experiencias previas más relevantes llevadas a cabo con este sensor, el utilizado en el este trabajo.

¹ Contabilizada como la fracción de biomasa que se encuentra por encima del suelo (es decir, sin considerar las raíces)

² Entendida como la relación entre el flujo incidente y el reflejado por una superficie (Chuvienco, 1996). La reflectividad varía entre 0 (superficie perfectamente absorbente) y 1 (superficie totalmente reflectora). La reflectividad de un determinado tipo de cubierta depende de sus características físicas y químicas y de las condiciones de observación, siendo distinta en las distintas bandas del espectro electromagnético (reflectividad espectral).

1.2.3.2. Utilización del sensor Landsat para la estimación de biomasa

En la bibliografía referida a la estimación de biomasa a escalas regional y local, al igual que en las aplicaciones de la teledetección en tareas de inventario forestal, la utilización de imágenes ópticas con resolución media aparece ampliamente representada, siendo Landsat el satélite más utilizado (p.e. Roy y Ravan, 1996; Todd et al., 1998; Fazakas et al., 1999; Steininger, 2000; Foody et al., 2001; Mickler et al., 2002; Reese et al., 2002; Foody et al., 2003; Labrecque et al., 2003; Phua y Saito, 2003; Calvao y Palmeirin, 2004; Mallinis et al., 2004; Lu et al., 2004; Zheng et al., 2004; Lu, 2005; Lu y Batistiella, 2005; Hall et al., 2006; Labrecque et al., 2006; Wulder et al., 2008; Meng et al., 2009; Powell et al., 2010). La frecuente utilización de este sensor para la estimación de biomasa a estas escalas responde a la utilidad de sus imágenes para cartografiar y hacer un seguimiento controlado de las condiciones biofísicas forestales de una manera consistente y replicable (Jakubauskas, 1996). Su resolución espacial (30 m en las bandas reflectivas), su resolución espectral (3 bandas en la región del visible, una en el infrarrojo cercano y 2 en el infrarrojo medio), el carácter global y periódico de su cobertura a lo largo de las últimas décadas y su buena comercialización son los factores que explican su frecuente uso por parte de científicos procedentes de diversas áreas de conocimiento (Chuvieco, 2002). Los métodos estadísticos empleados para estimar biomasa usando imágenes TM o ETM+ son principalmente modelos de regresión lineales y no lineales, modelos de redes neuronales y modelos de interpolación del vecino más próximo, alcanzándose diferentes grados de éxito en el cumplimiento de los objetivos enunciados. A este respecto, los principales problemas para lograr una buena estimación aparecen cuando los bosques estudiados presentan una estructura compleja (Lu, 2006).

Un análisis detallado sobre la bibliografía existente nos muestra cómo cuando los ámbitos de aplicación corresponden a bosques boreales densos, homogéneos y de topografía poco compleja, los resultados son más directos y precisos que cuando se trabaja en entornos tropicales y mediterráneos, si bien es cierto que, tal y como indican Hyypä y Hyypä (2001, p. 2613), "...la comparación de resultados de estudios previos es extremadamente difícil debido a las diferencias existentes entre las áreas de estudio y las características estudiadas del área forestal, los procedimientos de validación, los parámetros usados como criterio de evaluación (R^2 , error estándar), la selección de las parcelas incluidas en el estudio y el número de predictores usados en el modelo".

Un hecho que refleja la utilidad de las imágenes Landsat para la estimación de los parámetros forestales en medios boreales es la incorporación de este tipo de imágenes en la elaboración del Inventario Forestal Nacional (IFN) de Finlandia desde la década de los 90. Este inventario forestal combina datos de campo obtenidos en parcelas de muestreo, información radiométrica procedente de imágenes Landsat e información auxiliar por medio de métodos estadísticos no paramétricos (*k-Nearest neighbour*) (*k*-NN), siguiendo un esquema metodológico empírico: la información forestal de las parcelas de muestreo localizadas en la imagen de satélite es generalizada a todo el área comprendida, utilizando para ello las propiedades espectrales de esas parcelas proporcionadas por la imagen y el resto de píxeles que la componen.

Este tipo de inventario basado en la utilización de imágenes de satélite se ha mostrado útil para la estimación de atributos forestales de áreas de medio y de gran tamaño (escala municipal, regional o nacional), pero la precisión alcanzada a nivel de parcela y de cuartel

forestal no es la adecuada para la gestión forestal (Mäkelä y Pekkariinen, 2001; Tuominen y Pekkariinen, 2005). Un buen ejemplo de cómo aumenta la precisión de este método a medida que el área de inventario considerada es mayor es el trabajo de Fazakas et al. (1999). En este trabajo se utiliza el error cuadrático medio (RMSE) para evaluar las diferencias en 6 áreas forestales de diferente tamaño (7,39, 11,9, 16,4, 34,6, 73,1 y 510 ha) entre los valores reales de volumen de madera y de biomasa proporcionados por el inventario y los estimados a partir de la utilización de una imagen Landsat y del método. El resultado es que, mientras que en el primer nivel de agregación el RMSE es superior a 70% para ambas variables, en el nivel de agregación de 510 ha es solamente de 8,7% para la biomasa y de 4,6% para el volumen de madera.

En medios tropicales el principal problema que se presenta a la hora de estimar parámetros continuos mediante teledetección es su elevada heterogeneidad, fruto de la estructura compleja y de la gran riqueza de especies que caracteriza estos bosques húmedos. Debido a esta compleja estructura forestal aparecen determinados problemas que inciden notablemente en la bondad de la estimación de biomasa hecha mediante imágenes de satélite, como son, por ejemplo, (i) el impacto de las sombras de la propia cubierta en la signatura espectral; (ii) la aparición de cuarteles con idénticas cantidades de biomasa pero con estructura muy diferente (un cuartel compuesto por varios ejemplares de una especie de gran altura puede tener la misma cantidad de biomasa que otro compuesto por un ejemplar de gran altura de esa especie y varios de otra especie con un porte mucho menor); y (iii) la existencia de una gran cantidad de vegetación, lo que puede llevar a situaciones de saturación en la respuesta espectral del sensor (Foody et al., 2001; Lu et al., 2004; Lu, 2006). Estas características propias de entornos tropicales convierten en inapropiados algunos de los métodos usados en otros ambientes. Además, estas peculiaridades aumentan la ya de por sí difícil tarea de elaborar modelos de estimación de biomasa fácilmente transferibles entre regiones. La regresión es el método estadístico más utilizado para estimar biomasa en bosques tropicales mediante imágenes Landsat, aunque también se ha probado el uso de redes neuronales.

Las experiencias llevadas a cabo para la estimación de parámetros forestales mediante imágenes Landsat en medios mediterráneos (en los cuales se incluye el área de estudio de esta tesis) son más bien escasas. Las regiones mediterráneas están caracterizadas por presentar unos patrones vegetales que presentan una alta heterogeneidad espacio-temporal. Esta heterogeneidad es debida a la existencia de grandes zonas de transición vegetal que están compuestas por la mezcla de especies en los diferentes estratos y que son resultado de la respuesta vegetal, más o menos evolucionada, ante los numerosos y continuados impactos y alteraciones sufridos con anterioridad, tanto de origen antrópico como natural, siendo difícil alcanzar la vegetación "climax" y dando lugar a paisajes altamente fragmentados. Esta característica definitoria de las áreas mediterráneas tiene su reflejo en las diferentes aproximaciones hechas en el seno de la teledetección para el estudio de los bosques mediterráneos, identificándose una serie de limitaciones en su uso para la evaluación de los principales variables forestales continuas, incluida la biomasa. Además de esta diversidad de las áreas forestales mediterráneas en cuanto a composición de especies y estados de desarrollo, también hay que tener en cuenta otros factores como son la complejidad del relieve que generalmente presentan (Mallinis et al., 2004).

Restringiéndonos a ámbitos mediterráneos europeos, los trabajos de Salvador y Pons (1998a,b), aunque no estudian directamente la variable biomasa forestal, constituyen una de

las primeras referencias en la utilización de imágenes Landsat para la estimación de parámetros de inventario forestal. En concreto, los dos trabajos señalados intentan desarrollar modelos predictivos para las variables cobertura del dosel vegetal, área basimétrica, volumen del tallo y LAI, todas ellas obtenidas a partir de datos proporcionados por el Inventario Ecológico Forestal de Cataluña (IEFC) en zonas de bosque dominadas por *Pinus sylvestris*, *P. nigra* y *Quercus ilex* situadas en áreas montañosas. El método estadístico que se utilizó para relacionar los datos de campo de estas variables con los de reflectividad proporcionados por Landsat fue la regresión, tanto simple como múltiple. Los resultados obtenidos indican que, aunque las relaciones encontradas entre los parámetros y los valores radiométricos son significativas, no se puede llegar a establecer un modelo de estimación robusto y operacional, señalándose la alta heterogeneidad espacial de los bosques estudiados como una de las principales causas. En el trabajo de Mallinis et al. (2004) sí que se consideró la variable biomasa como uno de los parámetros forestales a estimar mediante el uso de una imagen Landsat en una zona de paisaje mediterráneo. En concreto, el área de estudio de este trabajo se localizó al norte de Grecia, estando las áreas forestales de esta zona compuestas por *Pinus sylvestris* con un rico sotobosque. Para elaborar este trabajo se utilizaron 34 parcelas de campo. Para incrementar la información espectral proporcionada por Landsat, fueron aplicadas varias transformaciones (análisis de componentes principales, Tasseled-Cap y varios índices de vegetación) sobre la imagen. El método estadístico utilizado fue el análisis de regresión, desestimando el uso de *k-NN* el común en medios boreales ya que, como indican los autores, “una de las asunciones de este método (*k-NN*) es la existencia de bosques de similares características a lo largo del área de referencia cubierta por la imagen de satélite” (Mallinis et al., 2004, p. 454), condición ésta que no se da en entornos mediterráneos. Los resultados recogidos en este trabajo muestran la dificultad de encontrar un modelo predictivo para la variable biomasa, siendo ésta más difícil de modelar que otras de las variables forestales consideradas, identificándose como uno de los factores responsables nuevamente la compleja estructura de los bosques mediterráneos.

Otros dos interesantes trabajos que centran su atención en la estimación parámetros forestales continuos en medios mediterráneos son el de Vázquez de la Cueva (2005) y el de Maselli y Chiesi (2006). El primero de ellos, analiza las relaciones existentes entre los registros de una imagen y los datos proporcionados por el Tercer Inventario Forestal Nacional (IFN-3) en la porción occidental del Sistema Central considerando distintas especies presentes (*Pinus pinaster*, *Quercus ilex* y *Q. pyrenaica*). Para ello utiliza un total de 764 parcelas, para las que se dispone de datos sobre área basimétrica, densidad de pies, altura de la masa, fracción de cabida cubierta total de la vegetación y fracción de cabida cubierta total arbórea. La metodología empleada es el análisis de correlación, empleando 3 grupos distintos de parcelas para cada especie, de tal manera que el primero de ellos contiene todas las disponibles, mientras que en el segundo se eliminan aquellas que presentan outliers y valores extremos y en el tercero se prescinde de las parcelas que se encuentran en áreas con respuesta espectral heterogénea. Los resultados muestran correlaciones significativas para casi todas las variables cuando todas las parcelas son tomadas en consideración. Sin embargo, estas correlaciones dejan de ser significativas en algunas variables cuando se utilizan los grupos más restringidos, siendo achacada esta situación por el autor a la ausencia de relaciones biofísicas sólidas debido una vez más a la heterogeneidad de los medios mediterráneos. El segundo trabajo se centra en la estimación de volumen de madera en la Toscana (Italia). Este compara

tres métodos distintos de estimación: dos de ellos basados en la utilización de una imagen Landsat (k - NN y análisis de regresión localmente calibrado) y uno basado en un método de interpolación espacial a partir de principios geoestadísticos (kriging). Utilizan para ello un total de 2000 parcelas obtenidas del Inventario forestal regional de la Toscana, en la cuales aparecen representadas las distintas especies. Un análisis exploratorio de las relaciones entre el volumen de madera y las bandas de TM mostró que las correlaciones eran negativas y bastante bajas (inferiores a 0,3), siendo identificada esta situación como consecuencia de la alta heterogeneidad de los bosques y de la combinación de otros factores que influyen las firmas espectrales (topografía y visibilidad-influencia del suelo y de la vegetación arbustiva de monte bajo). Las comparaciones entre los tres métodos propuestos muestran que, considerando la densidad de muestreo original, todos ellos presentan niveles de exactitud similares y bajos a nivel de píxel. Cuando la densidad de parcelas es progresivamente reducida, la exactitud obtenida por medio de interpolación espacial va disminuyendo, mientras que la derivada de los dos métodos que utilizan datos radiométricos no se ve afectada.

1.3. Objetivo e hipótesis

En este contexto, el *objetivo general de esta investigación es desarrollar una metodología eficaz para estimar y localizar la biomasa residual forestal de los bosques de Pinus sylvestris, P. halepensis, P. nigra y P. pinaster de la provincia de Teruel mediante ajustes de regresión entre los valores obtenidos a partir de trabajo de campo e información forestal preexistente, por una parte, y los registros de las imágenes de satélite y de información auxiliar de carácter topográfico y forestal, por otra*. Este procedimiento permitirá inventariar los montes respecto de una variable no disponible en el momento de realización de la tesis: los residuos energéticamente aprovechables que se obtendrían de la realización de los tratamientos selvícolas adecuados y de futuras explotaciones madereras en los pinares turolenses.

Se pretende, por tanto, desarrollar un modelo sencillo y aplicable a escala provincial y regional que proporcione una cartografía fiable y actualizable sobre los recursos de biomasa residual forestal existentes, eliminando de esta manera una de las principales barreras en la utilización energética de este recurso: su conocimiento preciso en localización y cantidad. A su vez, *con el empleo de una metodología sencilla se pretende que el método desarrollado pueda ser adoptado por las distintas Administraciones como herramienta útil, tanto para la gestión forestal como para la planificación del territorio, ya que la planificación energética tiene una alta incidencia en la ordenación territorial, circunstancia ésta que alcanza su máximo exponente cuando se trata de energías renovables, dada la estrecha relación que existe entre éstas y el territorio*. Así, el presente trabajo pretende complementar los resultados en cuanto a evaluación y disponibilidad de recurso del *Plan de Acción de la Biomasa forestal de Aragón 2008-2015*, actualmente en fase de redacción, y que pretende incorporar diversas medidas para la dinamización del mercado energético de la biomasa forestal obtenida a partir de la gestión forestal sostenible y para la logística y la preparación del producto, así como el fomento de I+D+i en aprovechamientos forestales.

Este objetivo general se fundamenta en la *hipótesis* de que es posible estimar de forma precisa la biomasa residual forestal mediante el uso de imágenes de teledetección y de trabajo de campo. Esta hipótesis descansa en el hecho de que la estimación de variables forestales continuas, en general, y de biomasa, en particular, constituye una de las líneas de trabajo más

prolíficas y fructíferas de la teledetección. Aunque la biomasa no puede ser medida directamente mediante imágenes de satélite, la información de reflectividad proporcionada por éstas sí puede ser relacionada con la biomasa estimada a partir de trabajo de campo (Dong et al., 2003; Muukkonen y Heiskanen, 2005). Este mismo principio se puede aplicar a la biomasa residual forestal, ya que no deja de ser una fracción de la total considerada en muchos de los trabajos de estimación abortados en el ámbito de la teledetección. Además, a priori, esta fracción de la biomasa total —compuesta por follaje, ramaje y rabeón— será más fácilmente relacionable con imágenes ópticas de satélite, ya que éstas registran fundamentalmente la parte superior del dosel vegetal.

La elección del método de análisis estadístico, el análisis de regresión, responde, por un lado, a la pretensión de desarrollar un modelo sencillo y fácilmente asumible por las Administraciones y, por otro, a que ha sido ampliamente utilizado en los trabajos que tienen por objeto la estimación de parámetros forestales continuos mediante teledetección. El método k-NN, que tan buenos resultados genera en medios boreales, es descartado debido a que no se ajusta a las condiciones de heterogeneidad y fragmentación de los bosques mediterráneos, características éstas que hacen que no se cumpla una de las premisas básicas para aplicarlo, la de uniformidad en el área incluida en la imagen de satélite (Mallinis et al., 2004).

Para cumplir con este objetivo, además del concurso de las imágenes de satélite, la utilización de los SIG resulta fundamental. Los SIG —como tecnología de integración de la información que funciona como una base de datos sofisticada en la que se relaciona información espacial y temática mediante una extensa colección de funciones analíticas, de visualización, de edición, etc.— permiten el modelado de todos los materiales necesarios para la obtención de las variables que más tarde se utilizarán en la formulación del modelo de estimación, así como el análisis de estas variables y su representación. Junto a esto, en la parte final del trabajo esta herramienta es la que permite, en primer lugar, modelizar los tres factores espaciales principales que, junto a la cantidad de recurso, inciden de forma decisiva en su aprovechamiento por cuanto determinan la posibilidad y el coste de la extracción: la pendiente, la extensión de la masa forestal y la distancia a pistas para su evacuación y transporte y, en segundo, desarrollar y aplicar un único índice que integra estos factores para localizar con una alta precisión espacial (25 m) las zonas de aprovechamiento que presentan mayor viabilidad.

El *área de estudio es la provincia de Teruel*. La elección de esta provincia se debió a que fue la seleccionada por el proyecto LIGNOSTRUM (AGL2002-03917-AGR-FOR) en el cual se insertó el presente trabajo de investigación. El objetivo de este proyecto, financiado íntegramente por el Ministerio de Ciencia y Tecnología, era conseguir un incremento de la utilización de los residuos agrícolas y forestales como recurso energético. En este contexto, la provincia de Teruel se configuraba, a priori, en un escenario ideal para verificar las hipótesis de los beneficios del empleo energético de los residuos forestales dado que, por un lado, esta provincia presenta una importante superficie forestal y, por otro, en ella existen amplios espacios rurales tradicionales con importantes problemas socioeconómicos debido a la escasez de actividades industriales e iniciativas y al despoblamiento y el envejecimiento de la población. Así, el empleo de la biomasa residual forestal como recurso energético puede mejorar el estado de los bosques turolenses mitigando situaciones de extrema gravedad como las del pasado 2009, cuando casi un total de 10.000 ha de terreno forestal se vieron afectadas por el fuego, ofreciendo a la vez una alternativa económica que ayude, cuanto menos, a fijar población siguiendo los preceptos del *Programa de Desarrollo Rural Sostenible en Aragón* en

varios de los más de 178 pueblos de montaña o en situación desfavorecida que esta provincia presenta según el Instituto Aragonés de Estadística.

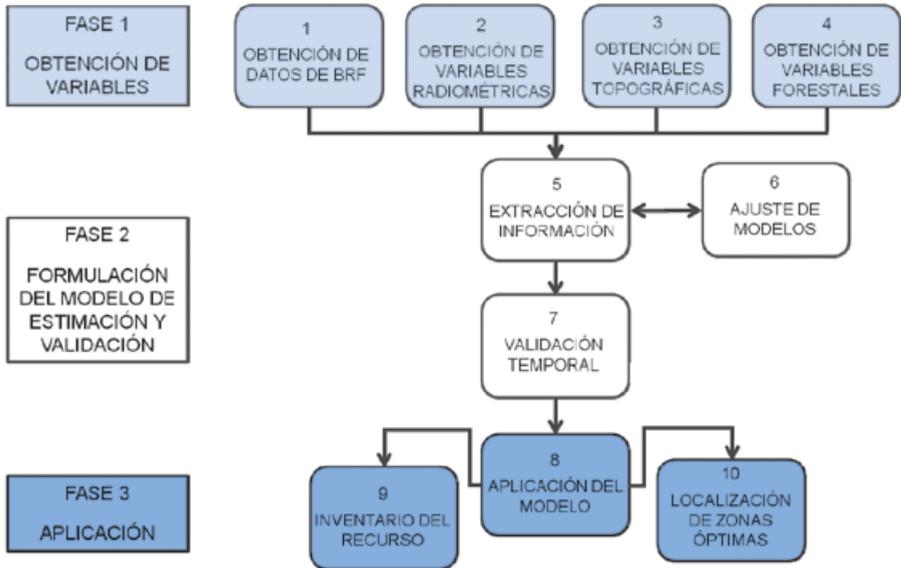
Las características de esta provincia que presentan una importante influencia en el cumplimiento del objetivo planteado, sobre todo en la parte de estimación del recurso, son su elevada extensión (14.804 km²), la concentración de los recursos forestales en las zonas de montaña, y el carácter mediterráneo de sus bosques (presencia de múltiples especies y con una estructura espacial compleja, fruto de las variadas y complejas interrelaciones de los diferentes aspectos ecogeográficos y de la acción antrópica a lo largo del tiempo). Estas tres particularidades determinan el tipo de imagen a utilizar, los tratamientos a aplicar sobre ella y el método de extracción de la información radiométrica a relacionar con los datos de biomasa residual obtenidos mediante trabajo de campo.

De entre todos los tipos de bosque, se seleccionaron como objeto de estudio los pinares de *Pinus sylvestris*, *P. halepensis*, *P. nigra* y/o *P. pinaster*, dado que la suma de éstos representaba el 71% del total de su superficie forestal y, además, la mayor parte de las actuaciones selvícolas y de aprovechamiento tienen lugar en estos bosques, por lo que eran los que presentan el mayor potencial para la generación de residuos aprovechables.

I.4. Metodología

Para alcanzar el objetivo planteado, la *metodología* seguida se articula en tres fases: la primera de ellas se dirige a la obtención de la variable estudiada (biomasa residual forestal) y de las variables que se consideran para formular un modelo de estimación (información radiométrica, topográfica y forestal), quedando la segunda reservada a la formulación del modelo de estimación que utiliza ambas y a su validación. Finalmente, en la tercera fase se aplica el modelo más adecuado a una imagen de similares características a las que se han empleado en su creación, pero de fecha más reciente, obteniéndose así un inventario actual de este recurso energético en la provincia de Teruel. A continuación, en las siguientes páginas, se dan detalles de cada una de estas fases y de las actividades que la componen, que aparecen sintetizadas en la Figura I.7.

FIGURA 1.7.

Esquema metodológico**Fase 1. Obtención de variables**

Esta fase está dividida en cuatro actividades:

1. *Obtención de los datos de biomasa residual forestal.* Se estructura en tres partes. La primera de ellas refiere a la obtención de cuatro ecuaciones alométricas mediante muestreo de campo destructivo (una para cada especie de *Pinus* considerada) que permitan conocer la cantidad de biomasa residual de cada pie arbóreo. La segunda parte se centra en la aplicación de estas ecuaciones a los datos del Segundo Inventario Forestal Nacional de la provincia de Teruel (IFN-2), el más reciente disponible en el momento de empezar el trabajo de investigación. La tercera parte consiste en la espacialización de los datos obtenidos para su relación con las imágenes de satélite y el resto de variables consideradas.

2. *Obtención de las variables radiométricas de las imágenes de satélite.* En esta actividad se llevan a cabo las tareas básicas sobre las imágenes de satélite ópticas necesarias para garantizar la consistencia de las mismas y, por lo tanto, la validez de los modelos de estimación de biomasa residual buscados. En concreto, se seleccionaron tres imágenes Landsat (de libre distribución para la Administración y centros de investigación gracias al *Plan Nacional de Teledetección*) coetáneas a las tareas de campo del IFN-2 para ajustar y validar los modelos de estimación. Sobre ellas se aplicaron los pretratamientos de corrección geométrica y radiométrica y, posteriormente, una serie de transformaciones estandarizadas al objeto de aumentar la información radiométrica disponible sobre el área de estudio.

3. *Obtención de las variables auxiliares topográficas.* Consiste en la aplicación sobre un Modelo Digital de Elevaciones (MDE) de una serie de algoritmos que permiten obtener información continua de pendientes, orientaciones, etc.

4. *Obtención de las variables auxiliares forestales.* A partir del tratamiento del Mapa Forestal de Aragón a escala 1:50.000 se obtienen variables forestales relacionadas en principio con la cantidad de biomasa residual presente en un territorio.

Fase 2. Formulación del modelo de estimación de biomasa residual forestal y validación.

Esta fase está dividida en tres actividades:

5. *Extracción de la información de las variables radiométricas, topográficas y forestales para su relación con los datos de biomasa residual forestal mediante distintas metodologías.* Basada en ensayar, con una de las imágenes Landsat sincrónicas a las tareas del IFN-2, distintos procedimientos de extracción de la información radiométrica y auxiliar para superar los problemas expuestos en investigaciones anteriores que impiden el ajuste de modelos estimativos precisos en bosques mediterráneos como los de Teruel caracterizados por su alta heterogeneidad espacial. Se identifica cuál de ellos es el más adecuado para establecer el mejor modelo de estimación, tanto en términos estadísticos como operativos.

6. *Formulación de distintos métodos de estimación de la biomasa residual forestal en la provincia de Teruel.* Consiste en ajustar con los datos obtenidos con la imagen Landsat en la anterior actividad distintos modelos de estimación vigilando el estricto cumplimiento de las reglas básicas que afectan a los tipos de regresión seleccionados. El análisis de los resultados finales obtenidos en el primero de los modelos lleva a una fase de reflexión sobre el método de extracción seleccionado, las técnicas estadísticas utilizadas y el grado de satisfacción logrado en relación con el objetivo marco de la investigación. Esta fase de reflexión desemboca en la formulación de una nueva aproximación para encontrar un nuevo modelo de regresión modificando algunos de los criterios y técnicas aplicadas con anterioridad. Sobre los nuevos resultados obtenidos se abre otro proceso de análisis y reflexión. Se trata pues de un proceso dinámico e interactivo en el que las estrategias a aplicar en el nuevo modelo quedan definidas en función de los resultados anteriores y de las soluciones aportadas por otros autores que han encontrado problemas similares.

7. *Validación de la metodología y de las relaciones biofísicas encontradas en los modelos de estimación en la dimensión temporal.* Se basa en la utilización de las dos imágenes Landsat coetáneas a las labores de campo del IFN-2 que no se han utilizado en las dos actividades anteriores para validar, en primer lugar, la consistencia de la mejor metodología encontrada para extraer la información radiométrica en este tipo de imágenes y, en segundo, para conocer la estabilidad de las relaciones encontradas entre la biomasa residual forestal y las variables radiométricas obtenidas en la primera imagen. El éxito en esta actividad determina la posibilidad de extrapolar la metodología ajustada en el tiempo, haciendo posible la estimación de la biomasa residual en el área de estudio en la actualidad mediante el uso de una imagen Landsat más reciente.

Fase 3. Aplicación de la metodología para la estimación de la biomasa residual forestal actual en la provincia de Teruel.

Esta fase final comprende tres actividades:

8. *Aplicación del modelo seleccionado sobre una imagen Landsat reciente para la estimación de la biomasa residual forestal presente en la actualidad en la provincia de Teruel.* Esta actividad se inicia con la selección de una imagen Landsat análoga a las utilizadas en las anteriores actividades, pero adquirida en un momento más cercano a la actualidad. Tras ejecutar sobre ella los pretratamientos de corrección geométrica y radiométrica con la misma rigurosidad que en las imágenes anteriores, se aplica el modelo de estimación de biomasa residual más adecuado de los obtenidos con el mejor método de extracción de la información en las actividades 6 y 7 en función de la fecha concreta de adquisición de la imagen.

9. *Inventario de los recursos energéticos de biomasa residual forestal del área de estudio a escala provincial, comarcal y municipal.* Esta actividad consiste en derivar información cartográfica y estadística sobre el recurso utilizando para ello las tres divisiones administrativas existentes en el área de estudio, si bien sólo se crearon mapas para las dos primeras. De esta manera se proporcionan datos precisos del territorio a las empresas y agentes implicados en la promoción y el desarrollo de las energías renovables en general y de la biomasa en particular.

10. *Desarrollo de una metodología para localizar las zonas óptimas de explotación de biomasa residual forestal.* Una vez conocida la cantidad de recurso existente en cada punto de la provincia de Teruel, se combina esta variable con otras tres de fuerte impronta espacial que, junto a la primera, determinan la viabilidad de extracción de la biomasa residual para su uso energético: la pendiente, la extensión del área forestal y la distancia a pistas, caminos y carreteras. Con esta finalidad se utilizan herramientas SIG para, en primer lugar, asignar distintos grados de aptitud en función del valor de cada variable en cada punto del territorio, siendo utilizado para ello bibliografía específica relativa a la incidencia de estos factores en la eficiencia-rentabilidad de la explotación. En segundo lugar, las capas resultantes de esta reclasificación son combinadas en el SIG mediante la utilización de dos índices que ofrecen como resultado final una cartografía de las zonas más adecuadas para el aprovechamiento de la biomasa residual, estableciendo una escala cuantitativa dentro de ellas.

I.5. Principales resultados

La metodología expuesta en el anterior apartado se revela como útil para inventariar la biomasa residual forestal de los pinares turolenses, así como para valorar y espacializar la viabilidad de explotar este recurso energético desde el punto de vista técnico y económico sin perder de vista la sostenibilidad ecológica de los bosques. Así, esta metodología basada en el uso de imágenes de satélite, de SIG y de trabajo de campo permite superar una de las principales barreras identificadas para la utilización de la biomasa residual forestal como fuente de energía, cumpliendo con los requisitos de ser sencilla, replicable en otros territorios y asumible por los distintos agentes de la Administración para la ordenación territorial y de los recursos naturales y la planificación energética.

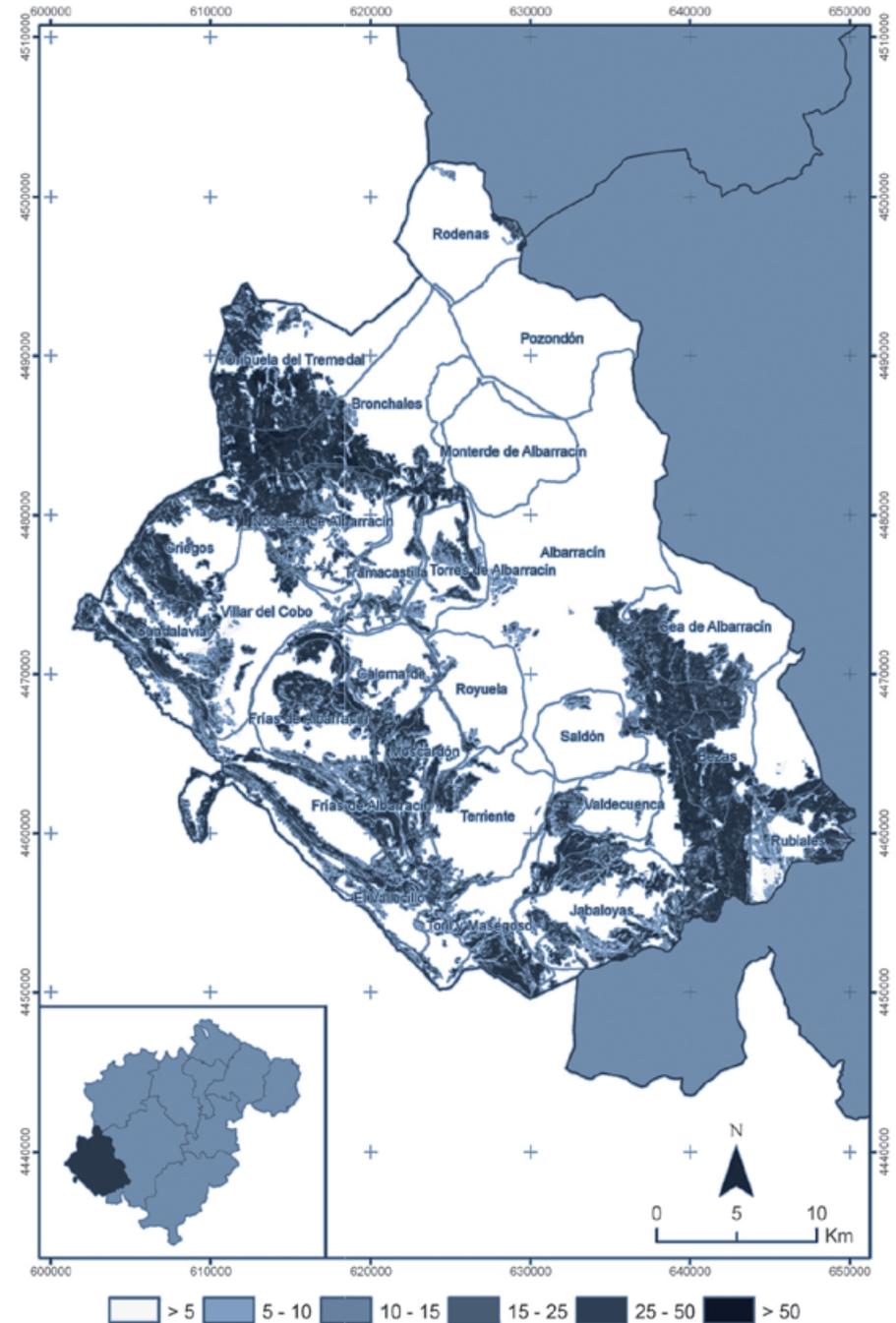
En concreto, en el lado de la estimación de recurso, el método empleado consigue soslayar los problemas que la heterogeneidad de los medios forestales mediterráneos tiene en el establecimiento de modelos predictivos de variables forestales continuas mediante imágenes de satélite, alcanzando la ecuación de regresión finalmente aplicada sobre la imagen Landsat de fecha reciente (julio de 2008) un coeficiente de determinación ajustado (R^2_a) de 0,71 y un error de estimación en su validación ($RMSE_{relativo}$) del 26,67%. Además, los resultados de validación de la cartografía obtenida con una resolución espacial de 25 metros superan los alcanzados en otros trabajos análogos a éste llevados a cabo en ambientes boreales, donde el carácter monoespecífico de sus bosques, su alta densidad y su presencia en zonas de topografía plana facilitan esta tarea.

La cantidad total de biomasa residual forestal a escala provincial calculada con este método asciende a 5.449.252 toneladas, permitiendo la cartografía obtenida conocer su distribución espacial de forma mucho más precisa (25x25 m; 0,0625 ha) que otros métodos utilizados en trabajos enfocados a esta misma cuestión basados en la interpolación de datos puntuales sin conocimiento del continuo del territorio y/o en la aplicación de una ecuación alométrica de estimación de forma uniforme sobre toda una tesela o polígono forestal de superficie variable según la resolución de la cartografía de referencia (1:50.000, etc.) sin tener en consideración las diferencias existentes dentro de cada una de esas teselas en cuanto a las características de los pies y la densidad de estos.

A modo de ejemplo de la cartografía y del nivel de inventario alcanzado, se muestra a continuación la cartografía y los datos obtenidos en una de las comarcas turolenses más rica en el recurso estudiado, la Sierra de Albarracín.

FIGURA I.8.

Biomasa residual forestal en la comarca de la Sierra de Albarracín (tons/ha, julio 2008)



■ TABLA I.1.

Biomasa residual forestal por municipios de la comarca de la Sierra de Albarracín

Sierra de Albarracín			
Municipio	Toneladas	Municipio	Toneladas
Albarracín	385315,01	Orihuela del Tremedal	94918,00
Bezas	48320,69	Pozondón	0,00
Bronchales	48136,89	Rodenas	3705,79
Calomarde	13958,90	Royuela	2469,08
El Vallecillo	18098,50	Rubiales	28667,90
Frías de Albarracín	53985,80	Saldón	2039,18
Gea de Albarracín	35036,69	Terriente	13429,40
Griegos	35926,39	Toril y Masegoso	32069,19
Guadalaviar	30618,90	Torres de Albarracín	16615,09
Jabaloyas	51704,89	Tramacastilla	12255,20
Monterde de Albarracín	1,62	Valdecuencia	935,92
Moscardón	33132,19	Villar del Cobo	20785,40
Noguera de Albarracín	59244,89		

Por su parte, la metodología desarrollada en la última actividad del trabajo mediante herramientas SIG permite localizar las zonas más adecuadas para el aprovechamiento energético de biomasa residual en la provincia de Teruel sin perjudicar la sostenibilidad ecológica de los bosques. Esto se logra formulando índices que integran los cuatro factores espaciales identificados que intervienen en el grado de aptitud de una masa para hacer rentable y sostenible la extracción del recurso (cantidad potencial de recurso, pendiente del terreno, existencia de masas de superficie suficiente para minimizar los desplazamientos y distancia de desemboque del material). El resultado de integrar estos cuatro factores parciales con los modelos de síntesis propuestos permite la obtención de una cartografía de alta resolución espacial (25x25 m), facilitándose así la localización y delimitación precisa de las zonas más factibles de explotación de este recurso.

Las características de la provincia de Teruel y los criterios utilizados a la hora de valorar estos cuatro factores hacen que la cantidad de biomasa y la pendiente sean las variables más restrictivas para considerar la explotación de una zona adecuada. De los dos índices creados para combinar los factores parciales y ofrecer una valoración integrada de la aptitud de las masas forestales para la obtención de la biomasa forestal, el que permite su suma ponderada resulta el más adecuado, ya que tiene la importante ventaja de permitir modificar el peso de cada factor de acuerdo con los criterios de los técnicos forestales y de los gestores del territorio. La complejidad de este índice radica, por tanto, en la dificultad de fijar unos pesos ajustados y objetivos según experiencias reales que se adapten bien al efecto parcial de cada factor y a la realidad del territorio evaluado.

Aun así, independientemente del índice de aptitud global empleado y de los pesos asignados en el que utiliza la suma ponderada, las zonas más adecuadas para la extracción del recurso se identifican en la Sierra de Albarracín (principalmente en los sectores de Sierra del Tremedal y Pinares de Rodeno), la Sierra de Cucalón, el sector nororiental de la Sierra de

Gúdar y la zona de los puertos de Beceite. A continuación y a modo de ejemplo, se recogen las tres cartografías obtenidas con distintas pruebas hechas sobre el índice basado en la suma ponderada de factores (I_{aptP}) que va de 0 (nula aptitud) a 100 (aptitud máxima).

FIGURA I.9

Cartografía obtenida tras aplicar el índice I_{aptP} con los pesos de la prueba A (60% a la cantidad de biomasa residual, 20% a la pendiente y 20% a la distancia a desembosque)

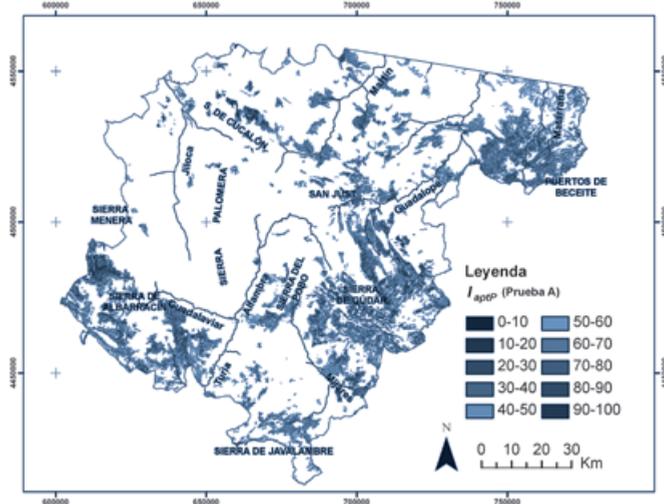
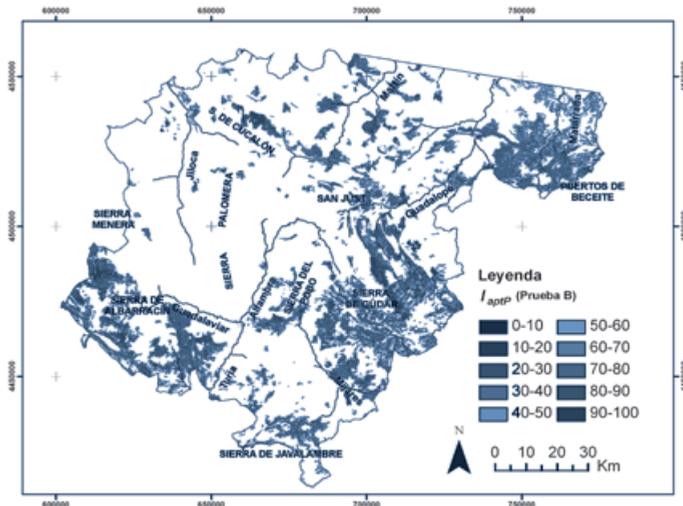


FIGURA I.10

Cartografía obtenida tras aplicar el índice I_{aptP} con los pesos de la prueba B (20% a la cantidad de biomasa residual, 60% a la pendiente y 20% a la distancia a desembosque)



Parte II.
Desarrollo de la
metodología aplicada
con imágenes Landsat

II.1. Obtención de las variables a emplear en el modelo de estimación de la biomasa residual forestal potencial de la provincia de Teruel

II.1.1. Los datos de biomasa residual forestal

El presente apartado se identifica con la primera de las actividades de la fase 1 de la metodología propuesta. Se aborda, por tanto, la obtención de los datos de biomasa residual forestal que, posteriormente, serán relacionados con las variables radiométricas, topográficas y forestales para elaborar el modelo de estimación.

La metodología aquí empleada sigue el criterio de muestreo en dos fases de Parresol (1999). En este tipo de muestreo, la primera fase consiste en la selección de un gran número de árboles sobre los cuales se miden diferentes propiedades o características (*dbh*, altura...). En la segunda se toma una muestra mucho más reducida de ejemplares para desarrollar funciones alométricas que permitan modelar la variable que se quiere estimar. Estas funciones o ratios son posteriormente aplicadas a todos los árboles de la primera fase y se obtiene la variable deseada para todo el territorio previamente inventariado.

En esta investigación, la primera fase de este muestreo en dos fases se corresponde con trabajo realizado en el IFN-2 de la provincia de Teruel (Ministerio de Medio Ambiente, 1996). Se trata, por tanto, de aprovechar información preexistente de los bosques del área de estudio, ya que gracias a este inventario se dispone de las variables dendrométricas de un gran número de árboles distribuidos por todo su territorio. Por el contrario, la segunda fase es realizada mediante trabajo de campo, consistente en el apeo de distintos ejemplares para conocer su cantidad de biomasa residual. A partir de los datos de campo se establecen unas ecuaciones que relacionan la biomasa residual pesada con alguna variable dimensional del árbol, con lo que estas ecuaciones pueden ser aplicadas a la información de las parcelas del IFN-2. Tal aplicación y la posterior espacialización de las mismas componen los últimos pasos del presente apartado, finalizándose así el proceso de obtención de los datos de biomasa residual forestal que intervendrán como variable dependiente en el modelo de estimación. La Figura II.1.1 representa de manera esquemática este proceso metodológico, que fue desarrollado conjuntamente con el personal de la Fundación CIRCE (Centro de Investigación de Recursos y Consumos Energéticos) que participaba en el proyecto LIGNOSTRUM, siendo éstos los responsables de las tareas de diseño del trabajo de campo, ejecución del mismo, establecimiento de las ecuaciones alométricas y aplicación de éstas a las parcelas del IFN-2 de la provincia de Teruel.

■ FIGURA II.1.1.

Diagrama de flujos del proceso metodológico seguido para obtención de los datos de biomasa residual forestal



Dada la inviabilidad económica de realizar la segunda fase para todas las especies forestales presentes en la provincia de Teruel, se decidió en el seno del proyecto LIGNOSTRUM seleccionar las especies que cumplieran un doble criterio: elevada presencia en el área de estudio según los datos del IFN-2 y alto potencial para la generación de residuos aprovechables desde el punto de vista energético. Este doble criterio llevó a la selección de 4 especies: pino silvestre (*Pinus sylvestris*), pino carrasco (*P. halepensis*), pino laricio (*P. nigra*) y pino pinaster (*P. pinaster*). La suma de las superficies forestales en las que una de estas cuatro especies aparece como dominante más la superficie compuesta por mezcla de ellas supone el 19,1% de la total provincial y el 71,41% de su superficie forestal arbolada (Tabla II.1). En relación con el segundo criterio, dada la dominancia de estas masas de pinar y su procedencia en muchos casos de repoblaciones, la mayor parte de las actuaciones selvícolas y de

explotaciones madereras realizadas en la provincia de Teruel tienen lugar en estos bosques, por lo que es en ellos en los que se contabilizan las mayores cantidades de residuos.

■ TABLA II.1.1.

Superficie forestal arbolada por especie dominante en Teruel

Especie	Hectáreas	% sobre el total de superficie forestal	% sobre la superficie total provincial
<i>Pinus sylvestris</i>	81.447	20,56	5,50
<i>Pinus halepensis</i>	77.169	19,48	5,21
<i>Pinus nigra</i>	47.782	12,06	3,23
<i>Pinus pinaster</i>	29.032	7,33	1,96
Mezcla de pinos	47.429	11,98	3,20
<i>Juniperus thurifera</i>	57.646	14,56	3,89
<i>Quercus ilex</i>	42.773	10,80	2,89
<i>Quercus faginea</i>	11.860	2,99	0,80
<i>Populus sp.</i>	911	0,23	0,06

Fuente: IFN-2

II.1.1.1. TRABAJO DE CAMPO Y OBTENCIÓN DE LAS REGRESIONES DE BIOMASA RESIDUAL FORESTAL POR ÁRBOL

En la literatura científica, la biomasa total área de un árbol (*Aboveground biomass* —AGB—, en la bibliografía anglosajona) se estima mediante dos métodos: (i) la utilización de factores de expansión de la biomasa (*Biomass Expansion Factors*), que son ratios que relacionan la cantidad de biomasa de una determinada fracción del árbol con el volumen en metros cúbicos del fuste (p.e. Schroeder *et al.*, 1997; Brown *et al.*, 1999; Lehtonen *et al.*, 2004); y (ii) mediante la utilización de regresiones alométricas, que, como se ha indicado, relacionan la cantidad de biomasa de un árbol con variables dimensionales del mismo (generalmente con el *dbh* y/o la altura) (p.e. Ketterings *et al.*, 2001; Porté *et al.*, 2002; Zianis y Mencuccini, 2004; Montero *et al.*, 2005; Wang, 2006; Pilli *et al.*, 2006). El segundo de estos métodos fue el elegido para la estimación de la biomasa residual forestal de las especies de pináceas consideradas.

Dos fueron los motivos que llevaron a desarrollar ecuaciones de regresión específicas para cada una de las cuatro especies seleccionadas en el área de estudio:

- Las ecuaciones alométricas para estimar biomasa total muestran una gran variación, no sólo dependiendo de la especie, sino también de otros factores como la zona geográfica (Ketterings *et al.*, 2001), la calidad de estación, el clima y la edad de población (Zianis y Mencuccini, 2004).
- Hasta la aparición del trabajo de Montero *et al.* (2005) (posterior a la fecha de inicio-desarrollo del proyecto LIGNOSTRUM), las funciones alométricas desarrolladas en España eran escasas, no existiendo ninguna ecuación específica para la estimación de la fracción de biomasa considerada en este trabajo para cada una de las especies del género *Pinus* existentes en Teruel.

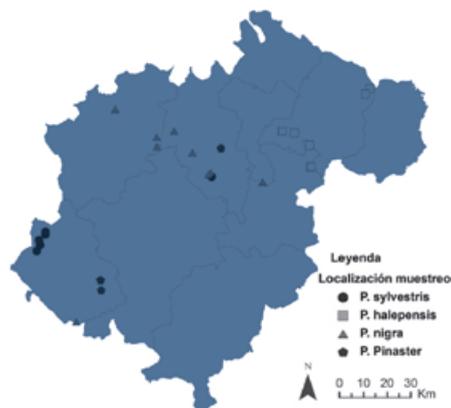
II.1.1.1.1. Diseño, métodos de muestreo y composición de la muestra

Teniendo en cuenta que el número de muestras debe ser el mayor posible, se diseñó un muestreo estratificado por especies. Dentro de cada una, la distribución del muestreo se hizo de forma proporcional al número de pies, al volumen de leñas y al área basimétrica, datos todos ellos recogidos en el IFN-2. El rango de *dbh* considerado fue de 7,5 a 40 cm, ya que los valores extremos de este rango coinciden, respectivamente, con el diámetro mínimo recogido en la mayor parte de los inventarios forestales y con los diámetros medios de las cortas finales que aparecen en las tablas de producción para las calidades más habituales en la provincia de Teruel.

Debido al carácter destructivo del muestreo (pesado de la biomasa residual húmeda del pie arbóreo después de su apeo y desramado), las áreas muestreadas se limitaron a montes gestionados por el Servicio Provincial de Medio Ambiente de la provincia de Teruel en los que se realizaron tareas de tratamiento selvícola coincidentes con la época prevista en LIGNOSTRUM para la realización del trabajo de campo (noviembre de 2003 a junio de 2004) (Figura II.1.2). Este hecho, junto a factores climatológicos adversos para la realización de tareas de campo, impidió el desarrollo del trabajo conforme a lo planificado, quedándose sin muestrear la totalidad del rango previsto en alguna de las especies. Aun así, el número de pies muestreados por especie se consideró *a priori* satisfactorio³, con la única excepción de *P. pinaster* ya que, como veremos más adelante, requiere la separación de su muestra en dos sub-poblaciones a la hora de ajustar las ecuaciones alométricas (*P. pinaster* de origen natural y de origen artificial), lo que hace que el número de ejemplares en cada uno de los grupos resultantes se sitúe por debajo de 30 (28 y 12 árboles, respectivamente)⁴ (Tabla II.1.2).

FIGURA II.1.2

Localización de las zonas donde se realizó el muestreo de campo



³ Esta afirmación se hace en función de la bibliografía referida al cálculo de ecuaciones alométricas. Sirva como ejemplo el trabajo de Termikaelian y Korzukhin (1997), en el cual se recopilan ecuaciones para estimar diferentes compartimentos de biomasa. En este trabajo, de las 133 regresiones que explican la biomasa aérea total, casi el 50% se realizan con menos de 28 ejemplares, mientras que el 12% se ajustan con menos de 12.

⁴ Aunque hubiera sido deseable contar con un mayor número de pies muestreados en el caso de *P. pinaster* (sobre todo en el subgrupo de origen artificial), este problema es considerado menor ya que es la especie de pino menos representada en la provincia (Tabla II.1.1).

La forma de proceder en el trabajo de campo fue la siguiente:

- Antes de ser apeado el pie arbóreo, se midió su *dbh* mediante una forcípula (dos diámetros perpendiculares a 130 cm del suelo con precisión milimétrica) y se tomó la densidad del rodal (*DENS*) mediante el conteo del número de pies incluidos en una parcela de 100 m².
- Una vez apeado, la altura total (*ALT*) fue medida mediante una cinta métrica, con lo que se obtuvo esta variable con una precisión centimétrica.
- Tras las operaciones de desramado y despunte llevadas a cabo por los operarios forestales, el peso de la biomasa residual húmeda fue obtenido mediante la utilización de una báscula romana que permitió una precisión de 250 gramos.
- Se procedió entonces a recoger en cada árbol una muestra de acículas y otra de ramas, procurando extraer fracciones en las diferentes orientaciones y alturas.
- Cada una de las muestras fue guardada herméticamente y llevada al laboratorio, donde fueron sometidas a un proceso de secado a 105 °C hasta llegar a un peso constante (Ketterings *et al.*, 2001; Joosten *et al.*, 2004).
- Finalmente, el peso en seco de la biomasa residual forestal (*BT*) se calculó a partir del peso en húmedo, la humedad de las muestras y la proporción de acículas y ramas para cada especie. Esta última variable se obtuvo mediante la información existente en el *Inventari Ecologic y Forestal de Catalunya* (CREAF, 2000), comprobándose que, dadas las pequeñas diferencias en la humedad de las acículas y las ramas muestreadas, pequeñas variaciones en las proporciones de éstas no influían apenas en el peso seco de la biomasa residual de cada árbol.

La Figura II.1.3 muestra el instrumental utilizado y distintas fases del proceso; la Tabla II.1.2 ofrece una descripción estadística de la muestra obtenida mediante trabajo de campo.

■ TABLA II.1.2.

Composición de la muestra por especies: nº de pies y % sobre el total muestreado, nº y % de pies procedentes de repoblaciones, rango de los diámetros, media de biomasa residual y desviación y error estándar (peso en seco).

Especie	Muestreado		Repoblación	dbh	Biomasa residual (peso en seco)		
	Nº pies	(%)	Nº pies y (%)	rango (cm)	Media (kg)	Desv. est. (kg)	Error est. Media (kg)
<i>P. sylvestris</i>	30	15,7%	–	10,5-38,6	59,73	46,71	8,52
<i>P. halepensis</i>	59	31,1%	34 (57,6%)	7,7-34,2	54,30	54,20	7,05
<i>P. nigra</i>	57	30,0%	47 (82,5%)	9,7-39,9	54,39	50,59	6,70
<i>P. pinaster</i>	40	23,2%	12 (27,3%)	7,8-41,7	42,77	39,83	6,00
Total	186	100,0%	–	7,7-41,7	52,51	48,87	3,54

Fuente: Alonso *et al.* (2005)

■ FIGURA II.1.3.

A) Materiales utilizados en el trabajo de campo; B) pie arbóreo apeado desramado y despuntado; C) medición de la altura posterior al apeo; D) pesada de la biomasa en húmedo



II.1.1.1.2. Análisis estadístico y ajuste de las regresiones de estimación de biomasa residual forestal por árbol

II.1.1.1.2.1. Análisis estadístico

Para cada una de las especies muestreadas se realizó un análisis estadístico individualizado, seleccionándose en cada caso la forma de la ecuación de regresión óptima que minimizara la variabilidad no explicada.

El procedimiento comenzó con un análisis gráfico de la respuesta (*BT*, peso de la biomasa residual forestal a humedad cero) frente a las dos potenciales covariables numéricas más influyentes en los trabajos de biomasa (*dbh* y *ALT*). En esta aproximación las cuatro especies mostraron una relación no lineal entre la respuesta y el diámetro. Además, en este primer análisis, también se detectó la existencia de dos sub-poblaciones dentro de la muestra de *P. pinaster*, ya que para un mismo valor de *dbh* se observó una mayor *BT* en los pies procedentes de repoblaciones que en los de origen natural.

En segundo lugar, teniendo en cuenta las conclusiones extraídas del análisis gráfico, se propuso un modelo de regresión no lineal siguiendo una forma ampliada del modelo alométrico tradicional (Ecuación 1); esta forma aparece en los trabajos de Bartelink (1997) y Esteban y Carrasco (2001). Una de las características importantes de este modelo es ser lo suficientemente plástico para mostrar relaciones directas (valores positivos de b o c) o inversas (valores negativos) con las covariables.

$$BT = a \cdot dbh^b \cdot ALT^c \quad \text{Ecuación 1}$$

donde a es el coeficiente de la variable dbh (diámetro medio medido a 1,30 cm del suelo), ALT es la altura, b y c son los exponentes modificadores de las variables dbh y ALT .

En este paso se obtuvieron, además de la estimación puntual, intervalos de confianza al 95% para los exponentes b y c . Esto permitió contrastar la hipótesis de si el exponente c era nulo, situación que, de producirse, era indicadora de que la covariable ALT no era útil para la regresión, con lo que la Ecuación 1 perdería su segundo término y coincidiría con la alométrica citada con recurrencia en la bibliografía científica (Termikaelian y Korzukhin, 1997; Zianis y Mencuccini, 2004).

Para analizar la influencia del origen de la masa forestal (natural o repoblada) se propuso una modificación de la Ecuación 1 que estribaba en la inclusión de un factor binario ($ORIGEN$), que distingue entre los árboles muestreados que proceden de masas repobladas ($ORIGEN=0$) y los de masas forestales de origen natural ($ORIGEN=1$). Este factor binario se aplicó sobre los exponentes que acompañan a ambas covariables (Ecuación 2).

$$BT = a \cdot dbh^{b+d*ORIGEN} \cdot ALT^{c+e*ORIGEN} \quad \text{Ecuación 2}$$

donde a es el coeficiente de la variable dbh (diámetro medio medido a 1,30 cm del suelo), ALT es la altura, b y d son los exponentes que modifican a la variable dbh , c y e son los exponentes que modifican a la variable ALT y $ORIGEN$ es el factor binario que controla la influencia de la procedencia de la masa forestal.

Sobre la base de estas dos ecuaciones se llevó a cabo el paso de crítica del modelo de regresión. Para ello, en primer lugar, se analizó la presencia de datos atípicos, que correspondían a casos aislados que no eran representativos de la población o que resultaban en exceso influyentes en el proceso de estimación y producían una deformación en los parámetros estimados. Para identificarlos se utilizó el criterio de la distancia de Cook, eliminándose aquellas observaciones cuyas distancias superaban en más de tres veces la segunda distancia de Cook más grande. En segundo lugar, se procedió a la verificación de los supuestos estadísticos básicos relativos a la influencia de las covariables: la normalidad de los residuos (test de Kolmogorov-Smirnov; $p>0,05$), su homocedasticidad (test de Levene aplicado a los grupos establecidos en función de la clase diamétrica; $p>0,01$) y, por último, la independencia estadística de las muestras, la cual, en principio, estaba asegurada por el procedimiento de muestreo seguido. Cuando los residuos mostraron heterocedasticidad —situación bastante común de acuerdo con la bibliografía (Crow y Laidly, 1980; Parresol, 1999)— se procedió a rehacer la regresión con pesos X^{-k} , que ponderaban cada observación inversamente respecto a la variabilidad que presentaba en el modelo de regresión, estudiándose qué pesos eran los que resuelven correctamente el problema de heterocedasticidad (Ecuación 3). A este respecto, señalar que las regresiones con pesos se han mostrado como alternativa aceptable, incluso ventajosa, a las transformaciones logarítmicas para solventar el problema

de heterocedasticidad de los residuos, evitando el sesgo incurrido en la transformación del modelo logarítmico para realizar predicciones (Crow y Laidly, 1980).

$$BT \cdot X^{-k} = (a \cdot dbh^b \cdot ALT^c) \cdot X^{-k} \quad \text{Ecuación 3}$$

donde a es el coeficiente de la variable dbh (diámetro medio medido a 1,30 cm del suelo), ALT es la altura, b es el exponente que modifica a la variable dbh , c es el exponente que modifica a la variable ALT y X^{-k} es el peso que homogeniza adecuadamente la varianza de los residuos.

Al final del proceso, se consideró satisfactoria para cada especie la ecuación de las expresadas que superó el paso de crítica del modelo de regresión, siendo utilizado el procedimiento por pasos *hacia delante* del programa estadístico SPSS para determinar los modelos idóneos. En el caso de que más de un modelo superara la fase crítica, se seleccionó, tal y como se ha señalado más arriba, el que más minimizaba el error estándar asociado a la respuesta (BT).

Aunque las ecuaciones descritas en este subapartado sólo tienen en cuenta las variables dimensionales dbh y ALT , es conveniente señalar que también se estudió la introducción en ellas de la variable $DENS$, así como la posibilidad de utilizar modelos de tipo polinómico, logarítmicos y exponenciales, siendo utilizado, como veremos más adelante, uno de estos últimos para la estimación de la biomasa residual de *P. nigra*. Más detalles sobre este análisis estadístico pueden encontrarse en Alonso *et al.* (2005).

II.1.1.1.2.2. Ajuste de las regresiones de estimación de biomasa residual forestal por árbol

La Tabla II.1.3 muestra las ecuaciones de estimación de biomasa residual forestal por árbol obtenidas para cada especie; dos en el caso de *P. pinaster*. Junto a las expresiones matemáticas se incluye información estadística sobre su fiabilidad e información sobre la eliminación de casos y pesos aplicados.

La regresión obtenida para *P. sylvestris* resultó especialmente sencilla. Para su ajuste no fue necesario eliminar ninguna de las observaciones de la muestra, ya que ninguna de ellas presentaba valores atípicos en función del criterio expresado. Así mismo, tampoco fue necesaria la aplicación de pesos X^{-k} , dado que los residuales no mostraban indicio alguno de heterocedasticidad. El ajuste obtenido se consideró muy satisfactorio, ya que la desviación típica inicial de la respuesta (46,71 kg) se ha reducido a una variabilidad aleatoria de 12,30 kg por árbol.

El modelo ajustado para *P. halepensis* es muy similar al anterior. Aunque en principio los exponentes b y c tomaron los valores de 2,92 y -0,92, respectivamente, éstos fueron reemplazados por los valores enteros 3 y -1, dado que sus intervalos de confianza contienen estos valores, por lo que son compatibles con la información muestral. Esta regresión sí que requirió el uso de un peso X^{-k} , dado por el inverso del diámetro ($1/dbh$), en los árboles procedentes de repoblaciones y la mitad para los de origen natural ($1/2 \cdot dbh$), puesto que se observó una variabilidad creciente con el diámetro, más acentuada en los pies de origen natural. Por último, este modelo de regresión, al igual que el de *P. sylvestris*, también proporciona una fuerte reducción de la variabilidad no explicada, ya que la desviación típica de la biomasa residual en la muestra era de 54,20 kg, mientras que el valor estimado en un pie tiene una desviación típica de sólo 13,06 kg.

Aunque el modelo de Ecuación 1 para *P. nigra* mostró resultados satisfactorios, el ajuste de un modelo exponencial presentó un error estándar de la respuesta menor, por lo que este último

fue el seleccionado. Además de esta particularidad respecto a las dos especies anteriores, otra diferencia es la ausencia de la variable *ALT* en la ecuación. Por otra parte, la creciente variabilidad de los residuos de este modelo con el diámetro obligó a realizar una ponderación para verificar la hipótesis de homocedasticidad, usando para ello el inverso del diámetro.

Por último, como se detectó desde un principio en el análisis gráfico, fue necesario ajustar dos ecuaciones distintas para *P. Pinaster*: una para los pies de origen natural y otra para los pies de origen artificial. La Ecuación 2 indicó que había diferencias significativas entre los parámetros de ambos grupos, confirmando lo ya observado en el análisis gráfico. Aunque el rango de valores de diámetro muestreado en las tareas de campo fue bastante menor en los pies artificiales, el rango de estos pies en la provincia, según los datos del IFN-2, es bastante reducido (7,75-31,65), por lo que está bien cubierto a pesar de que no fue una covariable considerada al diseñar el muestreo. La principal diferencia en las ecuaciones de regresión de ambas subpoblaciones se encuentra en la relación biomasa-altura, que es directa para los pies artificiales (exponente positivo, 0,33) e inversa para los naturales (exponente negativo, -1). Esta última relación inversa ha sido también observada en el resto de las especies y en otros estudios (Perala y Alban, 1994), mientras que el exponente positivo solamente aparece para la subpoblación de artificiales, aunque con un valor muy bajo, por lo que la ecuación resultante es bastante similar a la alométrica. A pesar de esto, la covariable *ALT* se termina incluyendo en la ecuación de regresión porque minimiza en mayor medida el error asociado a la respuesta que el uso de la alométrica. Sin embargo, es necesario señalar que el pequeño tamaño muestral de esta subpoblación (12 pies) condiciona la validez del análisis. Por otra parte, dos observaciones fueron retiradas de la muestra correspondiente a los pies naturales por considerarse atípicas. La ecuación resultante fue aceptada a pesar de que el *p-valor* de Levene, que valida la hipótesis de homocedasticidad, rozaba el valor crítico. Finalmente señalar que, como en los casos anteriores, la reducción de la desviación típica de la biomasa residual lograda por las dos ecuaciones es importante, ya que, frente a los 39,83 kg de la muestra total de *P. Pinaster*, la desviación típica es de 12,18 kg para los pies artificiales y 6,00 kg para los naturales.

■ TABLA II.1.3.

Modelos de regresión ajustados para la estimación de biomasa residual

Especie	Modelo	R ² adj	Desv. (kg)	Casos elimin.	Peso (X ^{-k})	p-KS	p-Lev
<i>P. sylvestris</i>	BT=0,064 · dbh ^{3,3} /A LT ^{1,5}	0,974	12,30	–	–	0,682	0,122
<i>P. halepensis</i>	BT=0,067 · dbh ² /ALT	0,969	13,06	–	1/[dbh · (1+ORI)]	0,689	0,061
<i>P. nigra</i>	BT=338,416 · e ^{-35,116/dbh}	0,910	18,84	2	1/dbh	0,814	0,031
<i>P. pinaster</i> Artificial	BT=1,97 · 10 ⁻⁴ · dbh ^{3,823} · ALT ^{0,337}	0,974	12,18	–	–	0,116	0,056
<i>P. pinaster</i> Natural	BT=1,101 · 10 ⁻³ · dbh ⁴ /ALT	0,973	6,00	2	–	0,174	0,013

R² ajustado, desviación típica, nº de casos eliminados, expresión de los pesos utilizados y *p-valor* de los estadísticos de Kolmogorov-Smirnov y Levene.

Fuente: Alonso *et al.* (2005)

II.1.1.2. APLICACIÓN DE LAS REGRESIONES DE BIOMASA RESIDUAL FORESTAL POR ÁRBOL A LAS PARCELAS DEL IFN-2

Una vez ajustadas las ecuaciones de estimación de biomasa residual de cada una de las especies seleccionadas se dio por cerrada la segunda fase del muestreo en dos fases. Tal y como indica la Figura II.1.1, el siguiente paso es la aplicación de aquéllas a los datos del IFN-2 de la provincia de Teruel, que constituyen la primera fase del muestreo en dos fases. En el siguiente subapartado se hace una presentación de este IFN-2, centrándonos especialmente en la metodología de muestreo seguida: las parcelas de inventario. Acto seguido se muestra, en otro subapartado, la metodología seguida para el cálculo de la biomasa residual forestal en cada una de las parcelas del IFN-2 seleccionadas usando las regresiones calculadas en el anterior apartado.

II.1.1.2.1. El IFN-2 de la provincia de Teruel

El IFN-2⁵ nació de la necesidad de actualización del *Primer Inventario Forestal de España* (IFN-1), cuya fase de toma de datos sobre el terreno tuvo lugar entre 1965 y 1974. El IFN-1 informó por primera vez sobre la situación global de los montes de España, con datos a escala comarcal, provincial y regional, cubriendo el vacío de información entonces existente, cuando sólo se tenían conocimientos parciales. En 1984, la Administración Forestal, consciente de que estaba manejando datos, en algunas zonas, con casi 20 años de antigüedad, comenzó el diseño y la programación del IFN-2, que debía ser la herramienta base para una mejor planificación y gestión del sector forestal, teniendo en cuenta la nueva situación institucional de España (Estado de las Autonomías, futura entrada en la Comunidad Económica Europea...) y los últimos avances científicos de la dasometría. El período de ejecución del trabajo de campo se proyectó para el decenio 1986-1995, estableciéndose como atributo básico que el inventario sería continuo (nuevo ciclo cada diez años) y que la unidad básica de información debía ser la provincia. Para cumplir con el objetivo de periodicidad, el IFN-2 fue diseñado como un muestreo sistemático sobre los vértices de la cuadrícula UTM de 1 km, de manera que en los sucesivos inventarios el seguimiento y la comparación de los datos estuvieran asegurados. La adopción de los adelantos técnicos de la época, especialmente en informática, dio lugar a un inventario de estructura y características bastante diferentes de las del anterior, siendo los resultados obtenidos superiores en cantidad, calidad y facilidad de manejo que los de su antecesor. En la actualidad, está terminado el *Tercer Inventario Forestal Nacional* (IFN-3) (1997-2006) que, como es lógico, incorpora las mejoras tecnológicas acaecidas en estos últimos años, adoptando también las perspectivas sociales, económicas, ecológicas, etc. que actualmente se proyectan sobre el ámbito forestal. Entre los objetivos de este último inventario se destaca el estudio de la evolución de los montes españoles mediante la remediación

⁵ El proyecto del IFN-2 formó parte de otro mayor, Inventariación de Recursos Naturales Renovables, del Ministerio de Medio Ambiente y se integró dentro del programa Protección y Mejora del Medio Natural. Desde el punto de vista administrativo dependió de la Subdirección General de Protección de la Naturaleza del extinto ICONA (perteneciente al Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación, MAPA) y de la Subdirección General de Espacios Naturales y Vida Silvestre (también dependiente del MAPA). Al desaparecer el ICONA se hizo cargo del proyecto la Dirección General de Conservación de la Naturaleza del Ministerio de Medio Ambiente (Ministerio de Medio Ambiente, 1996).

de las parcelas del IFN-2 y la comparación entre los nuevos datos obtenidos y los del IFN-2 (Ministerio de Medio Ambiente, 1996, 2007; Del Río *et al.*, 2002).

Centrándonos en el IFN-2 de la provincia de Teruel, el trabajo de campo destinado a la recogida de datos se realizó entre marzo y agosto de 1994, las tareas de comprobación tuvieron lugar también ese mismo año y las de cálculo de las tablas en 1995 (Ministerio de Medio Ambiente, 1996).

Al igual que en el resto del territorio español, los contactos fotográficos empleados en las labores de campo y en la modernización de la cartografía de ecosistemas forestales fueron los del *Vuelo General de España* (1:30.000), que en la provincia de Teruel fue realizado entre 1984 y 1985. Para las tareas de recogida de datos sobre el terreno se diseñó un muestreo estratificado de asignación proporcional al tamaño de los estratos y una distribución sistemática constituida por los puntos de cruce de las rectas kilométricas de las hojas 1:50.000 del *Mapa Topográfico Nacional* (MTN) clasificados como forestal arbolado. En estos puntos de intersección es donde se levantó la parcela de inventario, produciéndose en ella el arranque de los elementos. Con el fin de disminuir los costes se redujo el tamaño de la muestra de forma aleatoria, centrándose esta reducción en los estratos con valores de volumen con corteza (VCC) previsiblemente pequeños. De esta manera, el total de parcelas de muestreo a apear se elevó a 2.250, resultando útiles un total de 2.083 para la realización de los cálculos de las tablas de resultados. Con esta última cifra se obtuvo una intensidad de muestreo de 1 parcela por cada 216 ha de forestal arbolado (Ministerio de Medio Ambiente, 1996).

A continuación se detallan algunos aspectos interesantes de la metodología seguida para la localización, delimitación y apeo de las parcelas del IFN-2 de la provincia de Teruel, análogos a los llevados a cabo en otras provincias. Estos aspectos son importantes en la presente investigación ya que, una vez que se apliquen sobre los datos de estas parcelas las ecuaciones de estimación de biomasa residual previamente ajustadas, éstas se convertirán en la "verdad terreno" que será relacionada con los registros de las imágenes de satélite y con la información auxiliar topográfica y forestal. Así pues, las características originales de estas parcelas de inventario controlaran una parte de los aciertos y errores en la consecución del objetivo marco de esta investigación.

— Localización y delimitación de la parcela en el campo

Como se ha indicado con anterioridad, las parcelas del IFN-2 se situaron en los puntos de cruce de la malla kilométrica UTM 1:50.000 del MTN que estaban dentro de zonas clasificadas como arboladas. La fuente que se empleó para determinar si una zona era —o no— arbolada fue el *Mapa de Cultivos y Aprovechamientos* (MCA) 1:50.000 del Ministerio de Agricultura Pesca y Alimentación de 1974. Una vez determinadas las parcelas que constituyeron la muestra, éstas fueron localizadas en las fotografías 1:30.000 del *Vuelo General de España*, siendo suministradas estas fotografías a los operadores de campo (Ministerio de Medio Ambiente, 1996).

El protocolo de actuación de estos operadores para localizar y delimitar la parcela sobre el terreno fue el siguiente (Ministerio de Medio Ambiente, 1996): (i) utilización de planos generales de la zona, de las fotografías y de otras informaciones ya acopiadas para desplazarse en vehículo hasta las proximidades del punto que marca la parcela en cuestión; (ii) observación estereoscópica de los pares de contacto para identificar la ubicación exacta de la parcela y recorrer a pie el camino que lleva hasta ella; cuando esta parcela se encuentra en un área

con un entorno homogéneo sin características diferenciadoras identificables en las fotos, se emplaza midiendo rumbo y distancia en el contacto fotográfico desde un accidente geográfico cercano y visible, con posterior replanteo sobre el terreno; (iii) el emplazamiento del punto central de la parcela se materializa clavando un rejón metálico tubular de aproximadamente 15 cm de longitud y 3 cm de diámetro que debe quedar oculto una vez terminados los trabajos de inventario (el punto exacto de pinchado del rejón se determina siguiendo una decisión aleatoria, sin que influyan en ella la topografía, vegetación, preferencias, etc.); (iv) levantamiento de la parcela, que, tiene forma circular y un diámetro variable; y, finalmente, (v) búsqueda fuera del perímetro de la parcela de un detalle natural o artificial resistente al paso del tiempo (por lo menos 10 años) que es marcado con pintura resistente a los elementos. Seguidamente se procede a la medición del rumbo y la distancia entre el elemento marcado y el centro de la parcela, procurándose la máxima exactitud. Esta última fase se suprime cuando la localización es muy clara, aun teniendo en cuenta los posibles cambios temporales. De esta manera, mediante este protocolo de actuación, se aseguró la exacta localización geográfica de la parcela para las futuras tareas de remediación, pudiéndose localizar el centro exacto de la parcela mediante la utilización de un detector de metales.

Las parcelas que se levantaron fueron circulares, siendo dependiente su radio final del diámetro normal⁶ de los pies mayores que se encontraban en el entorno del centro de la parcela. El procedimiento que dio lugar al radio final de la parcela fue el siguiente (Ministerio de Medio Ambiente, 1996): (i) el operario se sitúa en el centro de la parcela y mira con la brújula en dirección norte; (ii) inicia entonces un giro en sentido de las agujas del reloj, escogiendo todos los pies mayores (diámetro normal ≥ 75 mm) que, según las instrucciones que lleva en el estadiillo de campo (ver Tabla II.1.4), son incluibles en la parcela. Así pues, un pie de cualquier especie forestal entra o no en la parcela a inventariar en función de su diámetro normal y de su distancia al centro de la parcela con arreglo a la norma recogida en la Tabla II.1.4. Como resultado de este procedimiento, el IFN-2 está compuesto por un sistema de parcelas circulares de radio variable, que en las más pequeñas es de 5 m (cuando no existen pies mayores o éstos tiene un diámetro normal < 125 mm) y en las mayores de 25 m (cuando los pies mayores comprendidos en esa distancia tienen un diámetro normal > 425 mm) (Ministerio de Medio Ambiente, 1996).

■ TABLA II.1.4.

Radio de las parcelas del IFN-2 según diámetros de los pies encontrados

Diámetros (rango, mm)	Clase diamétrica	Radio de la parcela (m)
24 – 75	0	5
75 – 125	1	5
125 – 225	2	10
225 – 425	3	15
> 425	4	25

Fuente: Ministerio de Medio Ambiente (1996)

⁶ El diámetro normal considerado en el IFN-2 se obtiene de la misma forma que el *dbh* utilizado en las ecuaciones de regresión ajustadas para la estimación de la biomasa residual (medición del tallo a 1,30 m del suelo en dos direcciones perpendiculares con una forcípula de precisión milimétrica), por lo que ambas medidas son equivalentes.

— Apeo de la parcela

Los árboles que entraron en la parcela fueron señalados de tal manera que, al terminar el levantamiento, no quedara ninguna señal. Sobre todos estos árboles se procedió a medir un total de 9 parámetros que se enumeran a continuación, siendo los 3 primeros tomados para identificar los árboles en futuras remediciones y los 4 últimos para caracterizarlos (Ministerio de Medio Ambiente, 1996): (i) identificación del ejemplar en la parcela mediante asignación de un número correlativo (se empieza el conteo mirando al norte y se sigue en el sentido de las agujas del reloj); (ii) rumbo del pie con respecto al centro de la parcela; (iii) distancia entre el centro de la parcela y el pie; (iv) especie botánica; (v) diámetro normal (medición del tallo a 1,30 m del suelo con una forcípula de precisión milimétrica en dos direcciones perpendiculares de manera que, en la primera de ellas, el eje de la forcípula esté alineado con el centro de la parcela); (vi) calidad del árbol; (vii) forma de cubicación; (viii) altura total (mediante el uso de un hipsómetro y con una precisión de hasta medio metro); y (ix) parámetros especiales (ver pág. 61 de Ministerio de Medio Ambiente, 1996).

Terminada esta fase se procedió a la selección de “árboles tipo”, normalmente 4, sobre los que se midieron los 7 parámetros siguientes (Ministerio de Medio Ambiente, 1996): (i) diámetro de la copa; (ii) espesor de la corteza; (iii) crecimiento radial; (iv) diámetro del tronco a 4 metros de altura; (v) diámetro del fin de fuste (únicamente a los árboles de forma de cubicación 3 ó 4); (vi) altura de fuste (solamente a los árboles de forma de cubicación 3 o 4); y (vii) altura del primer verticilo vivo importante (para los pies de forma 3).

Finalizadas estas mediciones se procedió a realizar otras sobre pies menores, regeneración, matorral leñoso, etc. que no se refieren aquí por carecer de importancia para la metodología empleada en este trabajo.

II.1.1.2.2. Metodología para el cálculo de la biomasa residual forestal en las parcelas seleccionadas del IFN-2

El proceso metodológico que se siguió requiere los siguientes materiales:

- Regresiones de estimación de la biomasa residual forestal a nivel de árbol (Tabla II.1.3).
- Datos de las parcelas del IFN a nivel de árbol en formato digital.
- Aplicación informática *BASIFOR*.
- Programa Microsoft EXCEL.

El objetivo final es obtener una tabla en formato *dBase IV* (compatible con ArcGIS) en la que, junto a otras columnas, aparezca una dedicada a recoger el identificador de las parcelas del IFN contenidas en la provincia de Teruel y otra para recoger el valor de la biomasa residual forestal de esa parcela expresada en toneladas por hectárea (tons/ha).

Para conseguir este objetivo, los pasos realizados fueron los siguientes:

- Utilización de la base de datos alfanumérica incluida en el IFN-2 en la aplicación informática *BASIFOR* para generar unas tablas que contienen las principales variables dasométricas y dendrométricas tanto a nivel de parcela como a nivel de los pies que componen esa parcela.
- Importación de estas tablas al entorno de trabajo de Microsoft EXCEL.

- Obtención del diámetro normal medio (cm) a partir de los dos diámetros (mm) recogidos para cada pie en el IFN-2.
- Dado que las parcelas son de radio variable, asignación a cada pie de su correspondiente radio según las instrucciones del IFN-2 (Tabla II.1.4); este paso es imprescindible para la posterior conversión de los datos en toneladas por parcela a unidades superficiales (tons/ha).
- Asignación a cada parcela de la especie principal en función de la más abundante anotada, sin eliminar la información del resto de las contenidas.
- Utilizando la columna PARCELA como identificador, vinculación a la tabla sobre la que se está trabajando de toda la información generada por la aplicación *BASIFOR* a nivel de parcela (coordenadas UTM, fracción cabida cubierta, densidad, diámetro cuadrático medio, altura dominante, volumen con corteza, incremento anual del volumen con corteza, etc.).
- Aplicación, sobre la tabla resultante, de un doble filtro mediante una macro diseñada en *Microsoft Visual Basic* con el objetivo de:
 - Seleccionar las parcelas en las que el 100% de los pies son pinos.
 - Seleccionar, dentro de las parcelas resultantes del anterior filtro, aquéllas en que los pinos que las componen tienen un diámetro normal y una altura que se encuentra dentro del rango de validez de las ecuaciones de estimación de biomasa residual ajustadas.

Un total de 617 parcelas superaron este doble filtro, lo que representa un 37,88% del total de las del IFN-2; el resto fueron eliminadas de la tabla.

- Cálculo de la biomasa residual forestal de cada pie en kilos de materia seca mediante una nueva macro que utiliza la regresión ajustada para cada especie (Tabla II.1.3). Considerando el radio de la parcela que contiene cada árbol, la misma macro transforma la biomasa residual de kg/pie a tons/ha.
- Asignación a cada parcela —mediante una nueva macro— del valor del sumatorio de la biomasa residual de cada pie perteneciente a la misma. La tabla resultante es exportada a formato *dBase IV*.

Por tanto, el resultado final es una tabla que contiene información de la biomasa residual forestal en unidades superficiales (tons/ha) para cada una de las parcelas del IFN-2 de la provincia de Teruel que cumplen los rangos de aplicación de las ecuaciones de regresión obtenidas mediante trabajo de campo. Junto a esta información aparece también toda la contenida en el inventario (coordenadas UTM, fracción cabida cubierta, composición específica, densidad, diámetro cuadrático medio, altura dominante, volumen con corteza, etc.).

II.1.1.3. ESPACIALIZACIÓN DE LAS PARCELAS DEL IFN-2 CON INFORMACIÓN DE BIOMASA RESIDUAL FORESTAL

Las coordenadas UTM —contenidas en la tabla preparada en *dBase IV*— de cada una de las parcelas hacían posible su importación en el entorno ArcGIS para crear una cartografía de tipo puntual. Sin embargo, antes de realizar esta operación, fue necesario homogeneizar la información de las coordenadas de estas parcelas a un solo huso UTM, ya que mientras

Tras este doble proceso de eliminación, el número de parcelas del IFN-2 utilizadas en los análisis llevados a cabo con la escena Landsat de junio de 1994 asciende a un total de 482 (Figura II.1.5). La biomasa residual forestal estimada en estas parcelas varía entre 0,107 y 64,720 tons/ha. Este amplio rango se relaciona con la elevada heterogeneidad, ya comentada, de los bosques mediterráneos. La Tabla II.1.5 muestra algunas estadísticas básicas de estas parcelas para cada especie considerada.

■ TABLA II.1.5

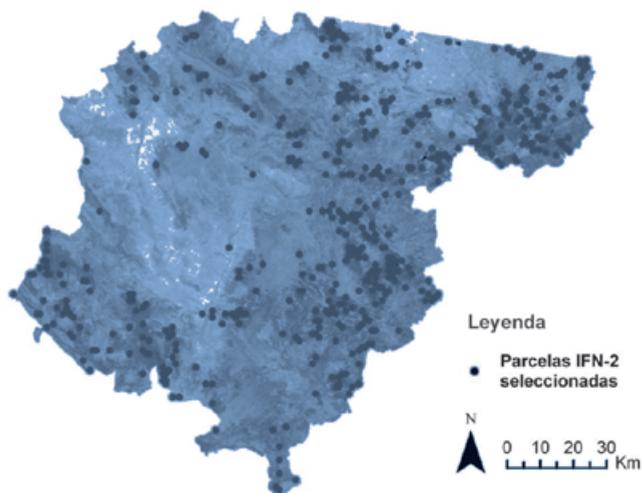
Composición de la muestra de parcelas monoespecíficas del IFN-2 por especies para las que se tiene información de biomasa residual forestal: número de parcelas, valor medio, desviación estándar, valor mínimo y valor máximo

Especie	Nº parcelas	Biomasa residual (tons/ha)			
		Media	Desv. Est.	Mínimo	Máximo
<i>P. sylvestris</i>	134	19.910	12.859	1.208	53.374
<i>P. halepensis</i>	183	14.698	10.741	0.763	54.200
<i>P. nigra</i>	129	12.712	13.563	0.412	64.720
<i>P. pinaster</i>	36	12.760	10.776	0.107	33.902
TOTAL	482	15.470	12.453	0.107	64.720

Las parcelas monoespecíficas de *P. halepensis* son las más numerosas, representando un 37,97% del total de la muestra. Les siguen en importancia las de *P. sylvestris* y las de *P. nigra* (27,80% y 26,76%, respectivamente), siendo las de *P. pinaster* las menos representadas (7,47%). Esta distribución de la muestra por especies difiere de la importancia superficial de cada una en la provincia (Tabla II.1.1), encontrándose *P. sylvestris* en segundo lugar en lugar de en primero. El motivo de este descenso relativo de la importancia de esta especie en la muestra se debe a que el 59% de las parcelas eliminadas por presentar más de una especie contenían *P. sylvestris* como especie principal o secundaria, mientras que sólo el 29% contenían *P. halepensis*. La media más alta de biomasa residual por parcela corresponde a *P. sylvestris* (19,910 tons/ha), mientras que la más baja está en las de *P. nigra* (12,712 tons/ha), aunque seguidas de cerca por las parcelas de *P. pinaster* (12,760 tons/ha). Son las parcelas de *P. nigra* las que presentan una mayor variabilidad por parcela, con una desviación estándar de 13,563 tons/ha. Por el contrario, las parcelas de *P. pinaster* y de *P. halepensis* presentan la menor variabilidad interna, aunque ésta puede considerarse como elevada en ambas al superarse las 10 tons/ha (10,776 y 10,741 tons/ha, respectivamente). En cuanto a los valores mínimos de biomasa residual por parcela, todas las especies presentan, al menos, una parcela con valores realmente bajos, siendo *P. pinaster* la que marca el valor menor de las cuatro especies (0,107 tons/ha). Con respecto al máximo de biomasa residual por parcela, éste aparece en *P. nigra* con 64,720 tons/ha; valor que se sitúa a una distancia relativamente alta respecto de los dos siguientes máximos marcados por *P. halepensis* y *P. sylvestris* (a más de 10 tons/ha) y puede deberse una vez más a que *P. nigra* es la especie más utilizada en las repoblaciones.

FIGURA II.1.5

Localización de las 482 parcelas del IFN-2 utilizadas sobre la imagen Landsat TM de 29 de junio de 1994



El elevado número de parcelas (482) y su distribución espacial (Figura II.1.5) garantizan la inclusión de las diferentes condiciones medioambientales del área de estudio en las que aparecen las cuatro especies seleccionadas, evitándose el establecimiento de modelos de regresión no robustos y sobre-ajustados (Salvador y Pons, 1998b). Además, este alto volumen de parcelas permite la inclusión de un importante número de variables independientes, siguiendo el criterio de Hair *et al.* (1999). Estos autores afirman que, si se utiliza un proceso por pasos en el ajuste del modelo de regresión (el más restrictivo), es posible introducir una variable independiente por cada 50 observaciones de la variable dependiente sin comprometer la calidad del modelo en la generalización de los resultados. Así, teniendo en cuenta este criterio sobre el tamaño muestral a la hora de ajustar una regresión múltiple, aun reservando el 40% de las parcelas para tareas de validación, el 60% utilizado para ajustarlo (289 parcelas) permite la inclusión de un total de 5 variables independientes, respetando este supuesto básico y garantizándose una buena *potencia estadística*⁷ del modelo de regresión, considerando un nivel de significación (*p-valor*) de 0,05 (Hair *et al.*, 1999). Aun así, como se verá más adelante, se procurará que el número de variables independientes sea el menor posible, evitándose los problemas de sobre-ajuste ya aludidos. Junto a esto, también se velará porque las variables independientes consideradas para la edición del modelo sean todas relevantes para la estimación de la biomasa residual forestal, basándonos principalmente en fundamentos conceptuales y teóricos. Se intenta así respetar el supuesto más problemático en la selección de variables independientes, el *error de especificación*, que alude a la inclusión

⁷ La *potencia* de la regresión múltiple se refiere a la probabilidad de detectar como estadísticamente significativo un nivel específico de R^2 o un coeficiente de regresión para un nivel de significación y un tamaño de muestra específicos. El tamaño muestral tiene un impacto directo y cuantificable sobre esta potencia (Hair *et al.*, 1999).

de variables irrelevantes o a la omisión de variables relevantes del conjunto de las independientes (Hair *et al.*, 1999).

De acuerdo con este último principio, los siguientes apartados están dedicados a la obtención y modelado de las variables independientes que, *a priori*, son útiles para la estimación de la biomasa residual forestal desde el punto de vista teórico.

II.1.2. Las variables radiométricas derivadas de las imágenes ópticas

Como se ha visto en el la síntesis descriptiva de esta publicación, las imágenes ópticas de Landsat TM y ETM+ son las más utilizadas en las aplicaciones de teledetección encaminadas a la estimación de biomasa a escala regional y local. Este apartado está dedicado a la aplicación de una serie de tratamientos sobre las tres imágenes Landsat seleccionadas para obtener variables radiométricas susceptibles de ser relacionadas con los datos de biomasa residual obtenidos en el apartado II.1.1. Antes de aplicar estos tratamientos se presentan brevemente las características de las imágenes Landsat utilizadas.

II.1.2.1. CARACTERÍSTICAS DE LAS IMÁGENES ÓPTICAS UTILIZADAS

Las tres imágenes ópticas seleccionadas fueron adquiridas por el satélite Landsat 5, por lo que sus características generales están condicionadas por las propiedades de esta plataforma y su instrumento sensor.

II.1.2.1.1. Características generales

II.1.2.1.1.1. El programa Landsat

La familia de satélites Landsat comenzó con el lanzamiento al espacio, en julio de 1972, del satélite ERTS (*Earth Resources Technology Satellite*). La denominación de Landsat para esta serie de satélites se dio a partir del segundo lanzamiento, que se efectuó en enero de 1975 (Chuvienco, 1996). En total, el proyecto Landsat se compone de 7 satélites (Tabla II.1.6), aunque Landsat 6 nunca llegó a ser operativo.

El programa Landsat ha recogido información de la superficie de la Tierra de forma continuada desde hace 39 años creando, en palabras de la NASA (*National Aeronautics and Space Administration*), “un archivo histórico incomparable en calidad, detalle, cobertura y cantidad” (NASA, 2008), siendo considerado como el proyecto más fructífero de los desarrollados en teledetección espacial (Chuvienco, 2002). Aunque en los últimos años se llegó a temer por su continuidad debido a fallos operativos en los dos satélites Landsat activos (5 y 7) y por la falta de un compromiso claro por parte de la Administración americana de continuar con este programa de observación espacial, en la actualidad la NASA están dando los pasos necesarios para la continuidad del mismo.

■ TABLA II.1.6

La familia de satélites Landsat

Satélite	Fecha de lanzamiento	Estado
ERTS	23 de julio de 1972	No operativo desde enero de 1978
Landsat 2	22 de enero de 1975	No operativo desde febrero de 1982
Landsat 3	5 de marzo de 1978	No operativo desde marzo de 1983
Landsat 4	16 de julio de 1982	No operativo para transmitir datos desde 1993
Landsat 5	1 de marzo de 1984	Operativo
Landsat 6	5 de octubre de 1993	Lanzamiento fallido
Landsat 7	15 de abril de 1999	Operativo ⁸

Fuente: NASA oficial website (<http://www.nasa.gov/>)

Es evidente que en el período de tiempo transcurrido entre el lanzamiento de ERTS 1 y Landsat 7 fueron muchos los cambios tecnológicos, lo que repercutió tanto en las características orbitales y fisonómicas de la plataformas como en sus instrumentos de observación para la captura de información. Los tres primeros estaban equipados con un sensor MSS (*Multispectral Scanner*), con resolución radiométrica de 128 ND y tres cámaras de vídeo RBV (*Return Beam Vidicon*). Landsat 4 y Landsat 5 presentaban unas características diferentes de los tres primeros, pero la principal novedad fue la inclusión del sensor TM (*Thematic Mapper*), que proporcionaba una mayor resolución espectral (7 bandas), espacial (30 m. en las bandas reflectivas y 120 m. en la banda térmica) y radiométrica (256 ND) (Chuvienco, 1996). Landsat 7 respetó características orbitales similares a las de Landsat 4 y 5; su mayor novedad fue la inclusión del sensor ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*), versión mejorada de TM. Las novedades de este sensor con respecto a su predecesor fueron la inclusión de 2 nuevas bandas, una pancromática y una térmica con una resolución espacial de 15 m y de 60 m, respectivamente, una mejor calibración radiométrica y la incorporación de un grabador de datos a bordo (Lillesand y Kiefer, 2000; NASA, 2008).

II.1.2.1.1.2. Características orbitales de Landsat 5

Al igual que el resto de la familia Landsat, se incluye dentro del grupo de los satélites helio-sincrónicos, capaces de observar sistemáticamente distintas zonas del planeta. Las órbitas de estos satélites son normalmente circulares con el fin de mantener siempre la misma altura de observación, habitualmente polares (plano de la órbita aproximadamente perpendicular al Ecuador); esto es así para aprovechar el movimiento de rotación de la Tierra, a fin de que el satélite se sitúe sobre un mismo punto cada cierto tiempo (Chuvienco, 1996).

La órbita de Landsat 5 es circular y polar, ligeramente inclinada (98,2° respecto al Ecuador). La altura orbital media se sitúa en 705 km, circundando la Tierra cada 98,9 minutos (período orbital), con lo que cada día son completadas 14,5 orbitas. Debido al movimiento

⁸ Desde el 31 de mayo de 2003 persiste el mal funcionamiento del *Scan Line Corrector* (SLC), lo que produce replicación de datos y hace necesarias operaciones especiales de corrección.

de rotación de la Tierra, la distancia entre las líneas de observación terrestre de dos orbitas consecutivas es de, aproximadamente, 2.752 km a la altura del Ecuador. De esta manera se consigue que el satélite vuelva sobre la misma porción cada 16 días (ciclo de recubrimiento). El momento de adquisición de imágenes en las latitudes medias se sitúan en torno a las 9,45 a.m. hora solar (Chuvieco, 1996; Lillesand y Kiefer, 2000).

II.1.2.1.1.3. Toma de datos en Landsat 5: el sensor TM

TM pertenece al grupo de sensores radiométricos denominados de “barrido” (*scanner*); para registrar la energía electromagnética proveniente de la superficie terrestre utiliza un espejo con oscilación perpendicular a la trayectoria, lo que permite al sensor explorar una franja de terreno a ambos lados de su trayectoria (Chuvieco, 1996).

Como se ha señalado, la resolución espectral de este sensor es de siete bandas de observación (Tabla II.1.7), siendo la resolución espacial de 30 m en las bandas reflectivas y de 120 metros en la térmica. Su resolución radiométrica es de 8 bits (256 ND). El sensor TM registra información en un campo de 15,4°, lo que, combinado con la altura de su órbita, da lugar a unas escenas de 185 km de lado, divididos a ambos lados de la vertical de la trayectoria (Lillesand y Kiefer, 2000).

■ TABLA II.1.7

Bandas de registro del sensor TM: amplitud espectral y localización en el espectro electromagnético

Banda	Amplitud de la banda (µm)	Región espectro electromagnético
Banda 1	de 0,45 a 0,52	Espectro visible (Azul)
Banda 2	de 0,52 a 0,60	Espectro visible (Verde)
Banda 3	de 0,63 a 0,69	Espectro visible (Rojo)
Banda 4	de 0,76 a 0,90	Infrarrojo próximo
Banda 5	de 1,55 a 1,75	Infrarrojo medio
Banda 6	de 10,40 a 12,50	Infrarrojo térmico
Banda 7	de 2,08 a 2,35	Infrarrojo medio

Fuente: Chuvieco (1996) y Lillesand y Kiefer (2000)

II.1.2.1.1.4. Información de utilidad forestal proporcionada por las bandas de TM

Diseñado para generar cartografía temática, el sensor TM ha permitido el desarrollo de un gran número de aplicaciones medioambientales (Chuvieco, 1996). Su diseño se basó en la experiencia adquirida por el análisis de los datos MSS y por los resultados de campañas de radiometría de campo. Estos conocimientos determinaron la localización y la amplitud espectral de sus bandas, que fueron diseñadas para mejorar la discriminación espectral de las principales cubiertas de la Tierra. Como resultado, las bandas de TM son mucho más precisas que las de MSS para la discriminación de la vegetación y, por lo tanto, más útiles para el estudio de las superficies forestales. A continuación se señalan algunas de las

informaciones sobre vegetación que proporcionan cada una de las bandas TM (Lillesand y Kiefer, 2000):

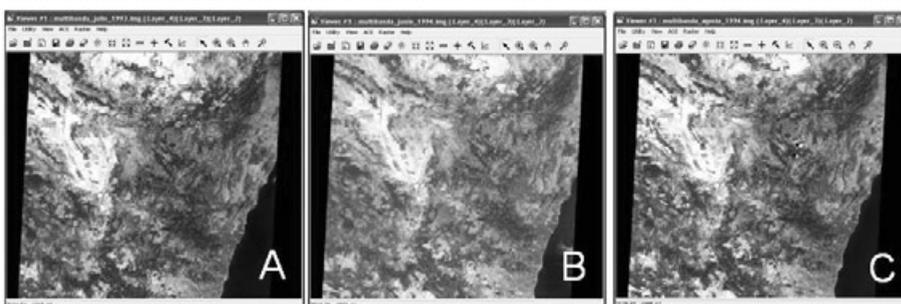
- Banda 1 (0,45-0,52; azul): útil para la discriminación entre suelo y vegetación y para la cartografía de tipos de bosques. También puede ser utilizada para discriminación del estrés hídrico de la vegetación.
- Banda 2 (0,52-0,60 μm ; verde): diseñada para la medición del pico de reflectividad de la vegetación en el visible. Por lo tanto, es útil para la discriminación de la vegetación y la evaluación del vigor vegetal.
- Banda 3 (0,63-0,69 μm ; rojo): válida para la diferenciación de los distintos tipos de cubierta vegetal, esta banda fue diseñada para registrar la absorción de energía electromagnética debido a la acción de la clorofila.
- Banda 4 (0,76-0,90 μm ; infrarrojo próximo): útil para determinar los tipos de vegetación, el vigor vegetal y, en principio, el contenido de biomasa.
- Banda 5 (1,55-1,75 μm ; infrarrojo medio): indicativa del contenido de humedad de la vegetación y, por tanto, útil para el análisis del estrés hídrico.
- Banda 6 (10,4-12,5 μm ; infrarrojo térmico): útil para el análisis de estrés hídrico de la vegetación.
- Banda 7 (2,08-2,35 μm ; infrarrojo medio): como la banda 5 —ambas registran en la misma región del espectro— es sensible al contenido de humedad.

II.1.2.1.2. Características particulares de las imágenes utilizadas

Las imágenes Landsat 5 TM utilizadas en la presente investigación fueron registradas el 28 de julio de 1993 y el 29 de junio y el 16 de agosto de 1994. Las tres corresponden a la órbita (*track*) 199 y a la fila (*frame*) 32, estando situados sus centros de observación en posiciones ligeramente diferentes, lo que implica que el área registrada no sea exactamente la misma. Estas escenas cubren, individualmente, la práctica totalidad de la provincia de Teruel, dejando fuera sólo el sector noreste, poco importante para los objetivos del presente trabajo por su escasa cubierta forestal (Figura II.1.6).

FIGURA II.1.6

Las imágenes Landsat 5 TM adquiridas: (A) imagen de 28 de julio de 1993; (B) imagen de 29 de junio de 1994; (C) imagen de 16 de agosto de 1994



La elección de estas imágenes obedece a que son coetáneas a los trabajos de campo del IFN-2 de la provincia de Teruel⁹ y a que están libres de nubes en su mayor parte. Además, todas ellas pertenecen a la época estival, la más frecuentemente seleccionada en el campo de las aplicaciones forestales de la teledetección (de la Riva, 1997). Con la selección de imágenes de verano se intenta minimizar el efecto de las sobras en la respuesta radiométrica registrada, ya que en esta estación el ángulo de elevación solar presenta sus valores anuales máximos.

Adquiridas a *Eurimage* (www.eurimage.com), fueron proporcionadas en formato CEOS con un nivel de procesamiento 1G, considerado como el estándar para la mayoría de los usuarios. Así, estas imágenes estaban libres de errores geométricos sistemáticos, situándose el error residual en torno a los 250 m, siendo necesaria la aplicación de un modelo empírico —basado en puntos de control— para alcanzar una mayor precisión. Además, señalar que durante este proceso 1G no se aplica ningún tipo de corrección atmosférica, lo que implica la necesidad de una corrección radiométrica para solventar los problemas de radiometría a partir de sus ND, eliminando la influencia atmosférica y el efecto de la topografía. La aplicación de estos pretratamientos a las imágenes adquiridas (corrección geométrica y corrección radiométrica) ocupa el siguiente apartado.

II.1.2.2. APLICACIÓN DE PRETRATAMIENTOS: CORRECCIÓN GEOMÉTRICA Y RADIO-MÉTRICA

Toda imagen adquirida por un sensor remoto presenta una serie de alteraciones geométricas y radiométricas que pueden ser debidas a diversos factores: estabilidad de la plataforma, rotación terrestre, dispersión atmosférica, influencia de la topografía... Las alteraciones geométricas son aquellas que modifican la localización real de un píxel y las radiométricas las que modifican el valor de los ND registrados (Chuvieco, 2002).

La corrección de estas alteraciones es necesaria, pues suponen asociar a un determinado píxel un ND que no se corresponde con su realidad espacial y/o radiométrica, lo que puede generar errores graves en los resultados derivados de los análisis digitales. Por ello, la eliminación de errores geométricos es una tarea imprescindible para que la imagen pueda relacionarse con datos de campo, para la correcta integración de la imagen en un entorno SIG y para la realización de análisis multitemporales (Chuvieco, 2002), tareas todas ellas que se van realizan en el contexto de la presente investigación. En la corrección radiométrica, además de eliminar las distorsiones que introducen la atmósfera y la topografía en la señal registrada, los ND originales serán convertidos a valores de reflectividad, tarea indispensable para el establecimiento de modelos empíricos y teóricos como el que aquí se persigue. En definitiva, estos dos pretratamientos son necesarios para convertir los datos originales a un formato adecuado para el análisis cuantitativo y para permitir la transferencia y la comparación entre modelos estimativos de áreas diferentes (Foody *et al.*, 2003).

⁹ Aunque la imagen de julio de 1993 es anterior a la realización de las tareas de campo del IFN-2 en Teruel (marzo a agosto de 1994), fue adquirida por su proximidad en el tiempo y por la ausencia de mejores escenas, descontando las otras dos utilizadas de junio y agosto de 1994.

II.1.2.2.1. Corrección geométrica

Las distorsiones que alejan la posición del píxel registrado de la localización que tendría si la captura se hubiese realizado correctamente se clasifican en dos tipos: (i) sistemáticas, provocadas principalmente por la rotación y la curvatura terrestre y por la observación panorámica del sensor, y (ii) no sistemáticas, las provocadas por variaciones en la orientación, altura y velocidad de la plataforma y/o introducidas por el relieve.

Como se ha señalado antes, las imágenes adquiridas se encuentran ya libres de distorsiones sistemáticas. Así, sólo fue necesario eliminar los errores no sistemáticos; para ello se procedió de la forma habitual, mediante la aplicación de un modelo empírico denominado comúnmente como “corrección o georreferenciación a partir de puntos de control”. Este método asume que no se conoce la fuente de los errores geométricos, pero que éstos pueden ser modelados a partir del ajuste de ecuaciones a un conjunto de puntos comunes entre la imagen y un documento auxiliar georreferenciado. El método consta de tres etapas (Chuvieco, 2002): (i) localización de puntos comunes entre la imagen original y el documento auxiliar de referencia (puntos de control); (ii) cálculo de las funciones de transformación entre las coordenadas de la imagen y las del documento de referencia; y (iii) transferencia de los ND originales a la nueva posición definida por las funciones de transformación.

La banda 6 fue eliminada de este proceso por su diferente resolución espectral con respecto a las demás de TM (120 m frente a 30 m) y su escaso uso en trabajos orientados a la estimación de parámetros forestales con imágenes Landsat. También fue eliminada la proyección asignada por el procesamiento 1G.

A continuación se refiere el proceso de georreferenciación aplicado. Se utilizó la proyección cartográfica UTM, el elipsoide de referencia Internacional de 1909, el *datum* Europeo de 1950 referido a España y Portugal y se asignó la zona 30 UTM. El *software* utilizado fue ERDAS Imagine, que incorpora la opción de utilizar un Modelo Digital de Elevaciones (MDE) en el proceso, lo que permite obtener mejores resultados en zonas de relieve complejo como las del área de estudio. En concreto se utilizó un MDE raster de la provincia de Teruel con una resolución espacial de 25 m creado a tal efecto.

II.1.2.2.1.1. Establecimiento de los puntos de control

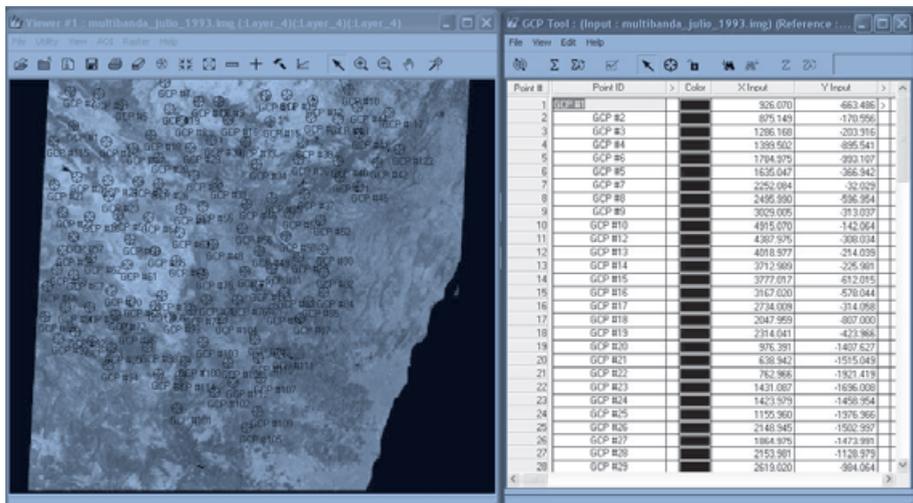
La correcta localización de los puntos de control es básica para asegurar la exactitud del proceso, constituyendo su fase más crucial, además de la que demanda mayor tiempo de trabajo por parte del usuario (Chuvieco, 2002). Teniendo en cuenta tales premisas, se creó un documento auxiliar de referencia para localizar puntos de control que ofreciera las máximas garantías en términos de precisión y calidad. En concreto, se generó un mosaico utilizando las ortofotografías aéreas de 1 m de resolución espacial del *SIG Oleícola Español*.

Para el establecimiento de los puntos de control se tuvieron en cuenta los tres aspectos básicos a considerar durante este proceso (Chuvieco, 1996): (i) número, (ii) localización y (iii) distribución. Así, la cantidad mínima de puntos recomendada para una escena Landsat completa (entre 100 y 120) fue respetada en cada una de las tres imágenes (Tabla II.1.8). En cuanto a la localización de los puntos, se siguieron las recomendaciones de situarlos en zonas claramente identificables en la imagen y en el documento de referencia. Los puntos fueron distribuidos uniformemente por todo el área de estudio y en sus zonas adyacentes,

evitándose así la comisión de errores por la ponderación excesiva de algún sector. La Figura II.1.7 muestra los puntos de control utilizados en una de las imágenes.

FIGURA II.1.7

Puntos de control utilizados con la imagen de 28 de julio de 1993



II.1.2.2.1.2. Cálculo de las funciones de transferencia

Las funciones de transferencia son las funciones polinómicas de grado variable que ponen en relación las coordenadas imagen (fila / columna) con las del documento auxiliar de referencia (X, Y cartográficas). Estas funciones son las que determinan la nueva matriz georreferenciada a la cual se ajustarán los ND de la imagen original durante el proceso de transferencia.

El grado del polinomio depende de la complejidad topográfica de la zona, siendo recomendado el uso de un segundo o tercer grado en el caso de que sea elevada. En nuestro caso se aplicó uno de orden 2, siendo conscientes de que es más recomendable tolerar cierto nivel de error que seleccionar órdenes más altos de transformación (Chuvieco, 1996; Pérez-Cabello, 2002).

La bondad del grado de ajuste conseguido se mide por la importancia de los residuales, entendidos éstos como la diferencia entre el valor estimado y el observado para cada uno de los puntos de control. Para obtener una valoración global del ajuste en toda la imagen se emplea el error cuadrático medio (*Root Mean Squared Error, RMSE*), calculado mediante la raíz cuadrada de las desviaciones entre los valores observados y los estimados (Chuvieco, 1996).

En general, el nivel de tolerancia en el *RMSE* se sitúa en un valor igual o inferior a un píxel (Chuvieco, 1996), siendo éste el criterio adoptado, ya que las imágenes van a ser relacionadas con verdad terreno. La Tabla II.1.8 recoge el *RMSE* alcanzado en el ajuste de cada imagen expresado en píxeles y en metros.

II.1.2.2.1.3. Transferencia de los ND originales a la posición corregida

Esta última fase del proceso de georreferenciación reubica los píxeles de la matriz original en la nueva malla georreferenciada a partir de las funciones de transformación ajustadas. De los tres métodos más comúnmente aplicados —vecino más próximo, interpolación bilineal y convolución cúbica— se utilizó el del vecino más próximo. Este método sitúa en cada píxel de la nueva malla el ND del píxel más cercano en la imagen original, sin realizar ninguna operación estadística. De esta forma, la práctica totalidad de los ND originales se conservan (Chuvieco, 1996), lo que resulta fundamental cuando se va a utilizar la imagen para ajustar modelos de estimación de parámetros biofísicos.

Simultáneamente a este proceso de transferencia de los ND, se procedió a la variación del tamaño del píxel de la nueva matriz, que pasó a ser de 25 m, frente a los 30 m originales de las bandas reflectivas TM. Esta transformación se abordó con el objeto de adecuar la geometría de las imágenes resultantes a una cadencia de valores más adecuada al sistema métrico decimal (Pérez-Cabello, 2002). Sobre las imágenes resultantes se aplicó una máscara con los límites de la provincia de Teruel, delimitándose así de forma precisa el área de estudio (Figura II.1.8). Es sobre estas imágenes sobre las que se realiza a continuación el proceso de corrección radiométrica.

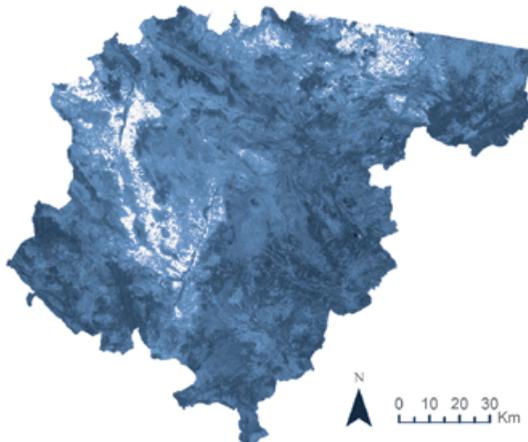
■ TABLA II.1.8

Número de puntos de control utilizados y RMSE obtenido en píxeles y en metros

Imagen	Nº puntos de control	RMSE (en píxeles)	RMSE (en metros)
28 de julio de 1993	111	0,71	21,51
29 de junio de 1994	120	0,55	16,63
16 de agosto de 1994	121	0,59	17,89

■ FIGURA II.1.8

Imagen Landsat del 29 de junio de 1994 corregida geoméricamente y adaptada a los límites del área de estudio



II.1.2.2.2. Corrección radiométrica

La señal que recoge el sensor no es sólo función de las propiedades reflectivas de la superficie. Existen contribuciones adicionales y anomalías en la radiancia que pueden ser debidas a la calibración de los detectores, a las características de superficies vecinas, a la influencia de la atmósfera y a la geometría de la iluminación, en donde los efectos de la pendiente y la elevación solar tienen una influencia muy destacada.

El término corrección radiométrica alude a un conjunto de técnicas que se aplican para modificar los ND originales con objeto de acercarlos a los que se registrarían si la recepción fuera ideal. Dentro de este concepto se encuentran las técnicas destinadas a la restauración de líneas o píxeles perdidos, las de reparación del bandeo y las de corrección del efecto atmosférico y de las variaciones de iluminación debidas al relieve, estando estas dos últimas ligadas a la transformación de los ND originales a parámetros físicos como, por ejemplo, la reflectividad (Chuvienco, 1996).

Los errores debidos a un mal funcionamiento del sensor o de la antena receptora de la imagen y los relacionados con el mal calibrado de los detectores que forman el sensor, responsables de la pérdida de líneas o píxeles y del efecto de bandeo, respectivamente, son fácilmente identificables en la visualización de las imágenes. Ninguno de estos dos errores fue detectado en las imágenes aquí consideradas durante el proceso de corrección geométrica, en el cual se realizó una visualización exhaustiva de las mismas. Por el contrario, los errores introducidos por la atmósfera, la geometría de la iluminación y por el relieve no son detectables tan fácilmente, ya que responden a factores ambientales y astronómicos (Pérez-Cabello, 2002).

Entre el sensor y la superficie terrestre se interpone la atmósfera, que interfiere de tres formas diferentes en el flujo de radiación electro-magnética registrada: mediante la absorción, la dispersión y la emisión. Estas tres interacciones se producen de forma selectiva en función de la longitud de onda, provocando un desajuste entre la cantidad de energía reflejada por la superficie y la radiancia que capta el sensor. El efecto de la absorción atmosférica está minimizado por la ubicación de las bandas de observación del sensor en longitudes de onda donde la transmisividad atmosférica es alta. La emisión atmosférica interfiere en longitudes de onda del infrarrojo térmico, no constituyendo un problema en este trabajo. Sin embargo, el efecto de la dispersión atmosférica sí que está presente, en mayor o menor proporción, en cualquier imagen adquirida por sensores remotos afectando directamente a la información espectral recogida (Chuvienco, 1996).

La dispersión atmosférica es ocasionada por la interacción entre la radiación electromagnética que atraviesa la atmósfera y los gases y partículas que ésta tiene en suspensión. Estas partículas o gases (principalmente aerosoles y vapor de agua) reflejan o refractan la energía, variando su dirección y/o intensidad. De esta manera, la radiancia captada por el sensor desde el exterior de la atmósfera se ve incrementada por la debida a este fenómeno de dispersión (*luz atmosférica*). Este efecto es mayor en las longitudes de onda más cortas (Chuvienco, 1996).

La geometría de la iluminación también incide en la reflectividad captada. Así, el registro del sensor está condicionado por una serie de ángulos definidos por las posiciones relativas entre éste y el Sol en el momento de captura de la imagen. Los ángulos que definen esta geometría son, por un lado, los ángulos cenital y acimutal¹⁰ solares, dependientes del momento

¹⁰ El ángulo cenital se obtiene restando a un ángulo recto el de elevación solar; el acimutal se mide en la dirección norte en el sentido horario (Chuvienco, 1996; Pérez-Cabello, 2002).

de la toma, y, por otro, del ángulo de observación del sensor, considerado nulo en TM al ser de observación cenital (Pérez-Cabello, 2002).

Por último, el efecto topográfico se define como la variación en la respuesta espectral de las superficies inclinadas respecto a las horizontales siendo ésta resultado directo de su orientación respecto a la fuente de iluminación y al sensor. La variación que introduce la topografía en las áreas de montaña con respecto a las llanas es doble: por un lado produce variaciones en la irradiancia recibida (tanto directa como difusa), lo cual está en función del ángulo del flujo incidente; por otro se producen procesos de ocultamiento topográfico, quedando algunas zonas de sombra debido a la altura y situación de relieves vecinos (y no a la exposición del píxel considerado) (de la Riva, 1997; Chuvieco, 2002). Así, en áreas con una topografía compleja como la nuestra, el relieve hace que exista una variación de la respuesta espectral de un mismo tipo de cubierta vegetal (Chuvieco, 2002; Riaño *et al.*, 2003;). En consecuencia, para eliminar este efecto topográfico debe considerarse el ángulo de incidencia, definido éste como el ángulo entre el vector incidente y la normal de la superficie, el cual depende directamente de la orientación y de la pendiente del terreno (Pérez-Cabello, 2002).

La eliminación de estos efectos y la conversión de los ND originales a reflectividad es un paso previo fundamental al establecimiento de modelos empíricos como el que se persigue, ya que la reflectividad es una variable física comparable y extrapolable a otras zonas, lo que hace más sólida la interpretación de los datos y permite la comparabilidad multitemporal y el análisis integrado entre imágenes obtenidas con el concurso de otros sensores (Chuvieco, 1996; de la Riva, 1997; Cohen *et al.*, 2001; Pérez-Cabello, 2002; Foody *et al.*, 2003). De esta manera, la corrección radiométrica es una tarea previa fundamental para encarar con éxito la tarea de encontrar un modelo de estimación de biomasa residual del área de estudio mediante la utilización de información espectral que sea actualizable, pudiendo ser comparados los resultados obtenidos con los de otros trabajos similares que también hayan sido expresados en términos de reflectividad.

La metodología aplicada se divide en dos fases: en primer lugar se aborda la corrección del efecto de dispersión atmosférica y, en segundo, las imágenes son convertidas a reflectividad espectral eliminándose las distorsiones procedentes de la geometría de la observación y de la morfología del terreno.

II.1.2.2.2.1. Corrección del efecto de la dispersión atmosférica

La eliminación de la dispersión atmosférica de las imágenes fue abordada mediante la realización de un método empírico que asume que los efectos atmosféricos son constantes en toda la imagen y que existe una relación lineal entre los datos registrados y la reflectividad de los objetos (Chuvieco, 2002). En concreto, el método aplicado fue el denominado como *corrección del histograma por sus valores mínimos (Histogram Minimum Method)*, el cual se basa en la utilización de los datos de la propia imagen para estimar y eliminar el efecto atmosférico. Este método presupone que las zonas de la imagen cubiertas por materiales de fuerte absorción (agua, sombra topográfica) deberían presentar una radiancia espectral muy próxima a cero o cero, con lo que la diferencia entre cero y el valor mínimo en cada banda constituirá el efecto dispersor de la atmósfera (Chuvieco, 2002; Pérez-Cabello, 2002).

La forma de proceder es sencilla: consiste en restar el ND mínimo de cada banda a todos los píxeles que la componen. De esta manera, se procedió al cálculo de los histogramas de

cada una de bandas de las tres imágenes, identificándose el valor mínimo de cada una. Estos ND fueron confirmados como los presentes en las zonas de sombra topográfica, lo que validó la utilidad de los mismos para eliminar el efecto de la dispersión atmosférica. Además, esos valores mínimos eran más pequeños en las bandas con longitudes de onda más largas, hecho en consonancia con la relación inversa existente entre dispersión atmosférica y longitud de onda.

II.1.2.2.2. Transformación de los ND originales a valores de reflectividad espectral

Para conocer la reflectividad de una superficie es preciso relacionar dos magnitudes: la energía reflejada y la incidente (Chuvieco, 1996). La reflejada se puede obtener a partir de la decodificación de los ND proporcionados por el sensor mediante la utilización de sus coeficientes de calibración, obteniéndose de esta forma valores de radiancia espectral. La energía incidente es función de la irradiancia solar, la cual se puede conocer a partir de tablas solares, y de las condiciones de adquisición de la imagen y de los efectos originados por la topografía (Pérez-Cabello, 2002).

El proceso metodológico seguido consta de tres etapas: en primer lugar se obtienen los valores de radiancia espectral; en segundo lugar, se obtiene la reflectividad sin normalización topográfica; por último, se aplica un método de normalización topográfica para eliminar la dependencia de la reflectividad con respecto a la pendiente del terreno. Todo este proceso es creado mediante el módulo de ERDAS Imagine *Model maker*, que permite la integración de distintas capas de información y la realización de operaciones complejas entre ellas.

— Cálculo de la radiancia espectral

La radiancia espectral es la energía que capta el sensor y se define como “el total de energía radiada en una determinada longitud de onda por unidad de área y por ángulo sólido de medida” ($W\ m^{-2}\ sr^{-1}\ \mu m^{-1}$) (Chuvieco, 1996). La medición de la radiancia por el sensor se hace mediante su codificación en ND de acuerdo con unos coeficientes de calibración específicos para cada sensor. Si estos coeficientes son conocidos se puede realizar el proceso inverso; es decir, conocer la radiancia a partir de los ND proporcionados por el sensor (Chuvieco, 1996). Ésta es la operación que se lleva a cabo en nuestras imágenes Landsat mediante la siguiente ecuación:

$$L_{sen,k} = a_{0,k} + a_{1,k} ND_k \quad \text{Ecuación 4}$$

donde $L_{sen,k}$ es la radiancia espectral recibida por el sensor en la banda k (expresada en $W\ m^{-2}\ sr^{-1}\ \mu m^{-1}$), $a_{0,k}$ y $a_{1,k}$ son los coeficientes de calibración para esa banda (*offset* y *gain*, respectivamente, en el caso de Landsat TM), y ND_k cada uno de los ND originales de la banda considerada (adaptado de Chuvieco, 1996).

Los coeficientes de calibración de Landsat 5 TM específicos para cada una de las imágenes fueron extraídos de sus respectivos ficheros de cabecera. Las imágenes resultantes son utilizadas para calcular la reflectividad sin normalización topográfica.

— Cálculo de la reflectividad sin normalización topográfica

Se entiende por reflectividad sin normalización topográfica a la calculada para una superficie sin tener en cuenta la influencia que el relieve tiene en ella. Para la obtención de la reflecti-

tividad es necesario tener en cuenta diversos factores que se relacionan entre sí mediante la siguiente expresión:

$$\rho_T = \frac{K \cdot \pi \cdot L_{sen,k}}{E_{0,k} \cdot \cos \theta_z \cdot T_{k,i}} \quad \text{Ecuación 5}$$

donde ρ_T es la reflectividad sin normalización topográfica en cada banda k , K es el factor corrector de la distancia Tierra-Sol, $L_{sen,k}$ es la radiancia espectral de esa banda (sin dispersión atmosférica), $E_{0,k}$ es la irradiancia solar en el techo de la atmósfera de esa banda, θ_z es el ángulo cenital solar y $T_{k,i}$ es la transmisividad del flujo incidente considerando la banda k (adaptado de Pérez-Cabello, 2003).

A continuación se detalla la obtención de cada uno de los parámetros considerados en la ecuación (Pérez-Cabello, 2003):

- K . Se calcula a partir de la integración del día juliano en la siguiente expresión (medido en unidades astronómicas):

$$K = (1 + 0.01674 \cdot (\text{sen}(\text{día juliano} - 93.5) / 365))^2 \quad \text{Ecuación 6}$$

- $L_{sen,k}$. Se utilizan los valores de radiancia espectral sin dispersión atmosférica obtenidos en el subapartado anterior.
- $E_{0,k}$. Las constantes de irradiancia solar son ($\text{W m}^{-2} \mu\text{m}^{-1}$): banda 1: 1954; banda 2: 1826; banda 3: 1558; banda 4: 1047; banda 5: 217,2; banda 7: 80,29.
- θ_z . Calculado como el ángulo complementario al de elevación solar, que viene recogido en los ficheros de cabecera. Se expresa en radianes.
- $T_{k,i}$. Se adoptan los siguientes valores estándar: banda 1: 0,70; banda 2: 0,78; banda 3: 0,85; banda 4: 0,91; banda 5: 1; banda 7: 1.

El resultado de aplicar la Ecuación 5 son unas imágenes en las que el valor de cada píxel representa la reflectividad de la cubierta presente, por lo que sus valores varían entre 0 (perfectamente absorbente) y 1 (totalmente reflectora). Para facilitar futuros análisis, el valor de cada píxel fue multiplicado por 100.

— Cálculo de la reflectividad con normalización topográfica

El término normalización topográfica hace referencia a la compensación de las diferencias de iluminación solar introducidas por la forma irregular del terreno (Riaño *et al.*, 2003). Como se ha comentado con anterioridad, este efecto causa una gran variación en la respuesta reflectiva de cubiertas vegetales similares, por lo que es imprescindible su eliminación en áreas de topografía compleja. Una normalización topográfica refinada reduce la variabilidad interna de cada tipo de vegetación, ya que la reflectividad corregida está más correlacionada con las propiedades geométricas o biofísicas de la vegetación que la obtenida sin tener en cuenta el efecto del relieve (Riaño *et al.*, 2003).

Aunque la aplicación de algunos ratios entre imágenes puede paliar este efecto, la utilización de un MDE preciso (misma resolución) y bien ajustado resulta mucho más eficaz, ya que permite modelar las condiciones de iluminación en el momento de toma de la imagen (Chuvieco, 1996; Pérez-Cabello, 2002; Riaño *et al.*, 2003).

De los diferentes métodos existentes que introducen un MDE se aplicó el de *Minnaert*. Este método se clasifica dentro del grupo de los modelos no-Lambertianos, al asumir que

de las distintas superficies presentes en la imagen no reflejan la energía incidente por igual en todas las direcciones y en todas las longitudes de onda. De las diferentes versiones de este método se utilizó la de Colby (1991) (Ecuación 7). Para calcular la constante que en este método modela el comportamiento reflectivo (difusividad) de las distintas superficies presentes en las imágenes utilizadas en cada una de las longitudes de onda consideradas se utilizó información pre-existente de las cubiertas vegetales presentes en el área de estudio.

$$\rho_H = \rho_T \cdot \cos \theta_p \left(\frac{\cos \theta_z}{IL \cdot \cos \theta_p} \right)^{K_k} \quad \text{Ecuación 7}$$

donde ρ_H es la reflectividad de una superficie horizontal (normalizada topográficamente), ρ_T es la reflectividad de una superficie sin normalización topográfica, θ_p es el ángulo de la pendiente, θ_z es ángulo cenital solar, IL es el coseno del ángulo de incidencia, y K es la constante de Minnaert para la banda k (adaptado de Riaño *et al.*, 2003 y de Twele y Erasmi, 2005).

A continuación se detalla cómo se han obtenido los parámetros involucrados:

- ρ_T . Valores de reflectividad sin normalización topográfica ya obtenidos.
- θ_p . A partir de la aplicación de un algoritmo sobre el MDE que devuelve un valor de pendiente; la información de este ángulo es expresada en radianes.
- θ_z Angulo complementario —expresado en radianes— al de elevación solar, que viene recogido en los ficheros de cabecera de cada imagen.
- IL . Expresado en radianes, se calcula mediante la siguiente expresión:

$$IL = \cos \theta_p \cdot \cos \theta_z + \sin \theta_p \cdot \sin \theta_z \cdot \cos(\phi_a - \phi_0) \quad \text{Ecuación 8}$$

donde Φ_a es el ángulo acimutal solar (obtenido en los ficheros de cabecera de las imágenes y expresado en radianes) y Φ_0 es el ángulo de orientación-exposición (obtenido de la aplicación de un algoritmo al MDE que devuelve un valor de orientación-exposición en grados, expresado después en radianes).

- K . La constante de Minnaert es el término que modela el comportamiento no-Lambertiano de una superficie o cubierta y varía entre 0 (si la superficie actúa como un reflector especular) y 1 (si la superficie se comporta como un reflector isotrópico o Lambertiano perfecto). Para su cálculo en cada banda de cada una de las tres imágenes utilizadas se utilizó información procedente del Mapa Forestal de Aragón 1:50.000 (MFA).

Las imágenes obtenidas tras este proceso de normalización topográfica están listas para ser utilizadas como variables independientes en los modelos de estimación de biomasa. Sobre estas imágenes se aplican una serie de transformaciones en el apartado siguiente al objeto de aumentar el número de variables espectrales a considerar en la elaboración de estos modelos de estimación.

II.1.2.3. APLICACIÓN DE TRANSFORMACIONES Y ELABORACIÓN DE NEOCANALES

Aunque existen en la bibliografía trabajos orientados a la estimación de parámetros forestales utilizando únicamente las seis bandas reflectivas de Landsat, resultan recurrentes los trabajos que, además de éstas, utilizan nuevas bandas de información espectral obtenidas a

partir de aquéllas. Estos neocanales son fruto de transformaciones, más o menos complejas, aplicadas a las bandas originales al objeto de aprovechar toda la información contenida en ellas, obteniéndose nuevas dimensiones de la información espectral que pueden resultar útiles a la hora de estimar con mayor precisión el parámetro buscado o para resaltar diferencias entre cubiertas, eliminándose a su vez la fuerte correlación existente entre algunas bandas por la presencia de información redundante (Chuvienco, 1996; de la Riva, 1997; Lillesand y Kiefer, 2000).

Dado que nuestro objetivo es encontrar el mejor modelo de estimación posible, se decidió considerar todos aquellos neocanales que en la bibliografía se han mostrado como significativos a la hora de estimar parámetros forestales mediante imágenes Landsat. A continuación se presentan cada uno de ellos agrupados según el tipo de transformación aplicada para calcularlos.

II.1.2.3.1. Análisis de componentes principales

El Análisis de Componentes Principales (ACP) es una técnica estadística entroncada en las multivariantes de síntesis de la información cuyo objetivo es resumir un amplio abanico de variables en un nuevo conjunto de menor tamaño, todo ello sin perder una parte significativa de la información original (Chuvienco, 1996; de la Riva, 1997).

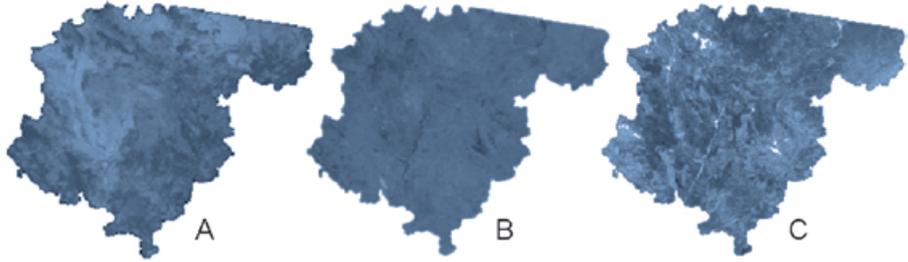
La adquisición de imágenes de teledetección sobre bandas adyacentes del espectro implica, con frecuencia, información redundante, puesto que unos mismos tipos de cubierta suelen presentar un comportamiento espectral muy parecido en regiones próximas del espectro electromagnético. En este contexto, el ACP sintetiza las bandas originales dando lugar a otras nuevas, denominadas componentes principales (CP) (Chuvienco, 1996). Cada uno de los CP recoge información no correlacionada con la de los restantes (anulándose la covarianza), y en cantidad decreciente (el primer componente —CP1— contendrá más información que CP2 y así sucesivamente) (Chuvienco, 1996; de la Riva, 1997; Lillesand y Kiefer, 2000).

La forma de operar para aplicar el ACP de forma individual en cada una de las imágenes es partiendo su respectiva matriz varianza-covarianza, de la que se obtienen los *autovalores* y los *autovectores*¹¹ (Chuvienco, 1996). Esta operación se encuentra incluida en ERDAS Imagine 8.7. Para seleccionar los CP que se utilizarían en la elaboración de los modelos de estimación se tuvo en cuenta la varianza original asociada a cada componente obtenido, es decir, el porcentaje de información original que contienen (*autovalor* o *eigenvalor*).

Más de un 90% de la información original quedó sintetizada en sus respectivos CP1, siendo también significativa, aunque a gran distancia, la participación de CP2 y CP3 en todas ellas. De acuerdo con el criterio expresado, se seleccionaron los tres primeros CP, obteniéndose de esta forma más del 99% de la información original contenida en cada imagen. La Figura II.1.9 muestra los tres primeros CP de la de junio de 1994.

¹¹ Los autovectores son los coeficientes que indican la ponderación que se aplica a cada una de las bandas originales para obtener el nuevo CP.

FIGURA II.1.9

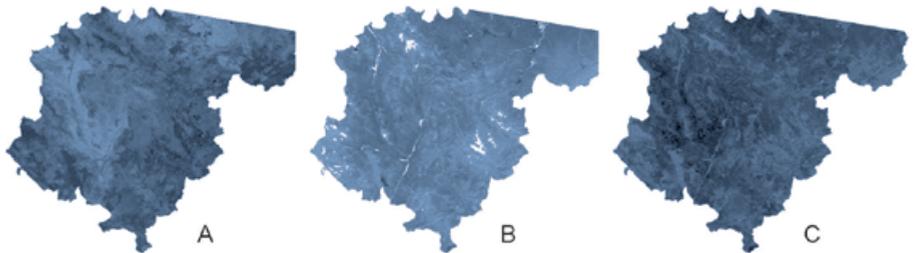
Componentes principales CP1 (A), CP2 (B) y CP3 (C) de la imagen de junio de 1994**II.1.2.3.2. Transformación Tasseled-Cap**

Al igual que el ACP, la *Transformación Tasseled-Cap* (TTC) se dirige hacia la obtención de neocanales por combinación lineal de las bandas originales. Sin embargo, a diferencia de aquélla, el resultado de aplicar TTC son unos nuevos componentes de los cuales tres tienen un significado físico preciso (Chuvieco, 1996; de la Riva, 1997; Lillesand y Kiefer, 2000):

- Componente brillo (*brightness*): resultado de la suma ponderada de todos los canales reflectivos, expresa la reflectividad global de la imagen.
- Componente verdor (*greenness*): básicamente un contraste entre las bandas visibles (alta absorción por los pigmentos foliares) y el infrarrojo próximo.
- Componente humedad (*wetness*): fruto del contraste entre la suma de las bandas visibles y el infrarrojo próximo, frente al infrarrojo medio.

La transformación TTC fue aplicada sobre las tres imágenes utilizando los coeficientes específicos existentes para Landsat 5 TM. Los componentes brillo-verdor-humedad obtenidos fueron seleccionados como variables independientes en los modelos de estimación de biomasa (Figura II.1.10).

FIGURA II.1.10

Componentes TTC de brillo (A), verdor (B) y humedad (C) de la imagen de junio de 1994

II.1.2.3.3. Índices de vegetación

Un índice de vegetación puede definirse como “un parámetro calculado a partir de los valores de la reflectividad a distintas longitudes de onda que pretende extraer de los mismos la información relacionada con la vegetación minimizando la influencia de perturbaciones como las debidas al suelo y a las condiciones atmosféricas” (Gilbert *et al.*, 1997). La mayoría de los índices de vegetación propuestos en la literatura se basan en el contraste que la signatura espectral de la vegetación presenta entre la zona del rojo (entre 0,6 y 0,7 μm) y la del infrarrojo cercano (entre 0,7 y 1,3 μm) (Chuvieco, 2002).

Entre los índices de vegetación más empleados destaca el NDVI (Rouse *et al.*, 1974), que ha sido profusamente utilizado en la estimación de diversos parámetros de la cubierta vegetal lo que le confiere un papel destacado de cara a la evaluación ambiental considerando un enfoque global (Chuvieco, 1996). Sin embargo, la influencia que el suelo presenta en este índice, sobre todo en medios semiáridos, ha llevado a la formulación de otros semejantes que intentar corregir esta circunstancia, destacando el SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*) (Huete, 1988) y otra serie de índices derivados de este último¹²: TSAVI (*Transformed Soil Adjusted Vegetation Index*; Baret y Guyot, 1991), MSAVI (*Modified Soil Adjusted Vegetation Index*; Qi, *et al.*, 1994), OSAVI (*Optimized Soil Adjusted Vegetation Index*; Rondeaux *et al.*, 1996).

El uso de los índices de vegetación para la estimación de biomasa es recurrente en la bibliografía, siendo el NDVI el más utilizado de todos ellos (p.e. Roy y Ravan, 1996; Todd *et al.*, 1998; Foody *et al.*, 2001; Foody *et al.*, 2003; Labrecque *et al.*, 2003; Mallinis *et al.*, 2004; Lu *et al.*, 2004; Zheng *et al.*, 2004; Mutanga y Skidmore, 2004; Labrecque *et al.*, 2006). La revisión de estos trabajos muestra una gran disparidad en los resultados, tanto en las estimaciones obtenidas, como en los índices utilizados para ello. Teniendo en cuenta esta circunstancia, la elección de los índices seleccionados para ser empleados como variables independientes respondió a un doble criterio:

- En primer lugar se seleccionaron índices comúnmente utilizados en trabajos enfocados a la estimación de parámetros de la cubierta vegetal en general. Bajo este criterio se introdujeron el NDVI, distintos índices de la familia SAVI (SAVI, MSAVI, OSAVI, GESAVI – *Generalized Soil-Adjusted Vegetación Index*; Gilbert *et al.*, 2002), el MSI (*Moisture Stress Index*; Rock *et al.*, 1986) y el *VI green* (*Vegetation Index green*; Gitelson *et al.*, 2002).
- En segundo lugar se seleccionaron otros índices menos recurrentes en la bibliografía, pero que se han mostrado altamente significativos a la hora de estimar la variable biomasa forestal, utilizando para ello el trabajo de Lu *et al.* (2004). Estos autores se valieron de un elevado número de índices de vegetación derivados de imágenes Landsat para estudiar cuáles presentaban relaciones significativas con la biomasa en tres áreas distintas de la cuenca del Amazonas. Concluyeron que, además de los primeros componentes de ACP y TTC, sólo los índices obtenidos a partir de la suma de las bandas del visible (VIS123), de las bandas del infrarrojo medio (MID57) y de la suma de todas ellas (ALBEDO) generaban altas correlaciones significativas ($p < 0,05$).

¹² Los índices obtenidos a partir de las modificaciones de SAVI se denominan comúnmente como “índices de la familia SAVI” (Gilbert *et al.*, 1997).

Por la solidez mostrada en la estimación de biomasa —aunque en ámbito tropical— se seleccionaron estos tres índices para nuestro estudio.

La Tabla II.1.9 recoge las expresiones matemáticas de cada uno de los índices de vegetación seleccionados en su adaptación a las bandas Landsat. La Figura II.1.11 muestra dos de estos índices obtenidos con la imagen de junio de 1994.

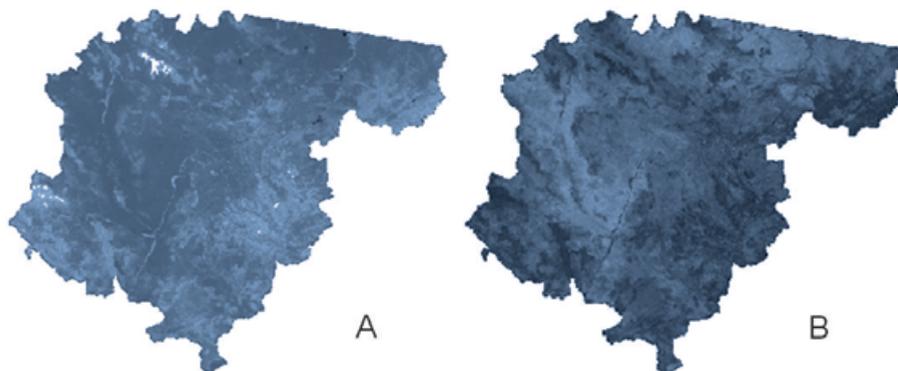
■ TABLA II.1.9

Índices de vegetación calculados

Índice	Expresiones matemáticas
NDVI	$(B4 - B3) / (B4 + B3)$
SAVI ¹³	$((B4 - B3) / (B4 + B3 + L)) * (1 + L)$
MSAVI	$(2 * B4 + 1 - ((2 * B4 + 1)^2 - 8 (B4 - B3))^{1/2}) / 2$
OSAVI ¹⁴	$(TM4 - TM3) / (TM4 + TM3 + Y)$
GESAVI2 ^{6 15}	$(B4 - b * B3 - a) / (B3 + Z)$
VI green	$(B2 - B3) / (B2 + B3)$
MSI	$B5 / B4$
VIS123	$B1 + B2 + B3$
MID57	$B5 + B7$
ALBEDO	$B1 + B2 + B3 + B4 + B5 + B7$

■ FIGURA II.1.11

Índices NDVI (A) y MID57 (B) obtenidos de la imagen de junio de 1994



¹³ $L = 0,5$, valor adecuado para densidades de vegetación intermedias (Gilabert *et al.*, 1997, 2002).

¹⁴ $Y = 0,16$, recomendado para densidades de vegetación intermedias (Gilabert *et al.*, 1997, 2002).

¹⁵ $Z = 0,35$, óptimo para normalizar el efecto del suelo en un amplio rango de situaciones de distinta densidad de cubierta vegetal (Gilabert *et al.*, 2002).

II.1.3. Las variables topográficas derivadas del MDE

El relieve es un parámetro fundamental que condiciona la existencia y la distribución de las masas forestales, ya que la altitud, la pendiente y la orientación afectan al sustrato sobre el que se asientan y matizan los parámetros climáticos generales, lo que introduce matizaciones importantes en la tipología y en el desarrollo de la vegetación forestal (Querol, 1995; Pérez-Cabello, 2002) y, por ende, en la cantidad de biomasa presente. Esta importancia del factor topográfico se ve realizada en zonas de montaña, donde adquiere un papel limitante para la vida vegetal, pudiéndose constatar la existencia de determinados umbrales, que pueden ser de carácter crítico (máximo o mínimo) u óptimo, en función de los cuales se definen los óptimos ecológicos de desarrollo forestal (de la Riva, 1997).

En este sentido, tal y como recoge la bibliografía, la altitud es un condicionante de primer orden de la superficie forestal, ya que cada especie tiene unos umbrales de altitud mínimos y máximos dentro de los cuales aparece, distinguiéndose también determinados segmentos altitudinales en los que lo hace en forma de bosque o de arbolado menos denso. Además de esta incidencia en la distribución espacial, el aumento de altitud impone unas condiciones cada vez más adversas y severas al desarrollo del pie arbóreo, que adquiere un porte más achaparrado y menudo. Teniendo en cuenta esto, cabe esperar una relación inversa entre biomasa residual forestal y altitud.

La pendiente introduce modificaciones sustanciales en la significación de los efectos erosivos y, en consecuencia, en la existencia y pervivencia del soporte edáfico, limitando sus posibilidades de evolución y alterando su contenido de humedad y su escorrentía (de la Riva, 1997). Como consecuencia, fuertes valores de pendiente implican la inexistencia o el escaso desarrollo de suelos, lo que condiciona la presencia y el desarrollo de vegetación forestal, circunstancia que, a su vez, repercute en la capacidad morfogénica del suelo. Por ello, la pendiente se erige en factor condicionante de primera magnitud de la presencia de masas forestales y de su desarrollo; como en el caso de la altitud, cabe esperar una relación inversa entre esta variable y la cantidad de biomasa residual.

La orientación determina las diferencias de radiación recibidas entre umbría y solana, lo que condiciona la temperatura y la evapotranspiración y repercute en la distribución de la vegetación (de la Riva, 1997). En general, en medios mediterráneos como el nuestro, las exposiciones norte disfrutan de condiciones más favorables para el desarrollo vegetal (Pérez-Cabello, 2002), por lo que *a priori* la biomasa residual forestal será mayor en estas laderas. Por último, la forma de la ladera (cóncava, convexa o plana) tiene también un papel importante en aspectos destacados como el comportamiento del suelo ante el agua o la acentuación de la variable exposición, influyendo también en el desarrollo de la cubierta vegetal (de la Riva, 1997).

La aplicación de una serie de algoritmos sencillos sobre el MDE raster de 25 metros de resolución utilizado en los procesos de corrección geométrica y radiométrica permite disponer de todas las variables topográficas aludidas. El análisis de correlación entre estas coberturas y los datos de biomasa residual permitirá comprobar de forma cuantitativa si existen relaciones significativas entre ambas variables, así como el sentido de las mismas (directo o inverso) y su magnitud, características éstas que indicarán si estas variables son útiles o no para estimar la biomasa residual a escala regional. La Tabla II.1.10 recoge las variables topográficas finalmente derivadas mediante la aplicación de algoritmos SIG

espaciales en el software ArcGIS, mientras que la Figura II.1.12 muestra la cobertura de pendientes obtenida.

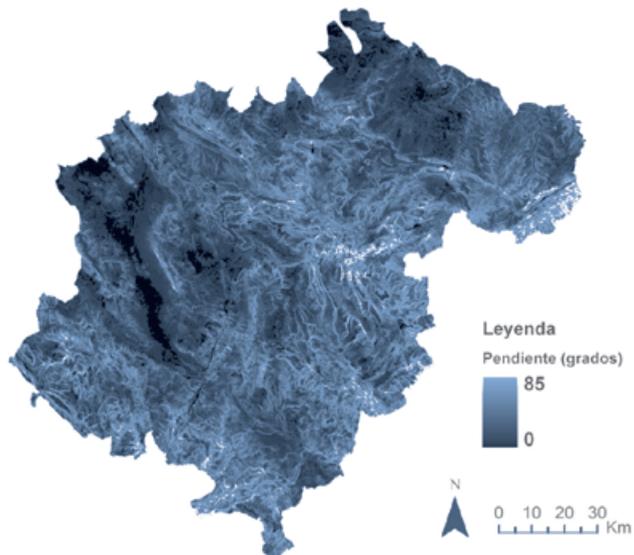
■ TABLA II.1.10

Variables topográficas calculadas con el MDE

Variable	Unidad de medida
Pendiente	Grados
Orientación	Categorica (Norte, Este, Sur, Oeste)
Insolación Potencial Anual	nº de horas / iluminación total
Insolación Potencial Primavera	nº de horas / iluminación total
Insolación Potencial Verano	nº de horas / iluminación total
Insolación Potencial Otoño	nº de horas / iluminación total
Insolación Potencial Invierno	nº de horas / iluminación total
Curvatura	0=superficies planas; >0= convexas;<0=concavas

■ FIGURA II.1.12.

Mapa de pendientes de la provincia de Teruel



II.1.4. Las variables forestales derivadas del Mapa Forestal de Aragón

El *Mapa Forestal de Aragón* (MFA) es una cartografía promovida en 1991 por el Gobierno de Aragón ante la necesidad de contar con un documento sobre la vegetación de la Comunidad Autónoma y su distribución que sirviera como instrumento base a la hora de acometer proyectos de evaluación de recursos y de planificación, tales como inventarios forestales, planes de ordenación de los recursos naturales (PORN), etc. Así pues, su finalidad última fue —y sigue siendo— ofrecer una herramienta de gestión del territorio forestal aragonés (Escudero y Franchès, 2004).

La escala elegida para su elaboración fue 1:50.000, considerada suficiente tanto para permitir la representación del mayor número posible de unidades de vegetación y su localización exacta, como para su utilización en estudios del medio físico. Adoptó como unidades de trabajo las 119 hojas del Mapa Topográfico Nacional 1:50.00 en las que quedaba incluido todo el territorio aragonés. Se siguió la metodología del *Mapa Forestal de España* escala 1:200.000, siendo varios los motivos: (i) por la sencillez de ésta a la hora de definir las distintas agrupaciones vegetales; (ii) por la posibilidad de incorporar información sobre estructura, fisionomía-fisiología y grado de evolución de las masas forestales mediante la utilización de los conceptos *Tipo Climático-Estructural* (TCE) y *Nivel de Madurez o Evolutivo*; (iii) por la capacidad de representar localizaciones puntuales de gran interés; y, finalmente, (iv) porque permitía estudios comparativos con otras Comunidades Autónomas. Por último, señalar como característica fundamental su formato digital, que permite su integración en entorno SIG (Escudero y Franchès, 2004).

En la presente investigación, el MFA fue empleado para dos cuestiones:

- Como cartografía de referencia para realizar las estimaciones de biomasa residual forestal. En concreto, se utilizó la reclasificación disponible en la aplicación Banco de Datos del Agua en Aragón (BADAAR) (Pellicer y de la Riva, 1999) para generar una máscara de las cuatro pináceas consideradas. De esta forma, la cartografía de estimación resultante quedará adaptada a los mismos límites que el principal documento de información forestal de la Comunidad Autónoma, facilitándose de esta manera su uso por parte de las distintas Administraciones.
- Para derivar variables forestales susceptibles de ser utilizadas en los modelos de estimación de biomasa residual forestal. Como se ha indicado, el TCE y el Nivel de Madurez ofrecen información muy interesante acerca de la estructura y el grado de evolución de las masas forestales, lo que puede resultar relevante a la hora de ajustar los modelos de estimación, ya que dan información complementaria de los bosques estudiados, independiente de las consideradas hasta el momento.

En este apartado se trata la segunda de estas dos cuestiones. A continuación se describen las variables forestales seleccionadas como variables independientes.

— *Mapa del Tipo Climático Estructural*

Las distintas categorías del TCE hacen referencia al grupo dominante de formaciones vegetales que presenta el máximo aprovechamiento de los recursos naturales primarios (energía, agua y nutrientes). Se distingue entre categorías zonales o intrazonales (Ruiz de la

Torre, 1990; Escudero y Franchès, 2004). La asignación del TCE en cada una de las teselas que componen el MFA se hace añadiendo una de las letras que aparece relacionada a continuación:

- Zonales: cuando representan a las distintas comunidades vegetales que se escalonan en una cliserie altitudinal. De esta forma, las comunidades presentes en cada TCE son consecuencia de las variaciones de altitud, precipitaciones, continentalidad, etc. Existen seis categorías de TCE zonales: Alta Montaña o Pisos suprasilvicos (A), Bosques asimilables al tipo Taiga (T), Bosques Caducifolios Mesófilos (C), Bosques Subesclerófilos (S), Bosques Esclerófilos (E) y Vegetaciones Hiperxéricas (H).
- Intrazonales: se basan en características particulares que en determinadas zonas presenta el sustrato sobre el que se asienta la vegetación. Dentro de este grupo se distingue entre 7 categorías: Vegetaciones Glicohidrófilas (P), Vegetaciones Halohidrófilas (L), Vegetaciones Haloxerófilas (X), Vegetaciones Gipsófilas (G), Vegetaciones rupícolas sobre sustrato no kárstico (F), Vegetaciones sobre karst (K) y Vegetaciones Glareícolas (J).

— *Mapa del Nivel de Madurez*

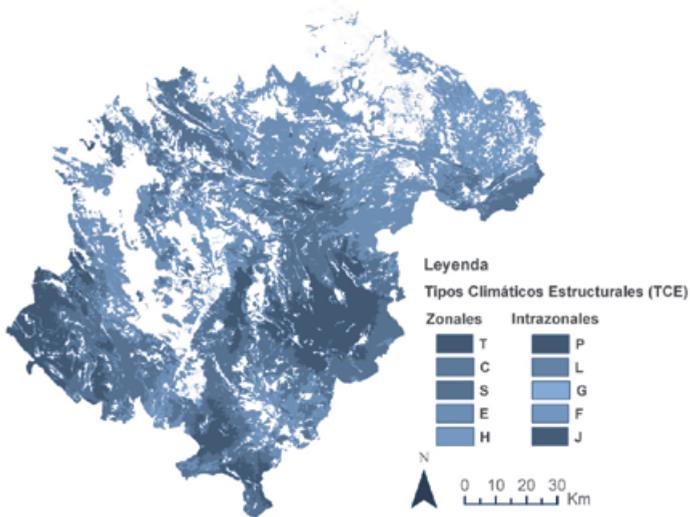
El *Nivel de Madurez*, en el *Mapa Forestal de España*, refiere a la “calificación de la posición relativa de un tipo de cubierta real entre el desierto completo y una situación teórica estable de máxima adaptación a las condiciones del medio, máximo aprovechamiento de la potencialidad natural y máxima estabilidad por la adaptación de los componentes a la convivencia” (Ruiz de la Torre, 1990). Se relaciona, por tanto, con la estructura y con el valor protector de la vegetación (Escudero y Franchès, 2004).

En las formaciones vegetales zonales se diferencia un total de 10 niveles de madurez, que son designados mediante un código numérico que oscila de 0 a 9, de tal manera que la cifra aumenta conforme lo hace la madurez estimada. Los valores más bajos son para desiertos y formaciones poco densas (herbazales, matorrales), mientras que los más altos se asignan a formaciones de bosque (Escudero y Franchès, 2004).

Mediante la aplicación de diversos algoritmos SIG y procesos de reclasificación en el entorno de ArcGIS se obtuvieron estas dos variables en formato raster, siendo el tamaño de los píxeles de ambas el mismo que el de las imágenes Landsat utilizadas (25 m). Como ejemplo, la Figura II.1.13 recoge el mapa de TCE obtenido.

FIGURA II.1.13

Mapa de Tipos Climático Estructurales (TCE) de la provincia de Teruel



II.2. Establecimiento de los modelos de estimación de la biomasa residual forestal de la provincia de Teruel

En este capítulo se desarrolla la fase metodológica 2. Así pues, este capítulo constituye el núcleo central de la presente investigación, ya que en él se formulan distintos modelos de estimación de la biomasa residual forestal del área de estudio utilizando las variables que se han obtenido en el capítulo anterior. Finalmente, se selecciona el mejor de ellos tanto en términos estadísticos como operativos y se valida.

La obtención de los modelos operativos de estimación de la biomasa residual forestal se hace a partir de un proceso dinámico e interactivo que parte de la aplicación de métodos simples para, una vez analizados los resultados obtenidos, proponer métodos más complejos. Así pues, cada uno de los modelos que se proponen consta de los siguientes pasos:

- Paso I: Ensayo de un procedimiento de extracción de la información radiométrica y auxiliar utilizando como referencia la cartografía puntual de las 482 parcelas del IFN-2 con información de biomasa residual creada en el apartado 2.1.
- Paso II: Análisis de las correlaciones existentes entre la variable dependiente (biomasa residual forestal) y las variables dependientes (radiométricas, topográficas y forestales) y entre las dependientes.
- Paso III: Determinación, en función de los resultados obtenidos en el análisis de correlación, del método de regresión más adecuado.
- Paso IV: Reflexión sobre los resultados obtenidos en relación con el objetivo marco planteado. Formulación de una nueva aproximación para solventar los problemas o carencias detectados en el modelo.

Este proceso termina cuando se considera que no existen otras alternativas a las ya utilizadas que mejoren los resultados obtenidos. Es entonces cuando se discute cuál de los modelos creados se adapta mejor al objetivo marco expresado.

II.2.1. Estimación de la biomasa residual forestal a partir de la información de las variables independientes obtenida mediante ventanas fijas

II.2.1.1. METODOLOGÍA PARA LA EXTRACCIÓN DE LA INFORMACIÓN Y PARA EVALUACIÓN DE LA HETEROGENEIDAD ESPACIAL INTERNA DE LAS PARCELAS DEL IFN-2

La utilización de ventanas fijas o *kernels* de tamaño superior a un píxel para la extracción de información espectral que posteriormente es relacionada con la variable a estimar es la forma de proceder más habitual en los trabajos de teledetección que utilizan imágenes ópticas de resolución media para la estimación de parámetros forestales (p.e. Roy y Ravan, 1996; Foody *et al.*, 2001; Eklundh *et al.*, 2001; Eklundh *et al.*, 2003; Labrecque *et al.*, 2003; Phua y Saito, 2003; Lu *et al.*, 2004; Lu, 2005; Lu y Batistiella, 2005; Labrecque *et al.*, 2006). La forma de proceder en los trabajos que utilizan estas ventanas es la siguiente:

- En primer lugar, las parcelas de campo que contienen la información del parámetro forestal son localizadas en la imagen utilizada. Esta imagen puede estar compuesta únicamente por las bandas originales o, más frecuentemente, por éstas y un conjunto de neocanales obtenidos a partir de ellas.

- A continuación se disponen sobre la imagen las ventanas fijas que, generalmente, tienen un tamaño de 3x3 píxeles. Estas ventanas se colocan de tal manera que el píxel central de las mismas se sitúa justo en el centro de la parcela de campo.
- Se extrae entonces la información radiométrica de todos los píxeles que componen la ventana, calculándose la media aritmética de cada una de las bandas que componen la imagen.
- Este valor promedio es el que se utiliza más tarde para formular los modelos de estimación del parámetro.

La utilización de este procedimiento en lugar del uso del píxel que contiene las parcelas de campo —o que se sitúa en el centro de éstas— trata de evitar la comisión de errores en la estimación del parámetro debidos a imprecisiones en el proceso de georreferenciación de la imagen, en la localización de las parcelas en el campo o en ambos. Cualquiera de estos errores espaciales puede hacer que se asocie a una determinada cantidad del parámetro estudiado una respuesta espectral que no le corresponde, por lo que se producirán errores en el modelo de estimación difícilmente solucionables.

Es necesario señalar en este punto que la localización en el campo de las parcelas del IFN-2, para las que se tiene información de biomasa residual forestal, dista de lo deseable en términos de precisión espacial para el establecimiento de modelos estimativos. Esto se debe a que, tal y como se ha recogido en el apartado 2.1, la localización en el campo de estas parcelas se realizó a partir de la utilización de fotografía aérea a escala 1:30.000 del *Vuelo General de España*, delimitándose el centro exacto de las mismas de forma aleatoria una vez reconocido el paraje en el cual se sitúa el punto de cruce de la malla kilométrica UTM de la cartografía 1:50.000 del MTN. Así, no existe garantía absoluta de que las parcelas fueran correctamente localizadas, por lo que la adopción de ventanas fijas para la extracción de la información espectral es obligada.

Aunque se valoró la utilización de ventanas fijas de mayor tamaño, finalmente el seleccionado fue el de 3x3, el más habitual recogido en la bibliografía. Esta decisión fue tomada teniendo en consideración la alta heterogeneidad espacial que caracteriza a los bosques mediterráneos, como los del área de estudio.

Como se ha señalado en la primera parte de esta publicación, la heterogeneidad de los bosques mediterráneos es una característica intrínseca de los mismos y es uno de los principales factores que dificulta la estimación de parámetros forestales en medios mediterráneos mediante el empleo de la teledetección. Esto es debido a que esta heterogeneidad espacial es acusada por la imagen de satélite, lo que se traduce en una elevada variabilidad espectral de las áreas ocupadas por estos bosques. Así pues, en el caso concreto de las parcelas de biomasa residual utilizadas, dos parcelas con una misma cantidad de recurso pueden presentar valores medios de reflectividad distintos debido a la presencia de otros elementos del paisaje (p. e. un cortafuego, una pista forestal), a su localización en el borde de otro tipo de cubierta (p. e. un área de matorrales, campos de cultivo) o a una alta variabilidad interna de esa superficie forestal. Esta situación dificulta el establecimiento de modelos estimativos precisos. Así, el empleo de una ventana de mayor tamaño (por ejemplo, de 5x5) hubiera disminuido en mayor grado la incertidumbre asociada a la localización de la parcela de campo, pero, por el contrario, hubiera incrementado el riesgo de asociar a su respuesta radiométrica otras realidades espaciales distintas a las existentes en la parcela.

Por todo ello, para la extracción de la información radiométrica, topográfica y forestal de las 482 parcelas de biomasa residual forestal consideradas, se procedió de forma análoga a la descrita anteriormente:

- Las distintas variables radiométricas, topográficas y forestales derivadas, respectivamente, de la imagen Landsat 5 TM de junio de 1994, del MDE y del MFA 1:50.000 fueron integradas en un solo archivo multibanda de ERDAS Imagine, garantizándose la misma georreferenciación en todas las capas.
- Sobre este multibanda se superpuso la cartografía puntual de biomasa residual forestal obtenida en el apartado 2.1.
- Tomando como referencia estas parcelas se delimitaron las ventanas de 3x3 píxeles, de tal manera que el píxel central coincidiera con el punto central de la parcela. La creación de estas ventanas se hizo mediante herramientas de edición de ERDAS Imagine, concretamente mediante la utilización de AOI's (*Areas of Interest*) (ERDAS Field Guide, 2002).
- Cada uno de los 482 AOI's nombrados con el número de parcela del IFN fueron almacenados en el *Editor de firmas* de ERDAS Imagine, a partir del cual se obtuvo información sobre la media, el valor mínimo, el máximo y la desviación estándar de cada una de las capas integradas en el multibanda.
- Esta información estadística fue exportada a EXCEL y, posteriormente, a SPSS, guardándose en un fichero con el formato específico de este programa (.sav).
- De forma paralela, se creó otro fichero SPSS a partir de la tabla .dbf de la cartografía de las parcelas de biomasa residual forestal. Este fichero contenía, además de la información de biomasa, toda la proporcionada por el IFN-2.
- Finalmente, estos dos ficheros se cruzaron en SPSS, utilizando como campo clave común el número de parcela del IFN-2. De esta manera, se obtiene un fichero en el que aparece conjuntamente toda la información necesaria para elaborar los modelos de estimación, tarea que se aborda en los siguientes apartados.

La Tabla II.2.1 recoge, a modo de recordatorio, el nombre de todas las variables independientes sobre las que se ha obtenido información a escala de parcela, indicándose la abreviatura que se utiliza para nombrarlas de aquí en adelante y la escala de medida en la que están expresadas.

■ TABLA II.2.1

Variables independientes consideradas para la estimación de la biomasa residual forestal

Variable	Abreviatura	Tipo
Banda Thematic Mapper 1	TM1	Continua
Banda Thematic Mapper 2	TM2	Continua
Banda Thematic Mapper 3	TM3	Continua
Banda Thematic Mapper 4	TM4	Continua
Banda Thematic Mapper 5	TM5	Continua
Banda Thematic Mapper 7	TM7	Continua
Componente principal 1	CP1	Continua
Componente principal 2	CP2	Continua
Componente principal 3	CP3	Continua
Tasseled-Cap 1	TC1	Continua
Tasseled-Cap 2	TC2	Continua
Tasseled-Cap 3	TC3	Continua
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	Continua
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	Continua
Optimize Soil Adjusted Vegetation Index	OSAVI	Continua
Generalize Soil Adjusted Vegetation Index	GESAVI	Continua
Vegetation Index Green	GI	Continua
Moisture Stress Index	MSI	Continua
Visible Wavelengths	VIS123	Continua
Middle Infrared Wavelengths	MID57	Continua
Albedo	ABD	Continua
Elevación	Elevación	Continua
Pendiente	Pendiente	Continua
Orientación	Orientación	Categoría
Insolación Potencial Anual (nº de horas)	INS_POT_HORAS	Continua
Insolación Potencial Anual (iluminación total)	INS_POT	Continua
Insolación Potencial Primavera (nº de horas)	PRI_POT_HORAS	Continua
Insolación Potencial Primavera (iluminación total)	PRI_POT	Continua
Insolación Potencial Verano (nº de horas)	VER_POT_HORAS	Continua
Insolación Potencial Verano (iluminación total)	VER_POT	Continua
Insolación Potencial Otoño (nº de horas)	OTO_POT_HORAS	Continua
Insolación Potencial Otoño (iluminación total)	OTO_POT	Continua
Insolación Potencial Invierno (nº de horas)	INV_POT_HORAS	Continua
Insolación Potencial Invierno (iluminación total)	INV_POT	Continua
Curvatura de la superficie	CURVA	Continua
Tipo climático estructural	COD_TCE	Categoría
Nivel de madurez	COD_MADUREZ	Categoría

Debido a la importancia que la heterogeneidad espacial de los bosques mediterráneos tiene en el establecimiento de modelos estimativos mediante teledetección, se decidió obtener una medida cuantitativa de este parámetro a escala de parcela y utilizarla para evaluar la influencia que esta característica tiene en el ajuste de modelos de regresión de la biomasa residual en nuestro área de estudio. En concreto, dado que la heterogeneidad espacial de cada parcela tiene su reflejo en la respuesta espectral extraída mediante la ventana 3x3, la medida de heterogeneidad fue calculada sobre esta última. Así, siguiendo la metodología expuesta en Labrecque *et al.* (2003, 2006), la variabilidad espectral de cada parcela fue calculada para las seis bandas reflectivas utilizando el coeficiente de variación de *Pearson*, que se define mediante la siguiente expresión:

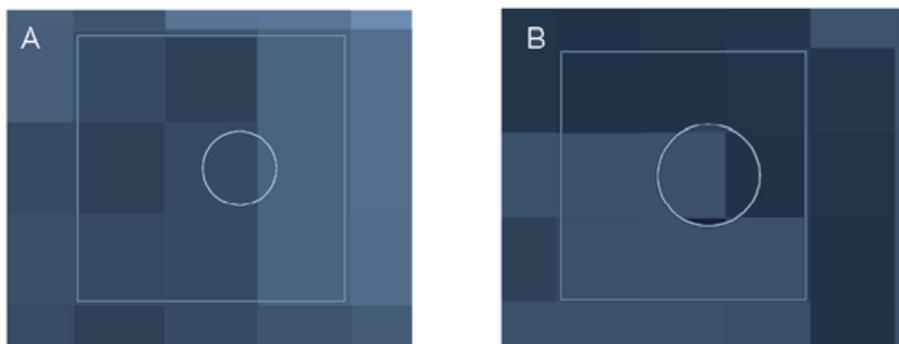
$$CV = \frac{S}{|\bar{X}|} \quad \text{Ecuación 9}$$

donde *CV* es el coeficiente de variación de *Pearson*, *S* es la desviación estándar calculada en la ventana de 3x3 píxeles de cada parcela y \bar{X} es la media calculada para esa misma ventana de 3x3 píxeles.

De esta manera se obtiene información sobre la heterogeneidad de las distintas parcelas; las que tienen un alto *CV* son parcelas que presentan una alta heterogeneidad espacial y espectral, mientras que las parcelas con un bajo *CV* son las más homogéneas. La Figura II.2.1(A) muestra una ventana 3x3 situada sobre una parcela en la que se obtuvo un alto *CV*; la Figura II.2.1(B) muestra una ventana 3x3 situada sobre una parcela con bajo *CV*.

■ FIGURA II.2.1

Utilización del CV para la determinación de la heterogeneidad de las parcelas: (A) parcela con un alto CV (alta heterogeneidad espacial); (B) parcela con un bajo CV (baja heterogeneidad espacial)



Para determinar la influencia que tiene la heterogeneidad del entorno radiométrico de la parcela en el ajuste de modelos de estimación se definieron 10 grupos de parcelas utilizando los *CV* obtenidos en cada una de las bandas reflectivas, de tal manera que cada grupo fuera incluyendo un número menor de parcelas con un entorno radiométrico más homogéneo. Para ello se operó de la siguiente manera:

- En primer lugar se calcularon, para cada banda reflectiva, los umbrales de CV que permitían la separación de las parcelas en 10 percentiles (Tabla II.2.2).
- Con posterioridad, esos umbrales fueron utilizados para la delimitación de los 10 grupos de parcelas, de tal manera que en el primero de ellos quedaron incluidas todas ellas, en el segundo solamente aquellas cuyos CV eran inferiores a los valores del percentil 9 en todas las bandas reflectivas, en el tercero aquellas cuyos CV estaban por debajo de los valores de CV del percentil 8 y así sucesivamente hasta llegar a delimitar los 10 grupos.

■ TABLA II.2.2

Umbrales de CV de cada una de las bandas reflectivas de la imagen de junio de 1994 utilizados para la delimitación de los 10 grupos de parcelas con distinto grado de heterogeneidad espacial-radiométrica

Percentil	CV TM1	CV TM2	CV TM3	CV TM4	CV TM5	CV TM7
9	0,264	0,273	0,304	0,138	0,215	0,287
8	0,216	0,228	0,255	0,104	0,173	0,228
7	0,186	0,194	0,217	0,084	0,152	0,199
6	0,158	0,167	0,188	0,073	0,134	0,172
5	0,135	0,144	0,160	0,062	0,120	0,154
4	0,119	0,128	0,143	0,053	0,105	0,135
3	0,103	0,108	0,120	0,045	0,090	0,121
2	0,088	0,086	0,098	0,037	0,073	0,098
1	0,071	0,064	0,072	0,029	0,058	0,074

De esta forma, las parcelas incluidas en los primeros grupos son las que presentan mayor variabilidad espectral y las incluidas en los últimos las más homogéneas. A partir de ahora denominaremos a cada uno de estos diez grupos según el percentil de CV empleado para delimitarlos. El análisis en cada uno de estos 10 grupos de parcelas de las correlaciones existentes entre la biomasa residual forestal y las variables independientes permite determinar la influencia que tiene la heterogeneidad del entorno radiométrico en el ajuste de los modelos de regresión.

II.2.1.2. ESTUDIO DE LAS CORRELACIONES ENTRE LA BIOMASA RESIDUAL FORESTAL Y LAS VARIABLES ESPECTRALES Y TOPOGRÁFICAS CONTINUAS EN LOS GRUPOS DE PARCELAS DELIMITADOS

La Tabla II.2.3 muestra los coeficientes de correlación de *Pearson* (R) obtenidos al relacionar la biomasa residual con las variables radiométricas en cada uno de los 10 grupos de parcelas. Como era esperado, en general, estas correlaciones son más altas a medida que los grupos contienen parcelas con una variabilidad espectral menor. Todos los grupos presentan correlaciones significativas con la gran mayoría de las variables consideradas (generalmente

con valores $p < 0,01$), a excepción del grupo delimitado con el primer percentil del CV debido a que solamente contiene 3 parcelas.

Los mejores coeficientes de correlación, en todos los grupos, se obtienen con variables que ofrecen información sobre humedad (TM5, TM7, TC3, MSI, MID57) y algunos de los índices de vegetación tradicionales calculados (NDVI, SAVI, OSAVI, MSAVI). Dentro de este grupo se encuentra también CP3, que recoge información sobre humedad. Los coeficientes de estas variables aumentan progresivamente a medida que lo hace la homogeneidad radiométrica de los grupos, pasando de valores situados entre 0,4 y 0,5, en el grupo del percentil 10, hasta $>0,78$, en el grupo del percentil 3, donde CP3, TC3 y MSI alcanzan una correlación superior a 0,85, siendo todas ellas altamente significativas ($p < 0,01$). En un segundo nivel, con correlaciones algo inferiores a las anteriores en todos o en casi todos los grupos, aparecen una serie de variables entre las cuales están las tres bandas del visible (TM1, TM2 y TM3), la suma de éstas (VIS123), el componente principal CP1 –relacionado con el brillo de la imagen–, los neocanales TC1 y TC2, dos índices de vegetación (GESAVI y GI) y el ABD, presentando también todos ellos valores de significación por debajo del nivel crítico 0,01. Por último, las peor correlacionadas con la biomasa residual son la banda TM4, cuya correlación deja de ser significativa a partir del grupo del percentil 5 y el CP2, que solamente muestra una correlación significativa con la biomasa en el grupo del percentil 5.

■ TABLA II.2.3

Coefficientes de correlación de Pearson obtenidos al relacionar la biomasa residual forestal (variable dependiente) con las variables independientes radiométricas continuas en cada uno de los grupos delimitados usando el CV

	Percentil 10	Percentil 9	Percentil 8	Percentil 7	Percentil 6	Percentil 5	Percentil 4	Percentil 3	Percentil 2	Percentil 1
Nº Parcelas	482	381	285	208	149	111	68	36	14	3
TM1	-0,435**	-0,493**	-0,500**	-0,529**	-0,550**	-0,513**	-0,542**	-0,708**	-0,647*	-0,993
TM2	-0,409**	-0,468**	-0,470**	-0,484**	-0,499**	-0,454**	-0,495**	-0,713**	-0,638*	-0,962
TM3	-0,413**	-0,474**	-0,477**	-0,492**	-0,512**	-0,464**	-0,512**	-0,734**	-0,673**	-0,952
TM4	-0,199**	-0,257**	-0,232**	-0,189**	-0,163**	-0,110	-0,213	-0,267	-0,573*	-0,791
TM5	-0,451**	-0,524**	-0,521**	-0,552**	-0,576**	-0,552**	-0,641**	-0,793**	-0,791**	-0,995
TM7	-0,452**	-0,521**	-0,523**	-0,562**	-0,603**	-0,571**	-0,639**	-0,788**	-0,780**	-0,989
CP1	-0,429**	-0,498**	-0,493**	-0,509**	-0,528**	-0,489**	-0,560**	-0,737**	-0,743**	-0,975
CP2	-0,032	0,012	-0,037	-0,087	-0,153	-0,194*	-0,115	-0,213	0,410	0,707
CP3	0,421**	0,474**	0,508**	0,590**	0,656**	0,663**	0,754**	0,869**	0,853**	0,942
TC1	-0,414**	-0,482**	-0,475**	-0,483**	-0,493**	-0,451**	-0,521**	-0,707**	-0,721**	-0,966
TC2	0,310**	0,334**	0,371**	0,436**	0,494**	0,506**	0,546**	0,664**	0,425	0,758
TC3	0,453**	0,525**	0,541**	0,603**	0,654**	0,645**	0,750**	0,852**	0,852**	0,999*
NDVI	0,457**	0,510**	0,525**	0,587**	0,634**	0,605**	0,684**	0,807**	0,737**	0,991
SAVI	0,455**	0,507**	0,523**	0,585**	0,632**	0,603**	0,682**	0,805**	0,735**	0,990
MSAVI	0,448**	0,501**	0,518**	0,578**	0,626**	0,598**	0,669**	0,797**	0,713**	0,991
OSAVI	0,457**	0,509**	0,525**	0,587**	0,633**	0,604**	0,683**	0,806**	0,737**	0,991
GESAVI	0,410**	0,454**	0,467**	0,529**	0,560**	0,532**	0,635**	0,741**	0,736**	0,919
GI	0,307**	0,371**	0,391**	0,448**	0,528**	0,523**	0,655**	0,724**	0,814**	0,882
MSI	-0,458**	-0,518**	-0,540**	-0,618**	-0,669**	-0,674**	-0,772**	-0,883**	-0,864**	-0,902
VIS123	-0,422**	-0,482**	-0,486**	-0,505**	-0,523**	-0,477**	-0,517**	-0,728**	-0,662**	-0,981
MID57	-0,454**	-0,525**	-0,525**	-0,558**	-0,590**	-0,562**	-0,641**	-0,792**	-0,787**	-0,993
ABD	-0,430**	-0,497**	-0,493**	-0,509**	-0,526**	-0,486**	-0,551**	-0,735**	-0,732**	-0,976

* Correlación significativa al nivel 0,05; ** Correlación significativa al nivel 0,01

Con referencia al signo de estos coeficientes de correlación, la biomasa residual presenta una relación inversa con todas las bandas reflectivas proporcionadas por el sensor TM, situación observada en otros trabajos que han estudiado las relaciones entre las bandas de este sensor y la variable biomasa (p.e. Jakubauskas, 1996; Steininger, 2000; Lu *et al.*, 2004; Lu y Batistella, 2005). En el caso de las bandas del visible y las del infrarrojo medio, esta situación era esperada ya que, normalmente, existe una relación inversa entre la cantidad de vegetación y la reflectividad en estas partes del espectro debido a la absorción de los pigmentos de la vegetación y a su contenido en agua, respectivamente. Así pues, dentro de este grupo llama la atención el comportamiento de TM4, ya que, habitualmente, a mayor cantidad de vegetación, mayor reflectividad en esta banda (Mallinis *et al.*, 2004). Esta relación inversa

puede estar explicada por dos motivos: en primer lugar porque en bosques mediterráneos de estructura abierta la importante presencia de vegetación arbustiva hace que la respuesta espectral en esta banda aumente (Mallinis *et al.*, 2004), siendo responsable esta situación de altas reflectividades cuando la biomasa forestal es escasa; en segundo lugar porque debido a la influencia de las sombras, la reflectividad registrada en TM4 es menor a medida que el bosque va alcanzando un estado más maduro y los árboles alcanzan mayor porte (Gerylo *et al.*, 2002), lo que hace que en los lugares de mayor concentración de biomasa residual la respuesta sea baja.

En cuanto al signo de los coeficientes para los neocanales generados, las correlaciones son también inversas con las variables relacionadas con el brillo de la imagen (CP1, TC1 y ABD), ya que a mayor brillo en estos canales menor cantidad de vegetación, con los índices MSI y MID57, debido a que estos últimos están relacionados inversamente con el contenido de humedad de las masas forestales, y con VIS123, ya que, como hemos indicado, en estas bandas se produce la absorción de la energía por parte de los pigmentos fotosintéticos. Por el contrario, la biomasa residual tiene una relación positiva con TC2 (verdor), con TC3 y CP3, que están relacionados directamente con la variable humedad, y, finalmente, con todos los índices clásicos de vegetación calculados.

Con respecto a la correlación entre la biomasa residual y las variables topográficas cuantitativas, la Tabla II.2.4 muestra los resultados obtenidos en cada uno de los 10 grupos delimitados.

■ TABLA II.2.4

Coefficientes de correlación de Pearson obtenidos al relacionar la biomasa residual forestal (variable dependiente) con las variables independientes topográficas continuas en cada uno de los grupos delimitados usando el CV

	Percentil 10	Percentil 9	Percentil 8	Percentil 7	Percentil 6	Percentil 5	Percentil 4	Percentil 3	Percentil 2	Percentil 1
Nº Parcelas	482	381	285	208	149	111	68	36	14	3
Elevación	0,158**	0,131*	0,124*	0,136	0,122	0,055	0,004	-0,017	-0,693**	-0,887
Pendiente	-0,085	-0,044	-0,061	-0,041	-0,032	-0,002	0,008	0,009	0,136	-0,049
INS_POT_HORAS	0,072	0,035	0,066	0,056	0,045	0,060	0,064	0,133	0,109	0,180
INS_POT	-0,090*	-0,095	-0,089	-0,081	-0,058	-0,081	-0,061	-0,065	-0,024	0,019
PRI_POT_HORAS	0,071	0,028	0,072	0,067	0,038	0,025	0,012	0,095	0,000	0,123
PRI_POT	-0,094*	-0,097	-0,093	-0,085	-0,062	-0,088	-0,070	-0,077	-0,038	-0,011
VER_POT_HORAS	0,162**	0,118*	0,151*	0,120	0,103	0,139	0,154	0,218	-0,008	0,086
VER_POT	0,079	0,038	0,046	0,023	0,028	0,048	0,065	0,120	-0,025	0,221
OTO_POT_HORAS	0,071	0,028	0,072	0,067	0,038	0,025	0,012	0,095	0,000	0,123
OTO_POT	-0,094*	-0,097	-0,093	-0,085	-0,062	-0,088	-0,070	-0,077	-0,038	-0,011
INV_POT_HORAS	-0,003	-0,030	-0,025	-0,027	-0,036	-0,030	0,003	-0,005	0,045	0,100
INV_POT	-0,120**	-0,114*	-0,106	-0,091	-0,066	-0,091	-0,071	-0,081	0,001	-0,015
CURVA	0,035	-0,020	-0,034	-0,016	-0,039	0,117	0,143	0,113	0,070	-0,159

* Correlación significativa al nivel 0,05; ** Correlación significativa al nivel 0,01

Como se observa en esta tabla, solamente seis variables muestran correlaciones estadísticamente significativas cuando se considera el grupo que incluye todas las parcelas: Elevación, VER_POT_HORAS, INV_POT, INS_POT, PRI_POT y OTO_POT, siendo las tres primeras significativas con un nivel $<0,01$ y las tres últimas con un nivel $<0,05$. En el siguiente grupo de parcelas, el del percentil 9, sólo las tres primeras siguen manteniendo una relación significativa, pero con un nivel crítico $<0,05$, y en el grupo del percentil 8 sólo Elevación y VER_POT_HORAS logran superar este test estadístico. El resto de grupos de parcelas no presenta correlación alguna con las variables topográficas empleadas en este trabajo (a excepción de Elevación en el grupo del percentil 2, lo que se debe, sin duda, al azar estadístico).

El análisis de los signos en las correlaciones significativas más importantes muestra que la biomasa residual tiene una relación positiva con Elevación y VER_POT_HORAS, por lo que a mayor altitud y mayor cantidad de iluminación recibida en verano mayor cantidad de biomasa residual en las masas forestales. El signo negativo de INV_POT indica que a mayor iluminación recibida en invierno menor cantidad de biomasa residual.

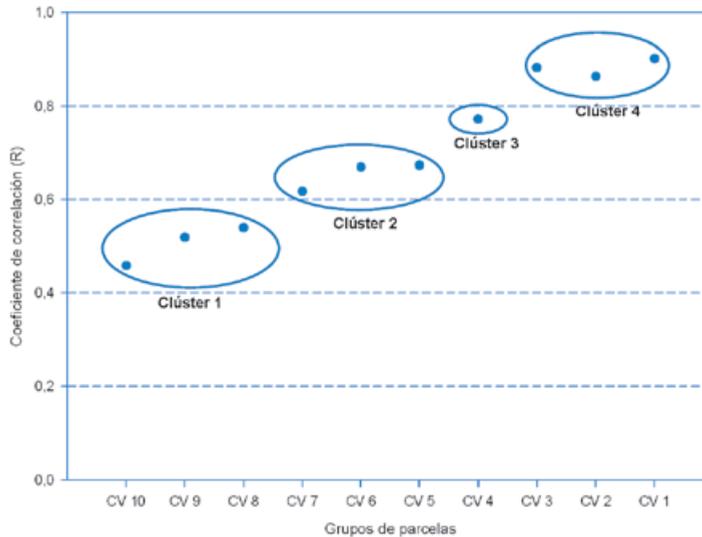
Así pues, teniendo en cuenta los resultados obtenidos del análisis de correlaciones entre la biomasa residual y las variables radiométricas y topográficas, se desprende que las primeras son más útiles para el propósito de ajustar modelos de regresión, ya que los coeficientes obtenidos son más altos que los de las topográficas en todos los grupos delimitados y su significación estadística es más sólida. No obstante, las variables topográficas identificadas como significativas pueden ser incluidas en el ajuste de los modelos de los grupos en los que aparecen.

Para evitar ajustar un modelo para cada grupo de parcelas definido por su grado de heterogeneidad radiométrica se estudió si era posible definir clústeres con estos grupos que representaran situaciones similares. Para delimitar estos clústeres se determinó que lo más adecuado era considerar la variable independiente que apareciera como mejor correlacionada en el mayor número de grupos, ya que ésta es la que más relación presenta con la biomasa residual independientemente del grado de homogeneidad de la muestra. Esta variable resultó ser el índice MSI, debido a que es la que mejor coeficiente de correlación tiene en 7 de los 9 grupos en los que muestra correlaciones significativas.

La Figura II.2.2 muestra las correlaciones en valores absolutos entre MSI y la biomasa residual en cada uno de los 10 grupos; sobre esta figura se han delimitado los clústeres que permiten concentrar los grupos de parcelas en unidades mayores que presentan un comportamiento similar en cuanto a grado de heterogeneidad-homogeneidad de las parcelas y valor de la correlación entre MSI y biomasa residual. Así, el primer clúster contiene los grupos de los percentiles 10, 9 y 8; estos grupos tienen en común el gran número de parcelas que compone cada uno de ellos (entre 482 y 285) y el bajo coeficiente de correlación (entre 0,400 y 0,600). El segundo clúster engloba a los grupos de los percentiles 7, 6 y 5, ya que tienen un tamaño muestral y unos coeficientes de correlación intermedios (entre 0,600 y 0,700). El tercer clúster está compuesto únicamente por el grupo del percentil 4, ya que —como se observa en la Figura 3.2— supone un paso intermedio entre el clúster 2 y 4; este tercer clúster está caracterizado por representar una muestra de parcelas muy homogénea pero con un número suficiente para establecer un modelo predictivo y por un coeficiente de correlación alto ($>0,700$). Por último, el clúster 4 incluye los grupos percentil 3, 2 y 1; este clúster representa los grupos con parcelas más homogéneas, aunque el número de parcelas que los componen es *a priori* pequeño para poder establecer modelos válidos para toda el área de estudio.

■ FIGURA II.2.2

Clústeres de agrupación de grupos identificados sobre el gráfico de correlaciones entre MSI y la biomasa residual forestal para cada grupo de parcelas delimitado usando el CV en la imagen de junio de 1994



Teniendo en cuenta estos resultados, se decidió la conveniencia de establecer modelos de regresión para cada uno de los clústeres definidos. Se pretende así estudiar la influencia que tiene el grado de homogeneidad de la muestra y el tamaño de la misma en la calidad de la estimación de la biomasa residual forestal en la provincia de Teruel:

- (i) Para ajustar el modelo representativo del primer clúster se escogió el grupo de percentil 10, ya que de los tres incluidos es el que cuenta con un mayor número de parcelas. Así, este modelo tendrá en cuenta todas las parcelas disponibles (482) y mostrará la viabilidad de evaluar la biomasa residual del área de estudio sin eliminar los problemas de heterogeneidad radiométrica relacionada con la presencia de otros elementos del paisaje en la parcela, localización, etc.
- (ii) El mayor tamaño muestral es también el motivo de la elección del percentil 7 en el clúster 2. Este grupo está compuesto por 208 parcelas, lo que hace presumir que el resultado obtenido es válido para ajustar un modelo adecuado para todo el área de estudio, excluyendo para ello a las parcelas con mayores problemas.
- (iii) El modelo del clúster 3 utilizará las 68 parcelas del grupo del percentil 4; este modelo será representante de un elevado grado de homogeneidad, aunque el pequeño número de parcelas puede hacer que esté sobre-ajustado.
- (iv) Por último, siguiendo el criterio de seleccionar para cada clúster el grupo con mayor número de parcelas, el último de los modelos utilizará las del grupo del percentil 3; el modelo resultante será el máximo exponente de homogeneidad, pero la escasa muestra considerada para su ajuste indica que el resultado obtenido no podrá ser

generalizable a todo el área de estudio; sin embargo, este modelo permitirá verificar cuál es la variable que mejor representa las relaciones biofísicas existentes entre la biomasa residual forestal y la información espectral suministrada por las imágenes de satélite Landsat.

II.2.1.3. AJUSTE DE MODELOS DE REGRESIÓN

En este apartado se aplican los tres tipos de regresión considerados a cada uno de los clústeres definidos en el apartado anterior. En primer lugar, se utiliza la regresión logística, el más simple de los modelos, ya que solamente expresa la probabilidad de ocurrencia de un fenómeno (en este caso la existencia de una determinada cantidad de biomasa) y permite la entrada de variables explicativas continuas y/o categóricas sin que tengan que cumplir el supuesto de normalidad, siendo el único requisito que no estén altamente correlacionadas entre sí. Así pues, este método permite obtener una primera aproximación sobre la influencia que la heterogeneidad de los bosques mediterráneos tiene en el ajuste de modelos predictivos, identificándose a su vez las variables más útiles para acometer este propósito. En segundo lugar, se aplica la regresión simple, lineal o curvilínea. De esta forma se obtiene información sobre la forma de la relación existente entre la biomasa residual forestal y cada una variables independientes consideradas y una primera aproximación a la posibilidad real de encontrar modelos que permitan cuantificar de manera más precisa que los logísticos la cantidad de biomasa residual (tons/ha) existente en cada zona del territorio. Por último, teniendo en cuenta los resultados obtenidos con los dos primeros modelos y vigilando el estricto cumplimiento de todos los supuestos básicos que le afectan, se utiliza el modelo de regresión lineal múltiple que, en teoría, debe proporcionar la estimación de la biomasa residual forestal más precisa al considerar un mayor número de variables explicativas.

II.2.1.3.1. Modelos de regresión logística

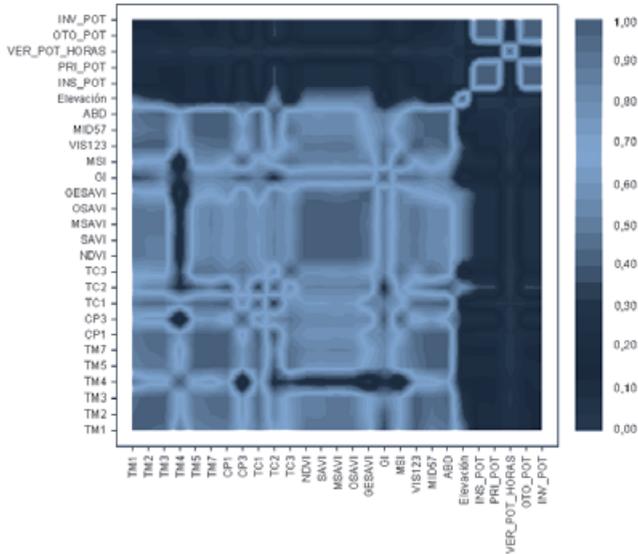
— Modelo de regresión logística del primer clúster

El grupo del percentil 10, el de mayor número de parcelas (482), permite constatar la viabilidad de evaluar la biomasa residual forestal sin eliminar los problemas de heterogeneidad radiométrica. Tal y como se ha indicado anteriormente, el único requisito de la regresión logística es que las variables independientes consideradas para ajustar el modelo no estén auto-correlacionadas entre sí. Así pues, el primer paso que se impone para el ajuste del modelo es analizar cómo son las auto-correlaciones entre las variable independientes.

La Figura II.2.3 muestra las auto-correlaciones existentes entre las variables independientes que presentan una correlación significativa con la biomasa residual. En esta figura se observa cómo las correlaciones entre las variables radiométricas son muy altas, siendo bajas entre éstas y las topográficas y altas otra vez si solamente se consideran las de este último grupo. De esta manera, para dar estabilidad y robustez al modelo de regresión, se decidió seleccionar en primer lugar la variable más correlacionada con la biomasa residual forestal (MSI, $R=-0,458$) e incluir en el modelo de regresión por pasos el resto de variables independientes que, estando relacionadas con la biomasa, lo están menos con esta variable radiométrica.

FIGURA II.2.3

Auto-correlaciones existentes entre las variables independientes que presentan una correlación significativa con la biomasa residual en el grupo del percentil 10 de la imagen de junio de 1994



En el análisis de las correlaciones parciales del MSI se detectó que este índice no presentaba correlación alguna con TM4 (0,076), existiendo una alta correlación con el resto de variables radiométricas. En cuanto a la correlación de MSI y TM4 con las variables topográficas, todas ellas muestran correlaciones bajas, por lo que pueden ser utilizadas en el modelo de regresión logística junto a las dos radiométricas seleccionadas. Sin embargo, la alta auto-correlación que existe entre las variables que modelan la insolación potencial en términos de iluminación recibida hizo que solamente se introdujera la variable INV_POT, ya que ésta es la que presenta una correlación más alta y más significativa con la variable dependiente.

Por último, para poder incluir en el modelo de regresión logística las variables categóricas forestales COD_TCE y COD_MADUREZ y la topográfica Orientación, todas ellas se reclasificaron como variables binarias. Esta reclasificación se hizo utilizando la información obtenida en las ventanas 3x3 de tal manera que, en cada una de ellas, el valor 0 se asignó a aquellas categorías que contenían las parcelas con menores cantidades de biomasa residual, mientras que el valor 1 se reservó para las que presentaban mayores valores. Así, en el caso de la variable COD_TCE, las clases Esclerófilo y Subsclerófilo quedaron asignadas al grupo 0, mientras que la clase Taiga fue reclasificada como grupo 1. Por su parte, en la variable COD_MADUREZ, dentro del grupo 0 quedaron incluidas las masas forestales que tienen un nivel de madurez inferior al estadio 6, mientras que el grupo 1 quedó compuesto por las masas de nivel de madurez 6 y 7. Por último, las orientaciones Norte (NO, N y NE) fueron reclasificadas con el valor 0 y las de componente Sur (SO, S y SE) con valor 1.

Una vez determinadas las variables a introducir en el modelo de regresión logística, se procedió a la adaptación de la variable dependiente a las necesidades de este tipo de regresión; es decir, se procedió a la transformación de la variable continua biomasa residual a una variable categórica binaria (0/1), dividiéndose la variable en tres grupos iguales en función de la cantidad. El valor de corte para definir el grupo de menor cantidad de biomasa residual (grupo 0) fue 7,488 tons/ha, mientras que el valor para el grupo de mayor cantidad de biomasa (grupo 1) fue 18,865 tons/ha; el grupo de parcelas situado entre estos dos valores fue eliminado de la muestra, quedando 322 parcelas para el ajuste del modelo y su posterior validación.

Se calcularon un total de cinco modelos, utilizando para ello distintas divisiones aleatorias de la muestra en 2 grupos: 80% de las parcelas (cálculo del modelo) y 20% de las parcelas (validación de ese modelo). Este método de validación se repite también en los modelos de los siguientes subapartados.

En este caso, los cinco modelos obtenidos seleccionaron tres variables: MSI, TM4 y COD_MADUREZ, siendo todos ellos significativos con un $p < 0,05$, si bien es cierto que, en uno de ellos, la incorporación de la variable COD_TCE mejora ligeramente las estadísticas globales del modelo (el R^2 de Nagelkerque, el test de Hosmer-Lemeshow y los porcentajes de acierto en la tabla de clasificación). Sin embargo, dado que en los cuatro modelos restantes esta variable no fue incorporada y el escaso aporte explicativo que tiene en el que fue añadida, se concluye que la inclusión de la misma en uno de los modelos se debe a la selección azarosa de las parcelas para el ajuste de ese modelo, por lo que su consideración como variable explicativa fue descartada.

Así, los cuatro modelos que incorporan las variables MSI, TM4 y COD_MADUREZ ajustan adecuadamente los datos utilizados según el test de Hosmer-Lemeshow, ya que todos superan de forma clara el mínimo requerido ($p > 0,05$). Los R^2 de Nagelkerque obtenidos oscilan entre 0,429 y 0,473 y los porcentajes de acierto en la tabla de clasificación entre 77,8% y 79,4%.

Los coeficientes y estadísticos de las variables MSI, TM4 y COD_MADUREZ son casi idénticos en los cuatro modelos. La Tabla II.2.5 recoge los coeficientes y estadísticos de uno de los modelos calculados. La interpretación de los valores de β y de $Exp(\beta)$ de cada una de las variables permite conocer la contribución que cada variable predictora tiene en el ajuste del modelo, así como la explicación física del mismo.

Así, en el análisis global del modelo, se observa cómo las variables MSI y COD_MADUREZ son las que tienen una mayor importancia, ya que sus $Exp(\beta)$ son los que están más alejados del valor 1 (0,002 y 2,910, respectivamente); la participación de TM4 es muy poco importante, tal y como indica su $Exp(\beta)$ (0,802). De esta manera, TM4 es, de las tres variables, la que menor carga explicativa aporta al modelo.

■ TABLA II.2.5

Variables incluidas en uno de los cinco modelos de regresión logística calculados para el clúster 1, coeficiente β , error estándar, estadístico Wald, significación estadística y $Exp(\beta)$

Variable	β	Se	Wald	Sig.	$Exp(\beta)$
MSI	-6,379	0,998	40,840	0,000	0,002
TM4	-0,221	0,054	16,492	0,000	0,802
COD_MADUREZ	1,068	0,315	11,482	0,001	2,910
Constante	9,874	1,545	40,823	0,000	19412,957

El análisis del signo de los coeficientes β ayuda en la interpretación física de cada una de estas variables. Como se ha apuntado con anterioridad, la variable MSI está relacionada de forma inversa con el contenido de humedad, de tal forma que cuanto menor es la humedad, mayor es el valor de MSI. En las cubiertas forestales, esta variable presenta valores bajos, ya que las masas forestales tienen un alto contenido de humedad; así, el signo negativo del coeficiente β indica que cuanto mayor sea la humedad de la masa forestal (menor valor de MSI), mayor cantidad de biomasa forestal.

Por su parte, el signo negativo del coeficiente de TM4 indica que cuanto mayor es la reflectividad en esta banda, menor es la cantidad de biomasa residual forestal; como se ha indicado más arriba, esta situación está relacionada con la estructura de los bosques mediterráneos. De esta manera, esta banda actúa como complementaria de la variable MSI e indica la existencia de parcelas heterogéneas típicas de los ambientes mediterráneos.

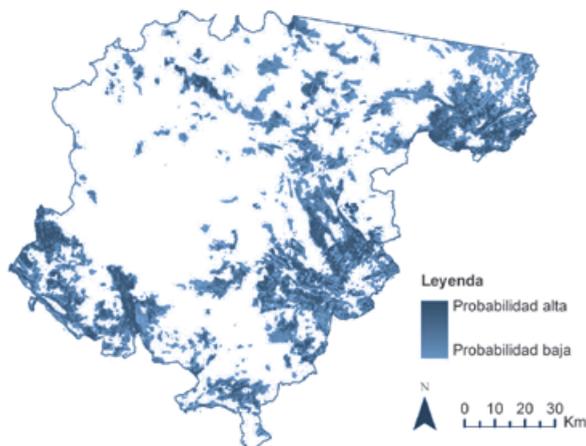
Por último, el sentido positivo del coeficiente β de la variable COD_MADUREZ señala que si las masas de pináceas pertenecen al nivel de madurez 6 y 7 tienen más biomasa residual que las que se sitúan en niveles inferiores a éstos. Este resultado es coherente, ya que las masas forestales que presentan una mejor adaptación a las condiciones del medio, con un mejor aprovechamiento de la potencialidad natural, son las que producen mayor cantidad de biomasa residual.

Para la validación de cada uno de estos cuatro modelos se utilizó el estadístico *Kappa* con la muestra del 20% reservada a tal fin en cada uno de ellos. Los resultados de este estadístico varían entre 0,539 y 0,638.

La utilización de las variables de la Tabla II.2.5 con sus respectivos coeficientes β permite cartografiar la probabilidad de biomasa residual forestal de los bosques de pináceas de la provincia de Teruel (Figura II.2.4). En esta cartografía, el valor de cada píxel oscila entre 0 y 1, siendo 0,5 el umbral de probabilidad que determina si un píxel pertenece al grupo 1 (cantidad de biomasa residual $\geq 18,865$ tons/ha) o al grupo 0 (biomasa residual $\leq 7,488$ tons/ha).

FIGURA II.2.4

Cartografía de probabilidad de existencia de biomasa residual forestal con respecto a los umbrales de corte definidos usando las parcelas del primer clúster derivadas de la utilización del método de extracción de ventanas 3x3 y el CV



— *Modelo de regresión logística del segundo clúster*

Como se ha indicado previamente, el mayor tamaño muestral del grupo delimitado por el percentil 7 es el motivo que lleva a seleccionar este grupo dentro del clúster 2. Compuesto por un total de 208 parcelas, es presumible la validez del resultado obtenido para ajustar un modelo adecuado para toda el área de estudio.

En este grupo, sólo las variables independientes radiométricas presentan correlaciones significativas con la variable dependiente biomasa residual forestal, por lo que ninguna de las topográficas continuas fue incluida para el ajuste del modelo. Las variables categóricas Orientación, COD_TCE y COD_MADUREZ sí que fueron incluidas en el modelo utilizando la reclasificación binaria de sus categorías mostrada en el anterior subapartado.

El análisis de correlaciones parciales entre las variables radiométricas volvió a mostrar la existencia de altas correlaciones entre todas ellas, siendo superiores a las observadas en el grupo del percentil 10. Sin duda, este hecho se debe al aumento de la homogeneidad radiométrica de las parcelas consideradas, lo que hace que las relaciones entre estas variables sean más consistentes.

Así, la forma de proceder fue igual que en el caso anterior: la variable radiométrica más correlacionada con la variable dependiente fue seleccionada en primer lugar, haciéndolo después las variables que, también relacionadas significativamente con la dependiente, lo estuvieran menos con la independiente escogida. De esta manera, MSI volvió a ser la variable más correlacionada con la biomasa residual forestal ($R=-0,618$) y TM4 la menos correlacionada con ésta que sí lo estaba con la biomasa.

En este caso, para binarizar la variable dependiente biomasa residual forestal, el umbral de corte para definir el grupo 0 fue de 7,284 tons/ha, mientras que el valor para el grupo 1 fue de 18,213 tons/ha, quedando 138 parcelas para el ajuste del modelo y su posterior validación tras la eliminación de las situadas entre estos dos valores.

Los cinco modelos ajustados seleccionaron las variables MSI y COD_MADUREZ, siendo todos ellos significativos al nivel de $p > 0,05$ y superando ampliamente el Test de Hosmer-Lemeshow ($p > 0,05$). Los R^2 de Nagelkerque de estos modelos son superiores a los del anterior grupo y varían entre 0,574 y 0,605. El porcentaje de acierto en la tabla de clasificación superó en todos ellos el 80% (entre 82,9% y 85,1%). El estadístico *Kappa* obtenido con la muestra de validación superó en cuatro de los cinco modelos el valor máximo obtenido considerando todas las parcelas (0,638), llegando a alcanzar uno de los modelos un *Kappa* de 0,690.

La Tabla II.2.6 muestra los estadísticos de las variables seleccionadas en uno de los cinco modelos calculados. Como se observa en ella, los coeficientes β de MSI y COD_MADUREZ mantienen el mismo signo que los modelos que utilizaban todas las parcelas, por lo que su explicación física es la misma. Por su parte, el $Exp(\beta)$ indica que las dos variables son importantes en el modelo, ya que ambas se encuentran muy alejadas del valor 1. La Figura II.2.5 muestra la cartografía de probabilidad de biomasa residual forestal utilizando los coeficientes y variables de la Tabla II.2.6.

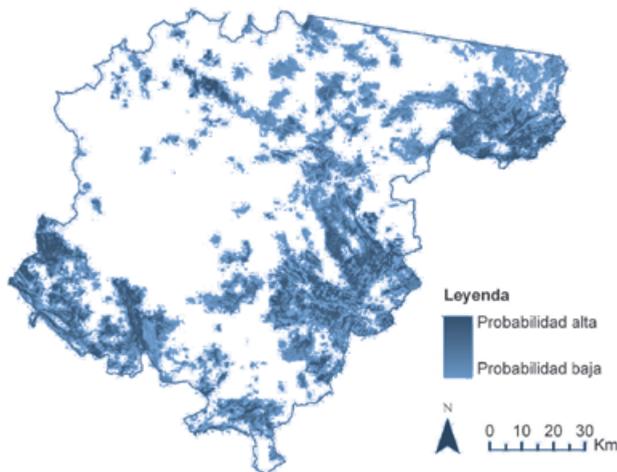
■ TABLA II.2.6

VARIABLES INCLUIDAS EN UNO DE LOS CINCO MODELOS DE REGRESIÓN LOGÍSTICA CALCULADOS PARA EL CLÚSTER 2, COEFICIENTE β , ERROR ESTÁNDAR, ESTADÍSTICO WALD, SIGNIFICACIÓN ESTADÍSTICA Y $Exp(\beta)$

Variable	β	Se	Wald	Sig.	$Exp(\beta)$
MSI	-9,314	1,922	23,491	0,000	0,000
COD_MADUREZ	1,344	0,561	5,739	0,017	3,835
Constante	8,003	1,864	18,433	0,000	2990,944

■ FIGURA II.2.5

CARTOGRAFÍA DE PROBABILIDAD DE EXISTENCIA DE BIOMASA RESIDUAL FORESTAL CON RESPECTO A LOS UMBRALES DE CORTE DEFINIDOS USANDO LAS PARCELAS DEL SEGUNDO CLÚSTER DERIVADAS DE LA UTILIZACIÓN DEL MÉTODO DE EXTRACCIÓN DE VENTANAS 3x3 Y EL CV



– Modelo de regresión logística del tercer clúster

Este modelo utiliza las 68 parcelas del grupo del percentil 4, por lo que el modelo que se ajusta con ellas es representante de una situación de alta homogeneidad. Al igual que en los casos anteriores, la variable MSI es también la variable independiente radiométrica más correlacionada con las parcelas incluidas en este grupo ($R = -0,772$). En este caso, no se encontró ninguna otra variable radiométrica correlacionada con la biomasa residual que lo estuviera poco con el índice MSI. Debido a esto y a la inexistencia de correlaciones con las variables topográficas, solamente MSI y las tres variables categóricas son tenidas en cuenta para el cálculo del modelo de este grupo. Los umbrales utilizados para delimitar los grupos 0 y 1 de la variable dependiente fueron 6,295 tons/ha y 17,521 tons/ha, respectivamente, resultando 46 parcelas.

En los cinco modelos obtenidos, la única variable incluida fue MSI, resultando todos ellos significativos al nivel de $p < 0,05$. Además, los valores obtenidos en el test de Hosmer-Lemeshow indican que los datos han sido ajustados correctamente (valores de p siempre superiores a 0,700). Por su parte, los R^2 de Nagelkerke ascienden a valores por encima de 0,700 (entre 0,740 y 0,775), mientras que los porcentajes de acierto en las tablas de clasificación de estos modelos oscilan entre 88,9% y 90,5%. Por último, señalar que los valores del estadístico $Kappa$ de la muestras de validación alcanzan el 1,000 en las cinco pruebas.

La Tabla II.2.7 recoge los estadísticos de uno de los cinco modelos ajustados para este clúster. Al igual que en los anteriores, el signo del coeficiente β de MSI es negativo, por lo que la explicación física es la misma. La Figura II.2.6 corresponde a la cartografía de la biomasa residual forestal obtenida con los coeficientes de esta última tabla.

■ TABLA II.2.7

Variables incluidas en uno de los cinco modelos de regresión logística calculados para el clúster 3, coeficiente β , error estándar, estadístico Wald, significación estadística y $Exp(\beta)$

Variable	β	S_e	Wald	Sig.	$Exp(\beta)$
MSI	-17,685	5,642	9,827	0,002	0,000
Constante	17,482	5,680	9,472	0,002	3,91E+07

– Modelo de regresión logística del cuarto clúster

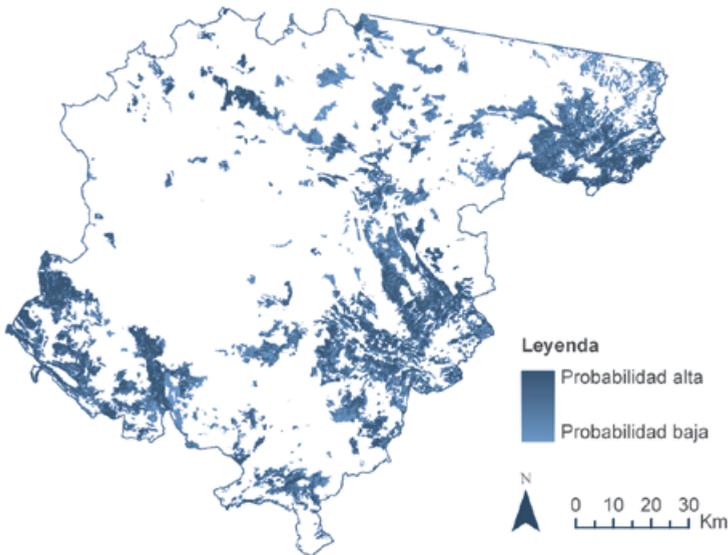
Una vez más, la variable más correlacionada con el grupo seleccionado en este clúster fue el índice MSI ($R = -0,883$). Al igual que en el caso anterior, la no existencia de otras variables correlacionadas con la biomasa residual que no lo estuvieran altamente con MSI y la falta de correlación entre la biomasa residual y las variables topográficas hizo que en el modelo solamente se introdujeran el índice MSI y las variables categóricas. El valor de corte para definir el grupo 0 de biomasa residual fue 5,494 Ton/ha y el del grupo 1 fue 21,606 Ton/ha, quedando solamente 24 parcelas para ajustar el modelo de regresión logística.

Dado el bajo número de parcelas que compone la muestra seleccionada para trabajar en este clúster representante del máximo grado de homogeneidad, la división aleatoria de la misma para el ajuste de los modelos y su validación se modificó con respecto a los anterio-

res clústeres, utilizando el 70% para la calibración del modelo y reservando el 30% para la validación. Esto se hace para disponer de un número mayor de parcelas en el proceso de validación.

■ FIGURA II.2.6

Cartografía de probabilidad de existencia de biomasa residual forestal con respecto a los umbrales de corte definidos usando las parcelas del tercer clúster derivadas de la utilización del método de extracción de ventanas 3x3 y el CV



La variable MSI fue la única incluida en todos los modelos, resultando todos ellos significativos al nivel de $p < 0,05$, siendo también los valores obtenidos en el Test de Hosmer-Lemeshow muy superiores a este valor. Los R^2 de Nagelkerke son muy altos y varían entre 0,754 y 0,898.

Sin embargo, a pesar de estos buenos datos globales, dos de los cinco modelos ajustados no son válidos ya que sus estadísticos de significación de las variables (MSI y constante) indican que su significación está por encima del nivel de $p < 0,05$. En la Tabla II.2.8 se reproduce uno de estos dos modelos. Además, el coeficiente Kappa de uno de estos dos modelos tampoco supera el test de significación.

Los otros tres modelos sí que pasan los niveles establecidos de significación estadística, obteniéndose en todos ellos valores *Kappa* de 1,000 en sus respectivas muestras de validación.

■ TABLA II.2.8

Variabes incluidas en uno de los cinco modelos de regresión logística calculados para el clúster 4, coeficiente β , error estándar, estadístico Wald, significación estadística y $Exp(\beta)$

Variable	β	S_e	Wald	Sig.	$Exp(\beta)$
MSI	-19,275	12,095	2,540	0,111	0,000
Constante	18,995	12,597	2,274	0,132	1,78E+08

Esta inestabilidad en el ajuste de modelos debida, como se discutirá más adelante, al pequeño tamaño muestral considerado en este grupo, desaconseja su utilización para elaborar cartografía de probabilidad de existencia de biomasa residual del área de estudio.

II.2.1.3.2. Modelos de regresión simple

Como se ha indicado en el apartado dedicado a explicar los modelos de regresión curvilínea, en el presente trabajo solamente se consideran modelos univariantes, ya que resulta muy complicado formular modelos multivariantes no lineales, prefiriéndose la alternativa de transformar las variables cuando éstas presentan relaciones no lineales y ajustar modelos de regresión lineal múltiple.

Para determinar la forma de las relaciones se generaron gráficos de dispersión individuales entre la variable biomasa residual forestal y cada una de las independientes consideradas que resultaron significativas en el análisis de correlación. El análisis de los patrones obtenidos en estos gráficos de dispersión no sólo sirve para detectar el tipo de relaciones, sino también para determinar el tipo de expresión curvilínea que mejor describe esta relación, evitándose así el ajuste de modelos no adecuados a pesar de que puedan ofrecer mejores predicciones. Además, mediante este método gráfico es posible detectar la presencia de observaciones atípicas que caen fuera de las pautas generales del conjunto de datos o que ejercen una fuerte influencia en los resultados de la regresión. Por último, también se obtiene una primera información acerca de las variables que tendrán que ser transformadas en la regresión lineal múltiple, así como del tipo de transformación que habrá que aplicar.

— Modelos de regresión simple del primer clúster

Las bajas correlaciones que las variables independientes presentaban con la biomasa residual forestal en el grupo de parcelas seleccionado en este clúster (las 482 que componen la muestra) indicaban ya *a priori* la escasa capacidad predictiva de los modelos de regresión univariantes que se iban a obtener. Aún así, se ajustaron modelos con todas las variables correlacionadas con la biomasa residual para conocer la forma de cada relación (lineal o curvilínea) y cuáles eran las más precisas. Para cada una de estas variables independientes se calcularon un total de cinco modelos, utilizando para ello muestras aleatorias del 80% de la muestra.

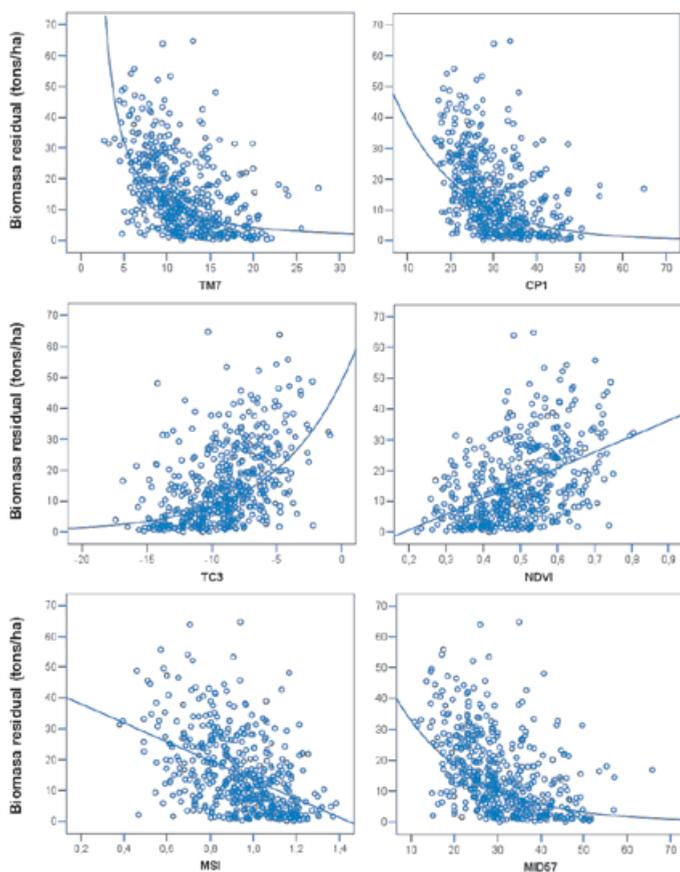
La visualización de los gráficos de dispersión individuales utilizando todas las parcelas disponibles mostró que la biomasa residual forestal presentaba relaciones no lineales con la mayoría de las variables independientes, aunque en el caso de algunos índices de vegetación (NDVI, SAVI, MSAVI, OSAVI, GI y MSI) y la variable topográfica Elevación también se podía ajustar una relación lineal. La Figura II.2.7 muestra los gráficos de dispersión obtenidos con la banda reflectiva, el componente principal, el eje *Tasseled-Cap* y tres de los índices de vege-

tación que mayor correlación presentaban con la biomasa residual forestal. En cada uno de estos gráficos se ha representado la recta o curva que mejor describe la relación.

Tal y como se observa en la figura, existe una gran dispersión de los puntos entorno a la línea que mejor describe la relación de la biomasa residual con las variables independientes. Esta dispersión está relacionada, sin duda, con la gran heterogeneidad radiométrica de las parcelas que componen la muestra que, como se ha señalado, puede deberse a múltiples factores (errores de localización, presencia de otros elementos del paisaje...), lo que impide el ajuste de buenos modelos de estimación. A este respecto, la Tabla II.2.9 recoge información sobre el mejor modelo obtenido con cada una de las variables independientes correlacionadas con la biomasa residual forestal¹⁶. Todos ellos son significativos a nivel de modelo y a nivel de los coeficientes de regresión ($p < 0,05$).

■ FIGURA II.2.7

Gráficos de dispersión que relacionan la biomasa residual forestal con algunas de las variables independientes mejor correlacionadas usando las parcelas del clúster 1



¹⁶ Para las variables INS_POT, PRI_POT y OTO_POT no se encontraron modelos significativos.

■ TABLA II.2.9

Modelos de regresión simple calculados para el clúster 1: tipo de modelo, coeficiente de determinación, error estándar y coeficientes de regresión

Variable	Tipo de modelo	R^2	S_e	β_0	β_1
TM1	Logarítmico	0,225	10,751	39,086	-16,457
TM2	Potencia	0,216	0,973	155,499	-1,560
TM3	Potencia	0,229	0,965	147,990	-1,448
TM4	Exponencial	0,060	1,065	59,895	-0,092
TM5	Exponencial	0,247	0,953	79,059	-0,113
TM7	Logarítmico	0,247	10,603	55,981	-17,063
CP1	Exponencial	0,231	0,963	88,660	-0,074
CP3	Exponencial	0,185	0,992	7,498	0,179
TC1	Exponencial	0,220	0,971	249,634	-0,086
TC2	Potencia	0,109	1,038	1,556	1,005
TC3	Exponencial	0,232	0,963	48,862	0,179
NDVI	Lineal	0,219	10,793	-10,334	51,469
SAVI	Lineal	0,217	10,808	-10,380	35,059
MSAVI	Lineal	0,212	10,843	-20,793	55,491
OSAVI	Lineal	0,219	10,798	-10,349	51,829
GESAVI	Logarítmico	0,189	11,005	13,102	10,431
GI	Lineal	0,094	11,627	20,337	102,943
MSI	Lineal	0,218	10,806	43,297	-30,089
VIS123	Potencia	0,229	0,965	743,092	-1,537
MID57	Exponencial	0,249	0,952	63,994	-0,062
ABD	Exponencial	0,232	0,963	85,747	-0,032
Elevación	Lineal	0,028	12,046	8,947	0,005
VER_POT_HORAS	Logarítmico	0,024	12,070	-48,952	24,555
INV_POT	Exponencial	0,012	1,092	12,878	-0,001

Como se observa en la tabla, los modelos ajustados presentan una capacidad predictiva muy baja, por lo que ninguno de ellos puede ser utilizado para la estimación de biomasa residual. Dentro de estos pobres resultados, los mejores son los obtenidos con las variables radiométricas relacionadas con el contenido de humedad de la vegetación MID57, TM5 y TM7 ($R^2 > 0,240$), siendo el modelo exponencial el que mejor describe la relación de la biomasa residual con las dos primeras y el logarítmico con la última. En el otro extremo, los peores modelos de estimación individuales se obtienen con las variables radiométricas GI y TM4 ($R^2 < 0,100$) y con las tres variables topográficas consideradas, no llegando a explicar ninguna de ellas más del 0,30% de la varianza de la variable dependiente, lo que confirma la escasa utilidad de este tipo de variables, ya detectada en los modelos de regresión logística.

En cuanto a los tipos de modelos ajustados, tal y como se había observado en los gráficos de dispersión, solamente en algunos de los índices de vegetación los modelos lineales

resultan más adecuados que los curvilíneos para predecir la biomasa residual. Este hecho señala que será necesario aplicar transformaciones para ajustar los modelos de regresión lineal múltiple del siguiente apartado si se quiere cumplir con los supuestos básicos de este tipo de regresión.

Dada la baja capacidad predictiva de los modelos ajustados, no se llegó a utilizar la muestra reservada para la validación de cada uno de ellos, ya que se sabía *a priori* que los errores iban a ser muy altos. Asimismo, siguiendo este criterio, no se elaboró ninguna cartografía de estimación de la biomasa residual del área de estudio.

— *Modelos de regresión simple del segundo clúster*

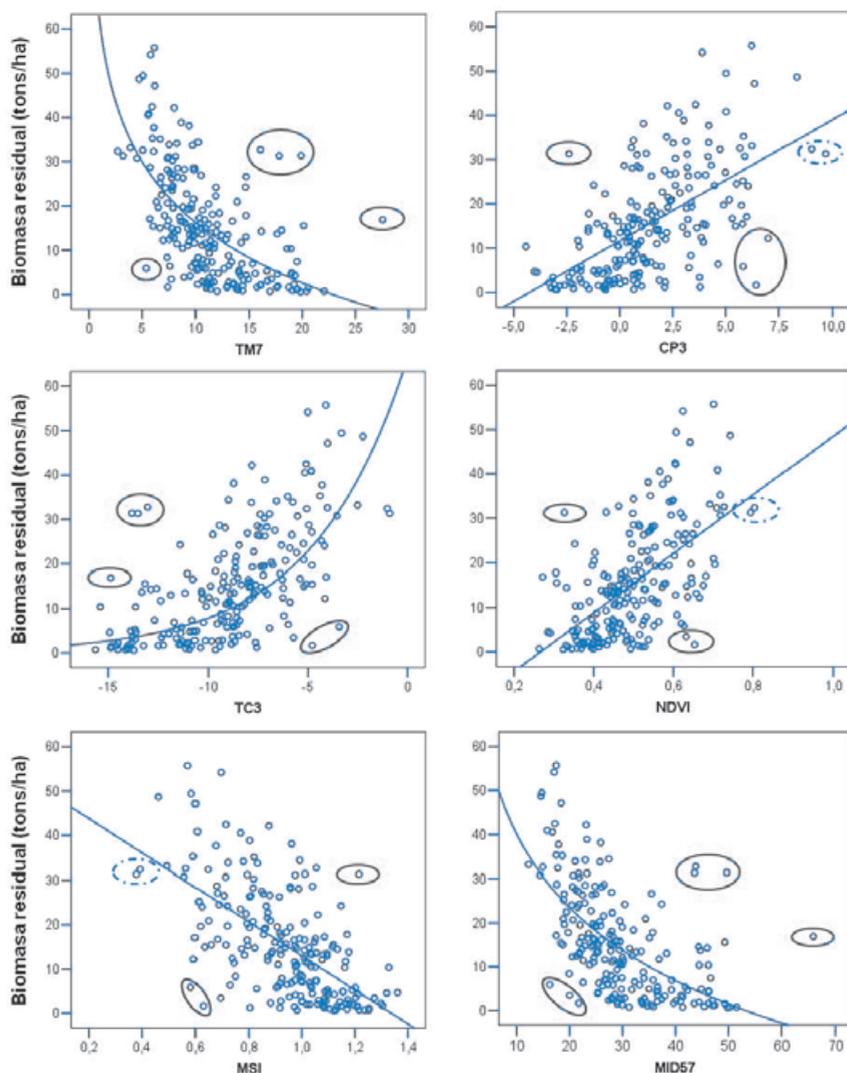
Los gráficos de dispersión obtenidos al utilizar el grupo de parcelas seleccionado para este segundo clúster (las 208 del grupo del percentil 7) volvieron a mostrar los mismos patrones que en el caso anterior, por lo que se confirma que las relaciones entre la biomasa residual y las variables independientes son predominantemente curvilíneas.

Como era esperado por los resultados alcanzados en el ajuste de los modelos de regresión logística, la dispersión de los puntos en estos gráficos es mucho menor que en el caso anterior debido a que las parcelas de esta muestra presentan un entorno radiométrico mucho más homogéneo, aunque ésta sigue siendo demasiado grande para poder ajustar modelos estimativos de precisión. El hecho de que las parcelas pertenezcan a entornos radiométricos relativamente homogéneos en comparación con la muestra anterior permite que en estos gráficos se empiece a identificar la presencia de parcelas atípicas que caen fuera de las pautas generales observadas en el conjunto de datos y/o de parcelas influyentes que determinan la forma de la relación. En este sentido, en la Figura II.2.8 se destacan algunas de estas parcelas que presentan un comportamiento atípico (rodeados con línea continua) o influyente (rodeados con línea discontinua) en las variables independientes consideradas.

La presencia de casos atípicos y/o influyentes en cualquier relación de dependencia como la aquí estudiada condiciona, en gran medida, los resultados que se obtienen en los modelos de regresión predictivos, por lo que se aconseja eliminarlos para evitar errores en el ajuste y en la generalización de los resultados. La única premisa que debe cumplirse para su eliminación es que sean de carácter realmente excepcional, es decir, que no sean representativos de la población (Hair *et al.*, 1999).

FIGURA II.2.8

Gráficos de dispersión que relacionan la biomasa residual forestal con algunas de las variables independientes mejor correlacionadas usando las parcelas del clúster 2



Adoptando una posición prudente, las parcelas atípicas e influyentes detectadas en los gráficos de dispersión de este segundo clúster pueden ser debidas todavía a la heterogeneidad espacial-radiométrica propia de los medios mediterráneos, lo que hace que se carezca de la seguridad necesaria para catalogarlas como extraordinarias y, por consiguiente, para proceder a su eliminación. Sin embargo, esta necesaria situación de certeza sí que se tendrá

en el paso siguiente, cuando se utilicen las parcelas del clúster tres, ya que éstas representan un alto grado de homogeneidad.

Así pues, en el presente apartado se ajustan los modelos de regresión con el 80% de la muestra sin eliminar ninguna parcela (Tabla II.2.10), teniendo en cuenta que, si se detectan parcelas atípicas extraordinarias con la muestra del tercer clúster, estos modelos deberían de ser recalculados sin su presencia.

■ TABLA II.2.10

Modelos de regresión simple calculados para el clúster 2: tipo de modelo, coeficiente de determinación, error estándar y coeficientes de regresión

Variable	Tipo de modelo	R^2	S_e	β_0	β_1
TM1	Logarítmico	0,333	10,238	46,053	-21,348
TM2	Logarítmico	0,316	10,364	52,887	-21,537
TM3	Logarítmico	0,345	10,140	51,793	-19,855
TM4	Exponencial	0,077	1,056	63,506	-0,096
TM5	Logarítmico	0,380	9,866	93,187	-27,177
TM7	Logarítmico	0,400	9,708	64,508	-20,832
CP1	Logarítmico	0,336	10,212	112,531	-29,151
CP3	Lineal	0,362	10,013	11,712	2,867
TC1	Logarítmico	0,288	10,578	163,343	-41,091
TC2	Logarítmico	0,189	11,100	-15,487	16,954
TC3	Exponencial	0,386	0,869	71,479	0,222
NDVI	Lineal	0,354	10,077	-18,745	68,640
SAVI	Lineal	0,351	10,095	-18,897	46,904
MSAVI	Lineal	0,337	10,206	-33,240	74,704
OSAVI	Lineal	0,353	10,083	-18,795	69,191
GESAVI	Logarítmico	0,308	10,423	12,843	14,320
GI	Lineal	0,199	11,218	22,140	146,795
MSI	Lineal	0,390	9,788	52,961	-39,839
VIS123	Logarítmico	0,341	10,177	74,894	-21,369
MID57	Logarítmico	0,392	9,775	97,560	-24,629
ABD	Logarítmico	0,337	10,208	136,049	-29,027

Como se aprecia en la tabla, solamente se consideraron variables radiométricas, ya que, como se ha visto, no existen correlaciones significativas entre la biomasa residual y las variables topográficas consideradas en este grupo de parcelas. Los resultados obtenidos confirman los extremos antes resaltados cuando se consideraron todas las parcelas de la muestra. Así, las variables independientes relacionadas directa o inversamente con el contenido de humedad de la vegetación vuelven a erigirse como las más adecuadas para predecir la varia-

ble dependiente, aunque solamente logran explicar ente el 36% y el 40% de su varianza. El tipo de relaciones de la biomasa con estas variables vuelve a ser curvilineal de tipo logarítmico o exponencial, con las excepciones de MSI y CP3, que presentan una relación lineal que puede ser debida a la presencia de dos parcelas influyentes. En un segundo lugar aparecen los índices de vegetación NDVI, OSAVI y SAVI, que explican algo más del 35% de la variable biomasa residual, utilizando para ello un modelo lineal, determinado éste por la presencia de las dos mismas parcelas influyentes detectadas en los gráficos de MSI y CP3. El último lugar en cuanto a capacidad de predicción es nuevamente ocupado por las variables GI ($R^2=0,199$), TC2 ($R^2=0,189$) y TM4 ($R^2=0,077$).

De esta manera, la utilización de esta muestra más homogénea ha mejorado los resultados obtenidos previamente al considerar todas las parcelas, confirmándose las variables radiométricas que son más útiles para la estimación de biomasa. Pero los modelos predictivos ajustados vuelven a ser insuficientes para estimar de una forma precisa esta variable, por lo que no se consideró necesario validarlos mediante la muestra de parcelas reservada a tal efecto. Finalmente señalar que los gráficos de dispersión obtenidos con esta muestra permiten intuir la presencia de casos influyentes y atípicos cuya eliminación podría cambiar el tipo de modelo ajustado con algunos de los índices y/o mejorar la capacidad predictiva de los mismos. Sin embargo, a tenor de los bajos coeficientes de determinación obtenidos, esta mejora no parece que vaya a ser suficiente para dar lugar a modelos válidos para obtener una buena cartografía de estimación, por lo que no se considera necesario recalcularlos una vez que se identifiquen los casos atípicos en el siguiente clúster.

— Modelos de regresión simple del tercer clúster

La Figura II.2.9 muestra los gráficos de dispersión obtenidos con la banda reflectiva, el componente principal, el eje *Tasseled-Cap* y tres de los índices de vegetación que mayor correlación presentan con la biomasa residual forestal utilizando las 68 parcelas que componen el grupo del percentil 4. En cada uno de estos gráficos se representan las líneas del modelo de regresión que mejor ajusta los datos y el R^2 alcanzado; además, se identifican las parcelas que presentan un comportamiento atípico.

La lectura de los gráficos de dispersión creados a partir de la utilización de parcelas con un entorno radiométrico altamente homogéneo permite extraer una serie de conclusiones a cerca de las cuestiones anteriormente apuntadas:

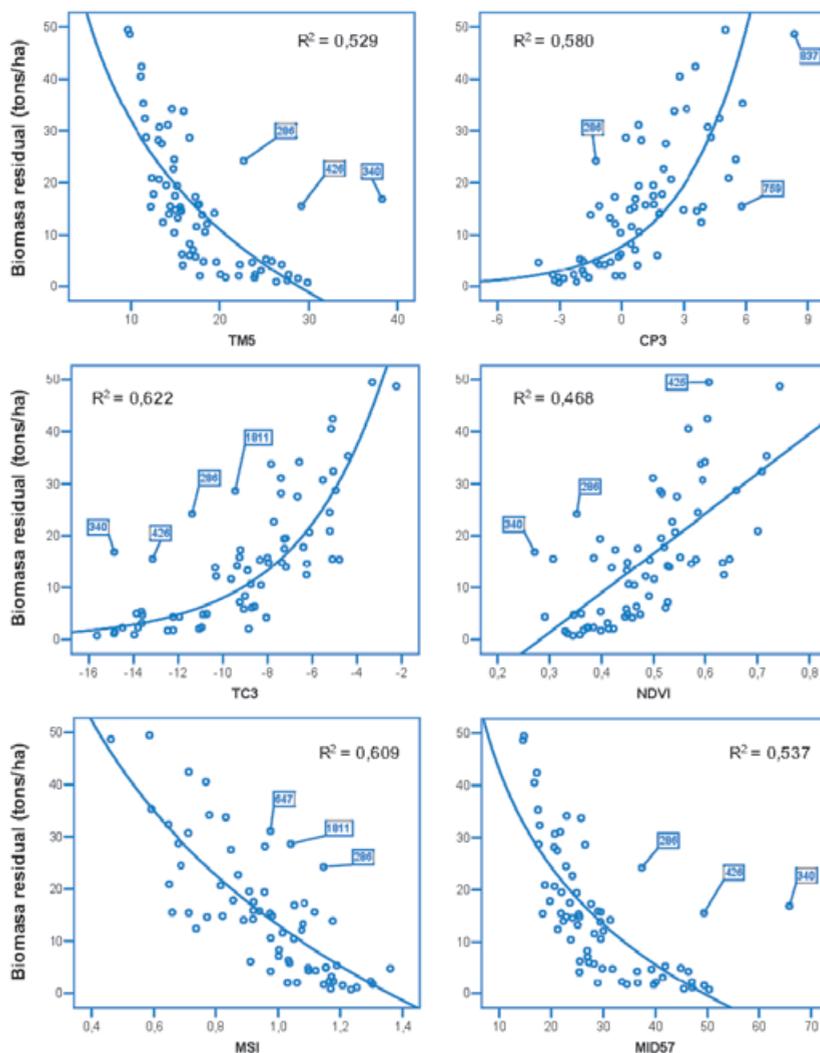
- En primer lugar se constata el hecho de que la capacidad predictiva de las variables radiométricas utilizadas aumenta a medida que lo hace la homogeneidad del entorno radiométrico de las parcelas del IFN-2, por lo que se puede concluir que existe una relación biofísica significativa y contrastada entre la biomasa residual forestal y estas variables.
- Permite la identificación de parcelas extraordinarias que no se ajustan a la forma de la relación y, por lo tanto, influyen negativamente en el ajuste del modelo de estimación. Los errores introducidos por estas parcelas atípicas ya no pueden ser achacados a la heterogeneidad de los bosques mediterráneos, sino que se deben a otros factores de error relacionados con las tareas del inventario forestal o del tratamiento de las imágenes que se desconocen y, en consecuencia, no se pueden resolver. Así pues, la única opción posible para garantizar la adecuación del modelo de regresión es eliminarlas de la muestra.

- En tercer lugar, las relaciones entre estos dos tipos de variables son predominantemente curvilíneas, constituyéndose como única excepción el índice NDVI y tres de los cuatro índices de la familia SAVI considerados (SAVI, MSAVI y OSAVI), por lo menos tomando como umbral las 50 tons/ha, que es el valor máximo de las parcelas incluidas en este grupo. Este hecho de que las relaciones sean curvilíneas indica que la capacidad predictiva de las variables derivadas de la imagen Landsat llega solamente hasta un determinado umbral; es decir, la señal proporcionada por el sensor se satura a una determinada cantidad de biomasa residual. A partir de ese umbral de saturación, los incrementos en las cantidades de biomasa no se corresponden con incrementos de la misma proporción en las variables radiométricas, pudiendo ser la variación de estas últimas incluso nula, por lo que dejan de ser útiles. Sobre esta cuestión se volverá más adelante una vez se hayan eliminado las parcelas atípicas.

De esta manera, la primera tarea que se impone antes del ajuste de los modelos de regresión en este tercer clúster es la identificación y eliminación de las parcelas atípicas. Según lo observado en la Figura II.2.9, tres son las parcelas más repetidas que presentan un comportamiento más alejado de la tónica común: la 286, la 340 y la 426. Especialmente claro es el comportamiento extraordinario de la parcela 286, ya que es identificada como caso atípico en las 6 variables representadas, estando su posición muy alejada con respecto a la mejor línea de regresión calculada en todas ellas. Por su parte, las parcelas 340 y 426 presentan exactamente este mismo comportamiento que la 286 en tres de las variables relacionadas con el contenido de humedad de la vegetación: TM5, MID57 y TC3.

FIGURA II.2.9

Gráficos de dispersión que relacionan la biomasa residual forestal con algunas de las variables independientes mejor correlacionadas usando las parcelas del clúster 3



El resto de parcelas señaladas en los gráficos como atípicos tienen un carácter más particular, ya que sólo aparecen identificados como tales en una o dos variables; así, por ejemplo, mientras que en la variable CP3 aparecen como atípicas importantes las parcelas 759 y 837, éstas no lo son en la variable MSI, siendo más importante la influencia de las parcelas 647 y 1811. Así pues, se vuelve a optar por una posición conservadora y solamente se consideran susceptibles de eliminar las tres parcelas indicadas que más claramente se han identificado como atípicas en un mayor número de variables.

Para tener una mayor certeza acerca del carácter erróneo de estas tres parcelas, se estudió la información que de ellas proporciona el IFN-2 (número de pies mayores y menores) en relación con lo que se observa en las ortofotografías aéreas de resolución espacial de 1 metro del SIG Oleícola Español, utilizadas para la georreferenciación de las imágenes Landsat, y con la signatura espectral obtenida a partir de las bandas reflectivas de la imagen de junio de 1994. Según los datos del IFN-2, la parcela 286 está compuesta por 15 pies mayores y 1 menor de *P. halepensis*, siendo su radio de 15 m. Sin embargo, tal y como se observa en la Figura II.2.10(A), esta situación no coincide con la realidad observada en la ortofotografía, ya que la parcela está situada en una zona de bosque abierto con ejemplares aislados (1 ó 2), donde la presencia de sustrato arbustivo, herbáceo e incluso suelo desnudo es dominante. Esta situación real está más en consonancia con la respuesta reflectiva de esta parcela, que dista de la típica de una formación boscosa presentada por los datos del IFN-2 (Figura II.2.11).

Por su parte, la parcela 340 está compuesta por un total de 13 pies de *P. halepensis*, 9 con un *dbh* >7,5 cm y 4 con un *dbh* <7,5 cm. Estos datos difieren totalmente con la realidad descrita en las ortoimágenes y en la imagen de satélite, ya que, como se observa en la Figura II.2.10(B), la parcela está situada sobre una parcela de cultivos leñosos (seguramente olivos) en la que el suelo desnudo es claramente visible, situación que tiene su reflejo en la signatura espectral de la parcela (Figura II.2.11).

Por último, la realidad espacial observada en la ortoimagen y la signatura espectral de la parcela 426 tampoco coincide con la información facilitada por el IFN-2. Esta parcela, que según los datos del inventario está compuesta por 9 pies mayores de *P. halepensis* y 3 menores, en realidad se sitúa en una zona de transición entre un bosquete y una parcela de cultivo, ocupando esta última la mayor parte de la parcela (Figura II.2.10(C)). La signatura espectral es reflejo de esta situación más que de la descrita en el inventario (Figura II.2.11).

■ FIGURA II.2.10

Parcelas IFN-2 identificadas como erróneas: (A) parcela 286; (B) parcela 340; y (C) parcela 426

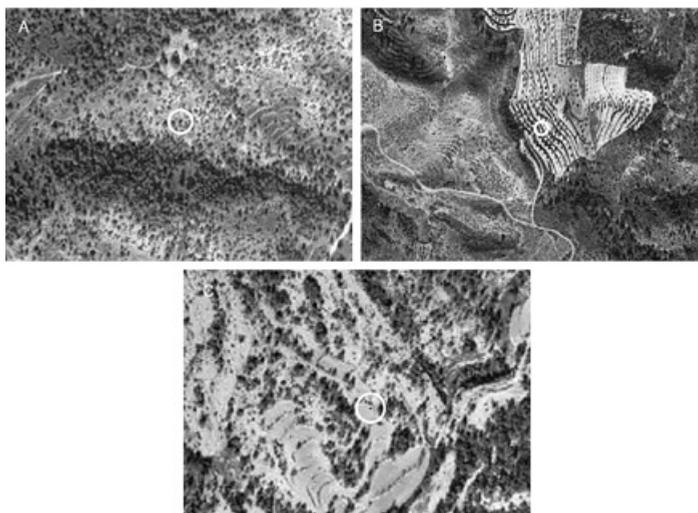
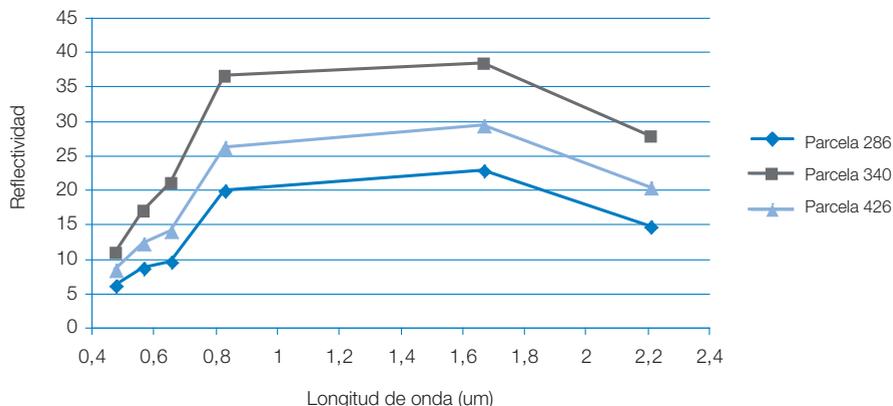


FIGURA II.2.11

Signatura espectral de las parcelas identificadas como erróneas



Así pues, la discordancia entre los datos del IFN-2 y la realidad pone de manifiesto la existencia de imprecisiones en la localización de las parcelas, que pueden afectar al ajuste de los modelos estimativos que utilizan esta fuente de información forestal. De esta manera, dos fuentes de información independientes entre sí confirmaron y explicaron el comportamiento atípico de estas parcelas en los gráficos de dispersión, por lo que definitivamente fueron eliminadas de la muestra. El hecho de que las tres parcelas se situaran en entornos espaciales homogéneos, aunque sobre realidades diferentes a las descritas en los datos del inventario, es la causa de que hayan permanecido en la muestra a pesar de ser equívocas para la estimación de la biomasa residual forestal.

La Tabla II.2.11 recoge el mejor modelo de regresión ajustado en cada variable independiente con las cinco muestras del 80% de parcelas seleccionadas al azar. Cabe destacar la gran estabilidad de los modelos calculados ya que, a pesar de utilizar muestras diferentes, el tipo de modelo utilizado en cada variable es siempre el mismo y el R^2 obtenido varía muy poco.

■ TABLA II.2.11

Modelos de regresión simple calculados para el clúster 3: tipo de modelo, coeficiente de determinación, error estándar y coeficientes de regresión

Variable	Tipo de modelo	R^2	S_e	β_0	β_1
TM1	Exponencial	0,649	0,653	191,198	-0,664
TM2	Exponencial	0,693	0,611	216,748	-0,535
TM3	Exponencial	0,735	0,568	151,174	-0,432
TM4	Logarítmico	0,080	12,871	92,520	-26,617
TM5	Exponencial	0,764	0,536	299,272	-0,194
TM7	Exponencial	0,766	0,533	130,640	-0,237
CP1	Exponencial	0,735	0,568	420,438	-0,136
CP3	Exponencial	0,643	0,655	7,112	0,314
TC1	Logarítmico	0,546	7,777	209,571	-54,712
TC2	Logarítmico	0,374	9,868	-25,184	22,785
TC3	Exponencial	0,743	0,559	147,034	0,300
NDVI	Potencia	0,640	0,662	226,067	4,269
SAVI	Potencia	0,633	0,668	43,983	4,281
MSAVI	Potencia	0,643	0,659	163,603	6,273
OSAVI	Potencia	0,637	0,664	233,399	4,273
GESAVI	Logarítmico	0,483	9,648	13,801	19,656
GI	Lineal	0,516	8,025	23,276	244,576
MSI	Logarítmico	0,672	7,686	13,328	-47,748
VIS123	Exponencial	0,715	0,589	193,759	-0,180
MID57	Exponencial	0,767	0,532	208,014	-0,107
ABD	Exponencial	0,738	0,565	434,858	-0,060

Como se observa en la tabla, un total de cuatro modelos presentan unos coeficientes de determinación superiores a 0,740, lo que los convierte en realmente operativos para estimar la biomasa residual del área de estudio. Estos cuatro modelos presentan dos características comunes: (i) el empleo de una variable relacionada con el contenido de agua de la vegetación (MID57, TM7, TC3 y TM5); y (ii) el empleo de una función exponencial para describir la relación. Del resto de modelos obtenidos señalar que la gran mayoría permite explicar más de un 60% de la varianza de la variable dependiente, siendo solamente los modelos ajustados para TC1, GI, GSAVI y TC2 los que se sitúan por debajo de este umbral.

Así pues, la eliminación de las parcelas atípicas ha permitido el ajuste de modelos que siguen la tendencia marcada mediante la utilización de las anteriores muestras (mayor utilidad de las variables relacionadas con el contenido de agua de la vegetación y predominio de las relaciones no lineales, destacando dentro de éstas las exponenciales), pero con una mayor capacidad predictiva.

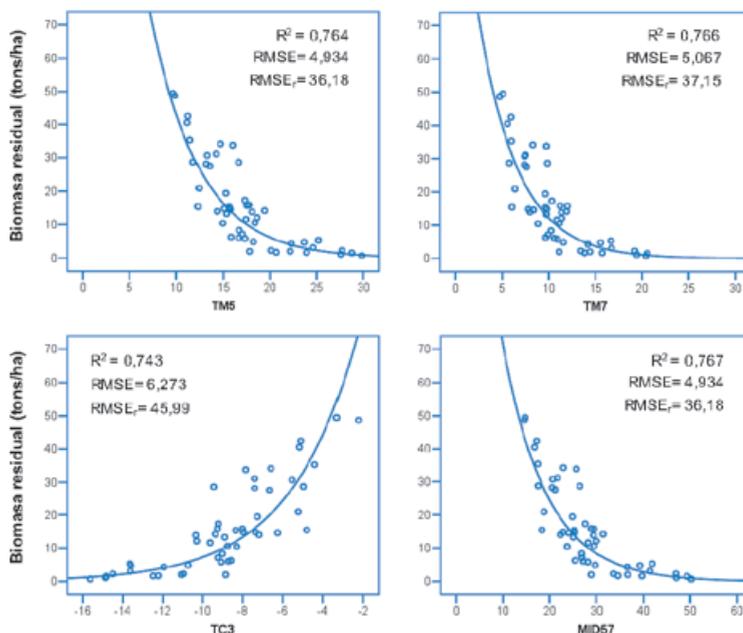
Para determinar cuál de los cuatro modelos con mayor capacidad predictiva es más útil a la hora de cartografiar la biomasa residual del área de estudio, se tiene en cuenta un doble criterio: (i) el error obtenido mediante la muestra reservada para la validación; y (ii) el grado de saturación de la función. A este respecto, la Figura II.2.12 recoge los gráficos de dispersión de estos modelos, mostrándose el $RMSE$ y el $RMSE_r$ obtenidos con sus respectivas muestras de validación. En estos gráficos, con el objetivo de caracterizar mejor el grado de saturación de la función, el eje de ordenadas se prolonga hasta las 70 tons/ha, un poco por encima del valor máximo obtenido en las 482 parcelas del IFN-2 en las que se ha estimado la biomasa residual (64, 720 tons/ha; Tabla II.1.5).

Las diferencias encontradas entre estos cuatro modelos en términos de error de predicción son mayores que las presentadas atendiendo únicamente al coeficiente de determinación. De esta manera, el $RMSE$ y el $RMSE_r$ menores se obtienen en los modelos que utilizan la banda original TM5 y el índice MID57, mientras que los más altos se dan en el que utiliza TC3, siendo la diferencia de casi 1,34 tons/ha y de un 9,81%, respectivamente. Así pues, los modelos ajustados con TM5 y MID57 se erigen como los mejores para la estimación de la biomasa residual, aunque seguidos de cerca por el de TM7.

Desde el punto de vista de la saturación de los modelos a altas cantidades de biomasa residual, todos ellos presentan un comportamiento bastante similar. Así, tal y como se observa en la Figura II.2.12, ninguno presenta saturación para las cantidades máximas consideradas en este trabajo, por lo que son válidos para el área de estudio.

FIGURA II.2.12

Gráficos de dispersión de los cuatro modelos con mayor capacidad predictiva de la Tabla II.2.11

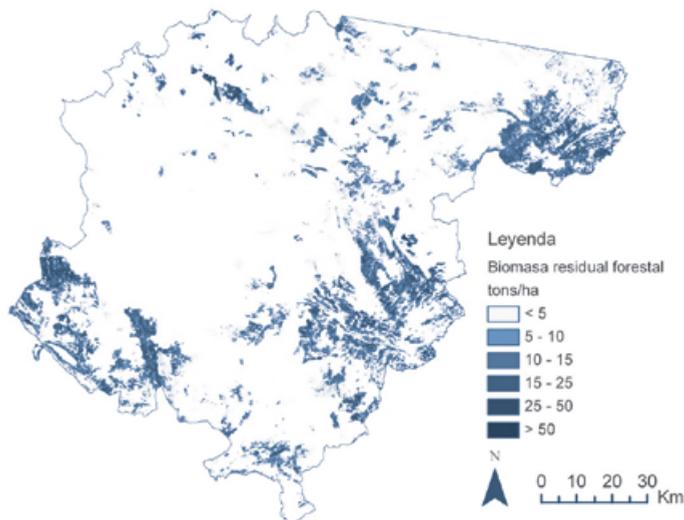


Por tanto, teniendo en cuenta los dos criterios señalados, los modelos ajustados a partir de TM5, TM7 y MID57 son igualmente adecuados para la obtención de la cartografía de la biomasa residual del área de estudio. Para seleccionar el mejor entre estos tres modelos, se estudia cómo es la distribución de los valores de la variable dependiente a lo largo de las variables independientes. Como es lógico, debido a que MID57 es la suma de TM5 y TM7, la varianza de la biomasa residual queda explicada a lo largo de un mayor rango de valores en esta variable (rango efectivo de 35,68 en el caso de MID57, frente a 20,19 y 15,84 de TM5 y TM7, respectivamente). De esta manera, este índice presenta mayor sensibilidad a cambios en la variable dependiente, por lo que resulta más adecuado.

Este hecho, junto a los ya comentados de que su utilización da lugar al ajuste con menor error y mayor coeficiente de determinación, hace que finalmente se aplique el modelo de la Tabla II.2.11 calculado con MID57 para la obtención de la cartografía de la biomasa residual forestal del área de estudio (Figura II.2.13).

■ FIGURA II.2.13

Cartografía de biomasa residual forestal obtenida mediante regresión curvilínea usando las parcelas del tercer clúster derivadas de la utilización del método de extracción de ventanas 3x3 y el CV



— Modelos de regresión simple del cuarto clúster

Al igual que en el apartado dedicado al ajuste de los modelos de regresión logística y con el objetivo de disponer de un número mayor de parcelas en el proceso de validación, el 70% de la muestra de este clúster fue utilizado para la calibración del modelo y el 30% para la validación.

La utilización del grupo más homogéneo y reducido de la muestra permite confirmar los extremos ya apuntados anteriormente acerca de la existencia de relaciones biofísicas significativas entre variables radiométricas y la biomasa residual forestal y el carácter no lineal

predominante de estas relaciones. Así, tal y como se observa en la tabla que recoge los mejores modelos obtenidos (Tabla II.2.12), un total de 13 variables de las 20 radiométricas que presentaban correlaciones significativas en este grupo dan lugar a ajustes con $R^2 > 0,8$, utilizándose predominantemente para ello funciones de tipo exponencial (en 11 de los 13 casos). Sin embargo, es necesario señalar que los modelos aquí ajustados son más sensibles que los anteriores a la utilización de las distintas divisiones aleatorias de la muestra, existiendo diferencias a veces notables entre los R^2 obtenidos e incluso con el tipo de función utilizada.

■ TABLA II.2.12

Modelos de regresión simple calculados para el clúster 4: tipo de modelo, coeficiente de determinación, error estándar y coeficientes de regresión

Variable	Tipo de modelo	R^2	S_e	β_0	β_1
TM1	Exponencial	0,846	0,497	341,662	-0,813
TM2	Exponencial	0,876	0,446	370,980	-0,627
TM3	Exponencial	0,867	0,460	199,150	-0,477
TM5	Exponencial	0,860	0,463	349,450	-0,196
TM7	Exponencial	0,854	0,483	154,344	-0,252
CP1	Exponencial	0,833	0,507	563,536	-0,141
CP3	Exponencial	0,837	6,422	13,025	4,782
TC1	Logarítmico	0,630	9,663	282,974	-73,974
TC2	Lineal	0,516	11,020	-15,931	5,589
TC3	Exponencial	0,840	0,496	155,963	,300
NDVI	Potencia	0,790	0,579	330,056	4,877
SAVI	Potencia	0,784	0,588	51,050	4,903
MSAVI	Potencia	0,800	0,566	236,137	7,239
OSAVI	Potencia	0,788	0,582	343,255	4,885
GESAVI	Potencia	0,683	8,918	13,758	24,731
GI	Lineal	0,554	10,610	26,502	268,741
MSI	Lineal	0,866	5,818	79,326	-64,706
VIS123	Exponencial	0,878	0,442	293,224	-0,206
MID57	Exponencial	0,856	0,471	241,295	-0,108
ABD	Exponencial	0,844	0,500	605,659	-0,065

En este sentido, cabe destacar el hecho de que, considerando solamente los mejores modelos obtenidos en las cinco subdivisiones, los calculados con las bandas originales TM, a excepción de TM4, presentan un $R^2 > 0,840$, lo que indica la adecuación de la información proporcionada directamente por este sensor para estimar este parámetro forestal, sin necesidad de calcular nuevos neocanales. Esta afirmación se ve reforzada por el hecho de que tres de los restantes índices con $R^2 > 0,840$ son el resultado de sumas simples de estas bandas originales (VIS123, MID57 y ABD), los tres índices seleccionados a partir de los resultados del trabajo de Lu *et al.* (2004).

En cuanto a los resultados obtenidos con la inclusión del resto de neocanales considerados, destacar que las variables CP1, CP3 y TC3 ajustan modelos con mayor capacidad de predicción que la mayoría de los índices de vegetación más comúnmente considerados en los trabajos enfocados a la estimación de parámetros de la cubierta vegetal. Dentro de estos índices de vegetación destaca el MSI que, mediante una ecuación lineal, logra ajustar un modelo con un R^2 bastante superior al resto. Por último, reseñar que los peores ajustes vuelven a darse con las variables GI y TC2, aunque, en este caso, ambas logran explicar algo más del 50% de la varianza de la variable independiente.

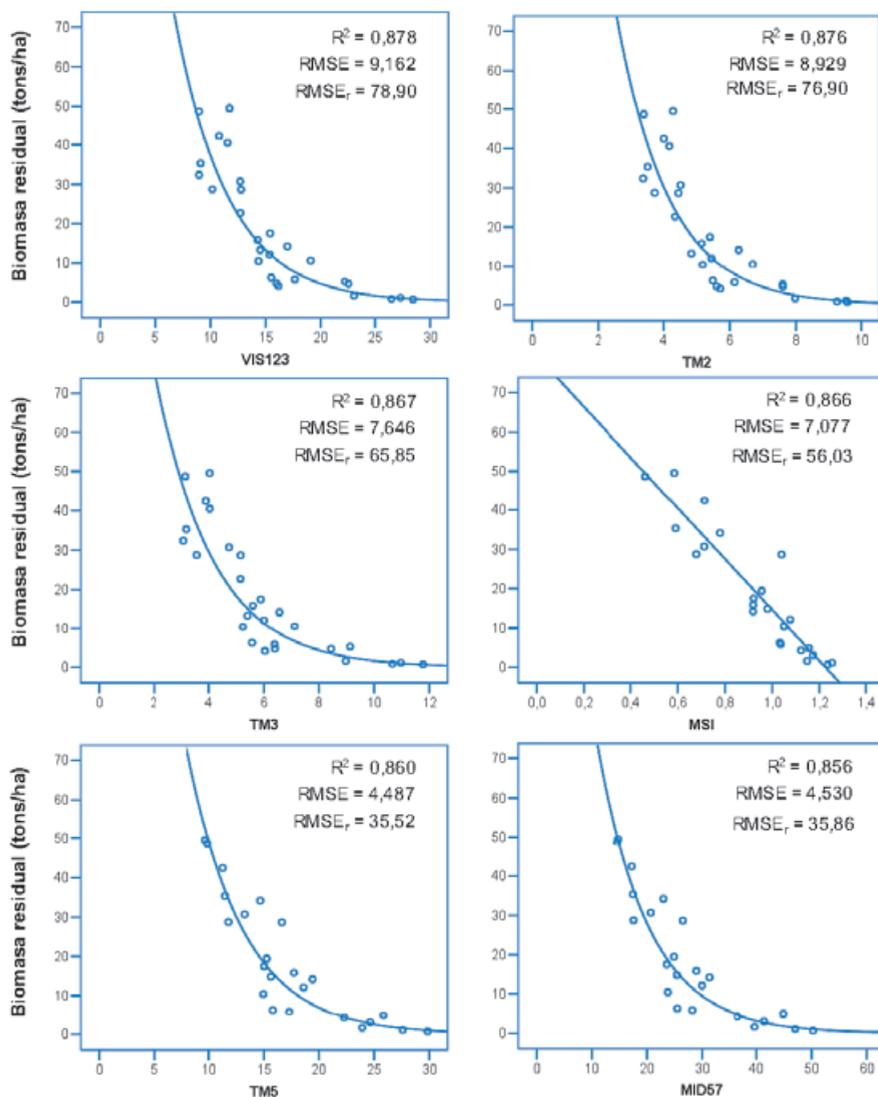
La Figura II.2.14 recoge los gráficos de dispersión de los 6 modelos con mayor capacidad predictiva obtenidos en este clúster ($R^2 > 0,855$). Al igual que en la Figura II.2.12, se da información acerca del $RMSE$ y del $RMSE_r$, obtenidos en sus respectivas muestras de validación y el eje de ordenadas se prolonga hasta las 70 tons/ha para observar si existe saturación. Tal y como se observa en la figura, a pesar de que los modelos de las variables VIS123, TM2, TM3 y MSI presentan los mayores coeficientes de correlación, los errores de predicción menores se vuelven a registrar con los modelos que emplean TM5 y MID57. El error en estos dos modelos es notablemente inferior al de los otros cuatro representados (entre 4,67 y 2,59 tons/ha menos atendiendo al $RMSE$ y entre un 43,38% y un 20,51% inferior según el $RMSE_r$) y es muy parecido a los obtenidos con estas mismas variables con la muestra considerada en el anterior clúster. Además, al igual que ocurría anteriormente, las funciones ajustadas con estas dos variables no presentan problemas de saturación para las cantidades de biomasa más altas de la muestra, por lo que ambas pueden ser aplicadas al área de estudio.

Así, a pesar de que no presentan los R^2 más altos, los modelos obtenidos con TM5 y MID57 se erigen como los más adecuados para estimar la biomasa residual del área de estudio ya que, además de presentar el $RMSE$ y el $RMSE_r$ menores, son más coherentes con los resultados obtenidos en los análisis previos cuando la muestra empleada era mayor, siendo los coeficientes de regresión de ambos muy similares a los obtenidos en el clúster 3 después de eliminar los casos atípicos. El hecho de que 4 modelos presenten mayores R^2 se debe al escaso número de parcelas consideradas en este apartado y a la subdivisión de ésta en cinco muestras, lo que da lugar a modelos poco robustos que presentan malos resultados en la prueba de validación.

La Figura II.2.15 muestra la cartografía de la biomasa residual obtenida mediante la utilización de los coeficientes de regresión del modelo ajustado para la variable TM5 (Tabla II.2.12).

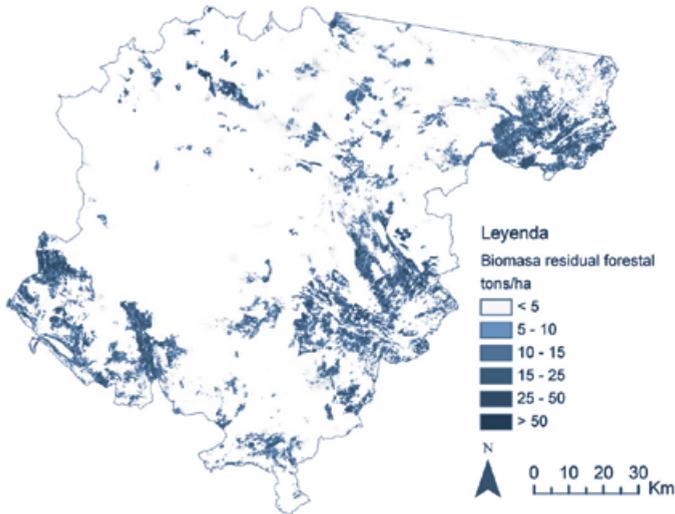
■ FIGURA II.2.14

Gráficos de dispersión de los seis modelos con mayor capacidad predictiva de la Tabla 3.12



■ FIGURA II.2.15

Cartografía de biomasa residual forestal obtenida mediante regresión curvilínea usando las parcelas del cuarto clúster derivadas de la utilización del método de extracción de ventanas 3x3 y el CV



II.2.1.3.3. Modelos de regresión lineal múltiple

Como se ha visto a lo largo del anterior apartado, las relaciones existentes entre la biomasa residual y las variables independientes que mayor correlación presentan con esta variable biofísica son predominantemente de carácter curvilíneo. Esta situación hace que se incumpla de manera reiterada uno de los supuestos básicos del análisis de regresión lineal múltiple: el supuesto de linealidad. Aunque todavía no se ha comprobado el cumplimiento de otros supuestos fundamentales de este método de regresión, esta situación de partida indica que va a ser necesario aplicar una serie de transformaciones sobre las variables al objeto de garantizar la validez del resultado final. La comprobación de los supuestos y la aplicación de estas transformaciones se hacen de manera independiente en cada uno de los clústeres de homogeneidad definidos, ya que los grupos de parcelas que los integran y los modelos resultantes son autónomos de los demás¹⁷.

¹⁷ Se recuerda que las parcelas 286, 340 y 426 han sido eliminadas de la muestra por que la descripción dada por el IFN-2 no concuerda con las características observadas en las fotografías aéreas y en la imagen Landsat de junio de 1994, por lo que no forman parte de los análisis llevados a cabo en este apartado.

■ TABLA II.2.13

Pruebas de normalidad aplicadas a la variable dependiente biomasa residual forestal y a las variables independientes radiométricas correlacionadas con ella en el clúster 1

Variable	Métodos gráficos		Métodos estadísticos			Diagnóstico		
	Histograma	G. Normalidad	Asimetría	Curtosis	Test K-S	Descripción	Transformación	Norm. posterior
Biomasa resid.	No normalidad	No normalidad	Positiva	Leptocúrtica	No	No normal	Raíz cuadrada	Casi normal
TM1	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Mesocúrtica	No	No normal	Raíz cuadrada	Normal
TM2	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Leptocúrtica	No	No normal	Logaritmo	Normal
TM3	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Leptocúrtica	No	No normal	Logaritmo	Normal
TM4	No normalidad	No normalidad	Positiva	Leptocúrtica	No	No normal	Inversa	Normal
TM5	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Mesocúrtica	No	No normal	Logaritmo	Normal
TM7	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Mesocúrtica	No	No normal	Logaritmo	Normal
CP1	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Mesocúrtica	No	No normal	Logaritmo	Normal
CP3	Casi normalidad	Normalidad	Positiva	Mesocúrtica	Sí	Normal	–	–
TC1	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Mesocúrtica	No	No normal	Inversa	Normal
TC2	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Mesocúrtica	No	No normal	Raíz cuadrada	Normal
TC3	Normalidad	Normalidad	Símetrca	Mesocúrtica	Sí	Normal	–	–
NDVI	Normalidad	Normalidad	Símetrca	Mesocúrtica	Sí	Normal	–	–
SAVI	Normalidad	Normalidad	Símetrca	Mesocúrtica	Sí	Normal	–	–
MSAVI	Normalidad	Normalidad	Símetrca	Mesocúrtica	Sí	Normal	–	–
OSAVI	Normalidad	Normalidad	Símetrca	Mesocúrtica	Sí	Normal	–	–
GESAVI	No normalidad	No normalidad	Positiva	Leptocúrtica	No	No normal	Logaritmo	Normal
GI	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Leptocúrtica	No	No normal	Raíz cuadrada	Normal
MSI	Normalidad	Normalidad	Negativa	Mesocúrtica	Sí	Normal	–	–
VIS123	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Leptocúrtica	No	No normal	Logaritmo	Normal
MID57	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Mesocúrtica	No	No normal	Logaritmo	Normal
ABD	Casi normalidad	Casi normalidad	Positiva	Mesocúrtica	No	No normal	Logaritmo	Normal

■ TABLA II.2.14

Pruebas de normalidad aplicadas a las variables independientes topográficas

Variable	Métodos gráficos		Métodos estadísticos			Diagnóstico		
	Histograma	G. Normalidad	Asimetría	Curtosis	Test K-S	Descripción	Transformación	Norm. posterior
Elevación	No normalidad	No normalidad	Simétrica	Platicúrtica	No	No normal	–	No normal
INS_POT	Casi normalidad	Casi normalidad	Negativa	Leptocúrtica	No	No normal	Cuadrado	Casi normal
PRI_POT	Casi normalidad	Casi normalidad	Negativa	Leptocúrtica	No	No normal	Cuadrado	Normal
VER_POT_HORAS	No normalidad	No normalidad	Negativa	Mesocúrtica	No	No normal	–	No normal
OTO_POT	Casi normalidad	Casi normalidad	Negativa	Leptocúrtica	No	No normal	Cuadrado	Normal
INV_POT	Normalidad	Normalidad	Simétrica	Mesocúrtica	Sí	Normal	–	–

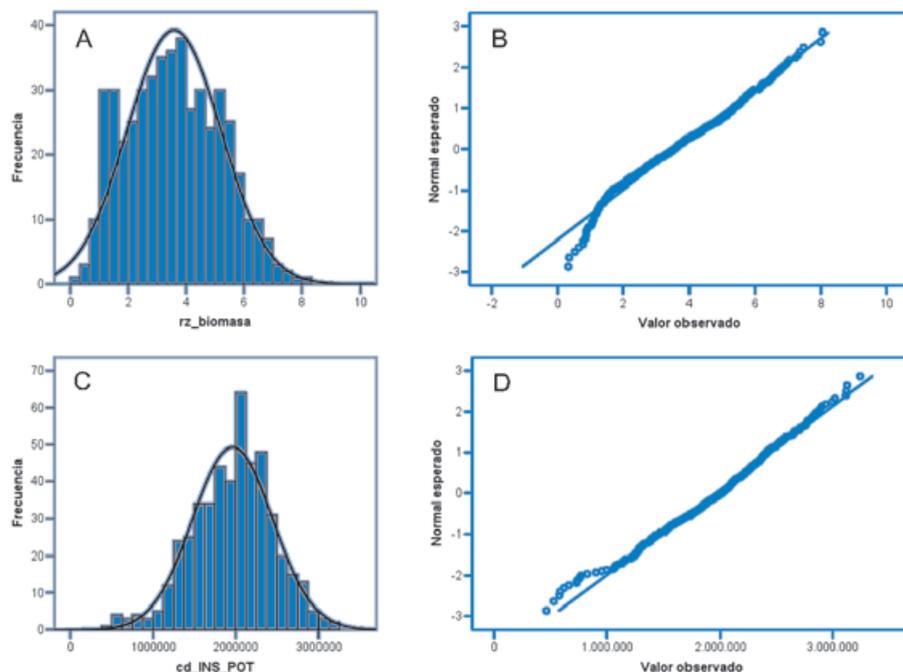
– Modelos de regresión múltiple del primer clúster

Las Tablas II.2.13 y II.2.14 recogen los resultados de las distintas pruebas individuales con un nivel de significación $p < 0,05$ aplicadas sobre la variable biomasa y sobre las variables que presentan correlaciones significativas con ella para ver si cumplen el supuesto subyacente de normalidad. En este sentido, las últimas columnas de la tabla indican si la variable cumple o no este supuesto, la transformación más adecuada para corregir este incumplimiento y si, finalmente, esta transformación permite solucionarlo.

Tal y como se observa en estas tablas, un total de 7 variables radiométricas (CP3, TC3, NDVI, SAVI, MSAVI, OSAVI y MSI) y una topográfica (INV_POT) cumplen el supuesto de normalidad, por lo que pueden ser incorporadas directamente en el modelo de regresión lineal múltiple. Junto a éstas, también se pueden agregar al modelo las transformaciones de las variables originales que dan lugar a variables normalmente distribuidas, incluyéndose dentro de este grupo el cuadrado de INS_POT y, sobre todo, la raíz cuadrada de la variable biomasa residual, ya que, a pesar de no superar el test K-S, ambas tienen una distribución muy cercana a la de una curva normal (Figura II.2.16).

FIGURA II.2.16

Histogramas y gráficos de distribución normal de las variables transformadas de la biomasa residual forestal (*rz_biomasa*) (A y B) y de la insolación potencial (*cd_INS_POT*) (C y D)



Por último, reseñar que las variables Elevación y VER_POT_HORAS quedan fuera del modelo, ya que ninguna de las operaciones aplicadas consigue una distribución semejante a la normal.

Para comprobar el cumplimiento de los supuestos de homocedasticidad y linealidad se generaron gráficos de dispersión individuales entre la variable transformada de la biomasa residual (*rz_biomasa*) y las variables independientes originales o transformadas que habían superado el análisis previo de la normalidad individual. Estos gráficos mostraron que ninguno de los pares examinados incumplía estos dos supuestos, por lo que todas las variables independientes pueden ser tenidas en cuenta a la hora de ajustar el modelo de regresión. Sin embargo, estos gráficos sí que dejaron claro que las variables topográficas que han pasado el corte del supuesto de normalidad no iban a ser seleccionadas en los modelos de regresión, ya que en sus gráficos no se observa ninguna relación clara.

Como se ha indicado anteriormente, para calcular los modelos de las cinco muestras del 80% de las parcelas reservadas a tal efecto se utilizó el método de pasos sucesivos. Este método dio lugar a 2 modelos univariantes y a 3 bivariantes o múltiples, siendo todos ellos significativos ($p < 0,05$). Los modelos univariantes seleccionaron las variables transformadas de

MID57 (ln_MID57) y de TM7 (ln_TM7), mientras que los múltiples quedaron conformados por la combinación de la variable ln_MID57 (seleccionada en el primer paso) con la variable original MSI y con las transformadas de TM1 (rz_TM1) y de GESAVI (ln_GESAVI) (seleccionadas en el segundo paso), respectivamente.

Sin embargo, los estadísticos de diagnóstico de colinealidad en los modelos múltiples indicaron que todos ellos incumplían este supuesto, por lo que no eran robustos desde el punto de vista estadístico. Así, aunque los valores de tolerancia y de *FIV* se situaban en umbrales aceptables, el valor obtenido en sus respectivos índices de condición en alguna de sus dimensiones (superior a 30) delataba un serio problema de colinealidad (Pardo y Ruiz, 2005). Este extremo fue confirmado mediante el análisis de correlación entre ln_MID57 y la variable seleccionada junto a ésta en cada modelo, obteniéndose valores superiores a 0,730 en todos los casos. Así pues, aunque estos tres modelos eran significativos, fueron descartados por no cumplir el supuesto básico de no-colinealidad. De esta manera, en estas 3 muestras, el mejor modelo resultó ser el univariante definido a partir de la variable ln_MID57 (la seleccionada en primer lugar), por lo que 4 de los 5 modelos finalmente obtenidos utilizan esta variable como la mejor para predecir la cantidad de biomasa residual del área de estudio (Tabla II.2.15).

■ TABLA II.2.15

Modelos de regresión múltiple calculados para el clúster 1: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, variable seleccionada, coeficiente de determinación ajustado, error estándar y coeficientes de regresión

Modelo-Muestra	Variable	R^2_a	S_e	β_0	β_1
N ₁	ln_MID57	0,250	1,423	12,684	-2,691
N ₂	ln_MID57	0,242	1,423	12,882	-2,763
N ₃	ln_MID57	0,258	1,335	12,539	-2,665
N ₄	ln_MID57	0,253	1,392	12,764	-2,737
N ₅	ln_TM7	0,261	1,405	9,027	-2,268

Dos hechos sobresalen de la lectura de los modelos recogidos en la Tabla II.2.15: (i) la estabilidad de los coeficientes de regresión de los modelos ajustados con la variable ln_MID57, lo que indica la robustez de estos modelos para estimar la biomasa residual, y (ii) la baja capacidad predictiva de todos los modelos ajustados, que supera ligeramente la alcanzada en los modelos curvilineales univariantes obtenidos con estas mismas variables en el anterior apartado, que, recordemos, eran las mejores para estimar biomasa residual.

Debido a este escaso poder de predicción, no se utilizó la muestra de validación para calcular el error de estimación de cada uno de ellos, ya que los errores que se iban a obtener iban a ser altos. Del mismo modo, al igual que en anteriores apartados, donde se han obtenido resultados similares, tampoco se elaboró ninguna cartografía de estimación de la biomasa residual de la provincia de Teruel.

Así pues, este último análisis de regresión hecho con todas las parcelas que componen la muestra confirma que las variables relacionadas con el contenido de humedad de la vege-

tación son las más útiles para estimar biomasa residual forestal, dando lugar a modelos de estimación altamente significativos ($p < 0,01$). Sin embargo, los coeficientes de determinación obtenidos indican que no es posible la edición de modelos operativos de estimación, ya que solamente el 25-26% de la varianza de la variable biomasa residual queda explicada mediante el concurso de estos modelos.

Por último, señalar que la alta auto-correlación existente entre las variables independientes que presentan correlación con la biomasa residual (hecho ya observado cuando este grupo de parcelas fue utilizado para ajustar un modelo de regresión logística), impide el ajuste de modelos de regresión compuestos por varias variables, lo que sin duda aumentaría la capacidad predictiva de los mismos.

— Modelos de regresión múltiple del segundo clúster

Nuevamente es necesario transformar la variable biomasa residual y un gran número de las variables correlacionadas con ella para conseguir respetar el supuesto de normalidad univariante. Las transformaciones aplicadas en cada variable en este segundo clúster son prácticamente las mismas que en el primero. Este hecho indica la objetividad del método utilizado para delimitar grupos de parcelas en función de su homogeneidad radiométrica, ya que no afecta a la forma de la distribución estadística de las variables independientes y, sobre todo, de la dependiente.

Las transformaciones aplicadas permiten cumplir los supuestos de homocedasticidad y linealidad en las relaciones individuales entre biomasa residual y cada una de las variables dependientes consideradas. De esta forma, todas las variables son introducidas en los modelos de regresión por pasos que se llevan a cabo con las cinco muestras del 80% de las parcelas seleccionadas al azar.

La utilización de estas cinco muestras da lugar a modelos compuestos por dos variables en los que todas ellas, incluida la constante, son significativas a nivel de 0,05. En todos ellos se selecciona en primer lugar una variable relacionada con el contenido de humedad de la vegetación, que es la que explica la mayor parte de la variación de la variable dependiente, aumentando la segunda ligeramente la proporción de varianza explicada (Tabla II.2.16).

■ TABLA II.2.16

Modelos de regresión múltiple calculados para el clúster 2: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, coeficiente de determinación ajustado, error estándar, índice de condición superior obtenido en las dimensiones en las que se descompone el modelo, variables seleccionadas y coeficientes y significación estadística de esas variables

Modelo-Muestra	R^2_a	S_e	Índice de condición superior	Variables	β	Sig.
N ₁	0,446	1,241	21,205	cd_MSI	-1,507	0,000
				inv_CP1	74,121	0,000
				Constante	2,199	0,027
N ₂	0,529	1,128	22,817	cd_MSI	-1,948	0,000
				inv_CP1	63,217	0,000
				Constante	3,133	0,002
N ₃	0,513	1,145	43,658	ln_MID57	-2,306	0,000
				rz_TM1	-1,496	0,005
				Constante	14,368	0,000
N ₄	0,465	1,183	29,362	ln_TM7	-2,083	0,000
				rz_TM1	-1,159	0,033
				Constante	10,825	0,000
N ₅	0,479	1,158	43,798	ln_MID57	-2,068	0,000
				cd_MSI	-1,396	0,004
				Constante	11,696	0,000

Sin embargo, al igual que ocurría en el anterior clúster, todos estos modelos se encuentran afectados, en mayor o menor grado, por problemas de colinealidad, tal y como indican sus respectivos índices de condición recogidos en la Tabla II.2.16, ya que en todos ellos se supera el valor de 15. En este sentido, los modelos de la muestra N₃ y N₅ no pueden ser considerados como válidos, dado que se sobrepasa con creces el límite establecido por este índice a partir del cual se considera que los problemas de colinealidad son graves (valor 30) (Pardo y Ruiz, 2005). De esta manera, los modelos ajustados con las muestras N₃ y N₅ quedan reducidos a una sola variable dependiente, la variable ln_MID57 (Tabla II.2.17).

■ TABLA II.2.17

Modelos de regresión calculados para las muestras N₃ y N₅ del clúster 2 al eliminar la variable introducida en el segundo paso: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, variable seleccionada, coeficiente de determinación ajustado, error estándar y coeficientes de regresión

Modelo-Muestra	Variable	R^2_a	S_e	β_0	β_1
N ₃	ln_MID57	0,492	1,170	15,769	-3,657
N ₅	ln_MID57	0,455	1,184	14,855	-3,401

Los análisis efectuados sobre los residuos de los modelos admitidos de la Tabla II.2.16 y de la Tabla II.2.17 mostraron la validez de los mismos, ya que la distribución de éstos se adecuaba a la esperada en caso de cumplimiento de los supuestos básicos del análisis de regresión múltiple. No obstante, en los modelos ajustados con las muestras N₁, N₂ y N₄ el análisis de sus residuos dejó entrever rasgos relacionados con el incumplimiento del supuesto de no-colinealidad, aunque no son suficientes para invalidar estos modelos.

Así pues, los resultados obtenidos en este clúster indican una vez más que las variables radiométricas relacionadas con el contenido de humedad vuelven a ser las más útiles para predecir la cantidad de biomasa residual forestal del área de estudio. Por otro lado, destaca el hecho de que la alta auto-correlación existente entre las variables radiométricas utilizadas como variables explicativas impide el ajuste de modelos de regresión múltiple de más de dos términos, pudiendo estar estos últimos afectados por problemas de colinealidad que, en algunos casos, los invalidan en términos estadísticos. Por último, destacar que los modelos bivariantes ajustados sin problemas graves de colinealidad apenas superan la capacidad predictiva de los modelos univariantes obtenidos, lo que indica la poca importancia que tiene para los modelos la variable seleccionada en el segundo paso del método de regresión. Esto se debe, una vez más, a la alta auto-correlación existente entre las dos variables seleccionadas en cada uno de estos modelos que, aunque se sitúa en un nivel aceptable en términos de colinealidad, hace que ambas expliquen básicamente la misma parte de la variable dependiente, con lo que gran parte de la varianza que no había sido explicada por la primera de las variables seleccionadas vuelve a quedar otra vez sin ser explicada por la segunda variable (Hair *et al.*, 1999).

A pesar de ello, los coeficientes de determinación alcanzados por los modelos de regresión lineal ajustados en este apartado, tanto los de los modelos simples como los de los múltiples, superan a los obtenidos anteriormente para este segundo clúster de homogeneidad mediante modelos univariantes. Este hecho cabe atribuirlo a dos factores: en primer lugar, a la aplicación de transformaciones, lo que ha hecho que mejoren las relaciones entre la variable dependiente y las independientes al lograr que la varianza de estas últimas se acomode mejor a lo largo del rango de la variable dependiente, y, en segundo lugar, a que las tres parcelas detectadas anteriormente con comportamiento atípico, no han formado parte de la muestra de calibración de los modelos.

Aun así, los modelos obtenidos no se consideran satisfactorios en términos operativos, ya que solamente uno de ellos, el ajustado con la muestra N₂, logra explicar algo más del 50% de la varianza de la biomasa residual del área de estudio. Otro hecho negativo es

que el modelo que logra alcanzar este porcentaje de explicación puede estar afectado por problemas de colinealidad y que sólo se repite una vez más en el resto de las 4 muestras empleadas, siendo su capacidad de predicción en este caso sensiblemente inferior (6% menos). Así pues, este modelo conformado por las variables MSI y CP1 puede considerarse como no robusto, ya que es muy dependiente de las parcelas que han sido consideradas para la calibración.

Dado que ninguno de estos modelos es utilizado para la elaboración de cartografía de la biomasa del área de estudio, no fue necesario calcular los errores de estimación de los mismos mediante las muestras de parcelas reservadas para ello.

— Modelos de regresión múltiple del tercer clúster

Al igual que con los dos anteriores clústeres, se aplican pruebas de normalidad a cada una de las variables que pueden formar parte de los modelos de regresión lineal múltiple y se aplican las transformaciones que permiten el cumplimiento de este supuesto fundamental del análisis multivariante en caso de violación.

Un hecho a destacar es que, en esta ocasión, a diferencia de lo ocurrido en los dos anteriores clústeres, la aplicación de la transformación raíz cuadrada sí consigue la normalidad de la variable dependiente biomasa residual, lo que en principio redundará en la mejora de la capacidad predictiva de los modelos de regresión. Por otro lado, señalar que las variables que cumplen el supuesto de normalidad sin necesidad de ser transformadas son prácticamente las mismas que en los casos anteriores, repitiéndose también, casi de forma idéntica, el tipo de transformación aplicada en las variables que no cumplen este supuesto.

La edición de gráficos de dispersión individuales entre la variable transformada de la biomasa (rz_{biomasa}) y cada una de las variables dependientes normales o normalizadas para evaluar el respeto de los supuestos de heterocedasticidad y linealidad permitió detectar el incumplimiento de este último supuesto en el caso de la variable inv_TC1 , por lo que fue la única que no tenida en cuenta en los cinco modelos de regresión por pasos que se calculan en este clúster.

La Tabla II.2.18 recoge los modelos obtenidos en cada una de las cinco muestras del 80% de las parcelas en los que las variables que los componen resultaron significativas ($p < 0,05$). Como se observa en la tabla, dos de los modelos quedan compuestos por una sola variable, mientras que tres quedan conformados por la participación de dos variables. Sin embargo, dos de estos últimos incumplen el supuesto de no-colinealidad de forma clara (N_1 y N_5), quedando el tercero (N_4) situado justo en el umbral definido para ser considerado como válido o no teniendo en cuenta este supuesto, por lo que fácilmente este modelo también aparecerá afectado por este problema.

La presencia de colinealidad en estos tres modelos es lógica. En los modelos N_1 y N_5 la violación del supuesto de no-colinealidad viene dada porque la banda TM5 está contenida en los dos términos que componen la ecuación de estos dos modelos (recordemos que los índices MID57 y MSI son el resultado de la combinación lineal de TM5 con TM7 y TM4, respectivamente). Por su parte, el problema de colinealidad del modelo N_4 viene dado porque los dos índices utilizados están relacionados de forma indirecta con el mismo tipo de información: el contenido de humedad de la vegetación. De esta manera, ambos están explicando la misma parte de la varianza de la variable dependiente, por lo que están altamente correlacionadas.

■ TABLA II.2.18

Modelos de regresión múltiple calculados para el clúster 3: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, coeficiente de determinación ajustado, error estándar, índice de condición superior obtenido en las dimensiones en las que se descompone el modelo, variables seleccionadas y coeficientes y significación estadística de esas variables

Modelo-Muestra	R^2_a	S_e	Índice de condición superior	Variables	β	Sig.
N ₁	0,730	0,853	49,153	ln_MID57	-3,133	0,000
				MSI	-2,665	0,038
				Constante	16,414	0,000
N ₂	0,713	0,853	21,229	ln_TM5	-5,073	0,000
				Constante	17,933	0,000
N ₃	0,750	,837	19,722	ln_TM5	-5,053	0,000
				Constante	17,900	0,000
N ₄	0,760	0,829	29,724	ln_TM7	-2,452	0,001
				MSI	-3,281	0,023
				Constante	12,365	0,000
N ₅	0,767	0,837	43,796	ln_TM5	-3,629	0,000
				MSI	-2,504	0,037
				Constante	16,203	0,000

En consecuencia, los modelos afectados por este problema quedan reducidos a una sola variable dependiente, la seleccionada en primer lugar en el método de pasos sucesivos (Tabla II.2.19). El análisis de los residuos de estos modelos garantizó el cumplimiento de todos los supuestos del análisis multivariante.

■ TABLA II.2.19

Modelos de regresión calculados para las muestras N₁, N₄ y N₅ del clúster 3 al eliminar la variable introducida en el segundo paso: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, variable seleccionada, coeficiente de determinación ajustado, error estándar y coeficientes de regresión

Modelo-Muestra	Variable	R^2_a	S_e	β_0	β_1
N ₁	ln_MID57	0,711	0,883	18,879	-4,663
N ₄	ln_TM7	0,735	0,870	12,603	-3,906
N ₅	ln_TM5	0,750	0,866	18,253	-5,204

A la vista de los resultados obtenidos, dos circunstancias vuelven a repetirse con respecto a lo observado en los dos anteriores clústeres en este mismo apartado dedicado al ajuste de modelos de regresión múltiple: (i) las variables radiométricas relacionadas con el contenido de humedad son las más útiles para predecir la cantidad de biomasa residual del área de estudio

y (ii) la alta correlación existente entre estas variables y el resto de variables independientes impide el ajuste de modelos múltiples para la estimación de esta variable biofísica.

Centrándonos en la capacidad predictiva de los modelos obtenidos, los coeficientes de determinación alcanzados, todos ellos por encima de 0,710, indican su utilidad para estimar la biomasa residual del área de estudio desde un punto de vista operativo. Dado que la banda TM5 es la que ha sido seleccionada en un mayor número de modelos (3 de los 5) y a que éstos son los que mayor R^2_a alcanzan, todo parece indicar que los modelos que utilizan esta banda son los más adecuados para estimar la biomasa residual. Aun así, se calcularon los $RMSE$ y los $RMSE_r$ de todos los modelos (expresados en tons/ha y en porcentajes, respectivamente) para corroborar esta afirmación (Tabla II.2.20).

■ TABLA II.2.20

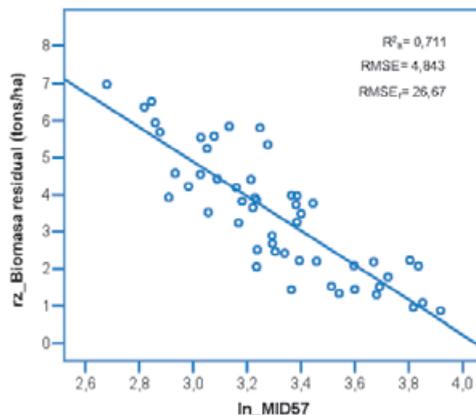
RMSE y $RMSE_r$ de los modelos de regresión lineal múltiple calculados para el clúster 3

Modelo-Muestra	Variable	R^2_a	RMSE	$RMSE_r$
N ₁	ln_MID57	0,711	4,843	26,67
N ₂	ln_TM5	0,713	4,591	43,38
N ₃	ln_TM5	0,750	4,767	51,91
N ₄	ln_TM7	0,735	6,144	42,92
N ₅	ln_TM5	0,750	4,792	34,93

Los resultados obtenidos en el $RMSE_r$ muestran cómo, en contra de lo esperado, el modelo ajustado con la variable MID57 se erige en el más adecuado para la estimación de la biomasa residual de la provincia de Teruel, ya que solamente presenta un error del 26,67% (Figura II.2.17). Los modelos que utilizan TM5 presentan un error relativo mucho más variable (entre 34,93% y 51,91%), siendo intermedio el obtenido con el modelo que emplea la variable TM7.

■ FIGURA II.2.17

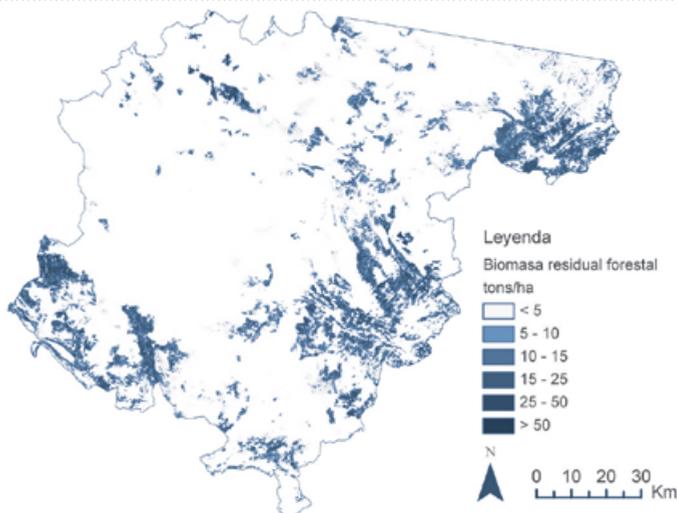
Gráfico de dispersión del modelo N₁ de la Tabla II.2.20



En definitiva, el modelo obtenido con la variable MID57 es el que mejor relación presenta entre el coeficiente de determinación alcanzado y el error de estimación obtenido, por lo que es el utilizado para la edición de la cartografía de la biomasa residual que cierra este apartado (Figura II.2.18).

FIGURA II.2.18

Cartografía de biomasa residual forestal obtenida mediante regresión lineal usando las parcelas del tercer clúster derivadas de la utilización del método de extracción de ventanas 3x3 y el CV



— Modelos de regresión múltiple del cuarto clúster

El escaso número de parcelas que componen el clúster (35) favoreció el hecho de que algunas variables superaran ligeramente el test de normalidad de S-W sin que las pruebas gráficas del histograma y del gráfico de normalidad se ajustaran a la situación típica de normalidad. En estos casos, las variables fueron transformadas para lograr mejores valores en los test estadísticos y gráficos, asegurándose así el cumplimiento del supuesto.

Al igual que en los anteriores subapartados, el cumplimiento de los supuestos de heterocedasticidad y linealidad de las relaciones entre la variable dependiente ($rz_biomasa$) y cada una de las independientes que superaron la primera fase de análisis fue verificado mediante el uso de gráficos de dispersión individuales que combinaban estos dos tipos de variables, no detectándose en ningún caso situaciones de incumplimiento.

Solamente uno de los modelos ajustados por el método de selección por pasos sucesivos con las cinco muestras del 70% de las parcelas seleccionadas al azar dio lugar a una ecuación compuesta por dos variables independientes en la que ambas eran significativas a nivel de 0,05. Sin embargo, tanto los índices de tolerancia y FIV como los de condición señalaron que este modelo incumplía de una manera muy clara el supuesto de no-colinealidad, por lo que fue

directamente desechado y remplazado por el calculado con esa muestra en el primer paso. De esta manera, tal y como se observa en la Tabla II.2.21, los cinco modelos ajustados en este cuarto clúster quedaron nuevamente caracterizados por la utilización de una única variable relacionada con el contenido de humedad de la vegetación, siendo la variable transformada de TM7 (ln_TM7) la más recurrente en esta ocasión (aparece en tres de los cinco modelos).

Tal y como se esperaba, a tenor de los resultados obtenidos previamente con este grupo de parcelas mediante la utilización de regresiones logísticas y simples, la capacidad predictiva de los modelos obtenidos en este apartado es muy alta, explicando 4 de ellos más del 82% de la varianza de la variable dependiente. Este hecho es particularmente satisfactorio teniendo en cuenta la influencia que en un grupo tan pequeño de parcelas puede introducir la división aleatoria de la muestra.

■ TABLA II.2.21

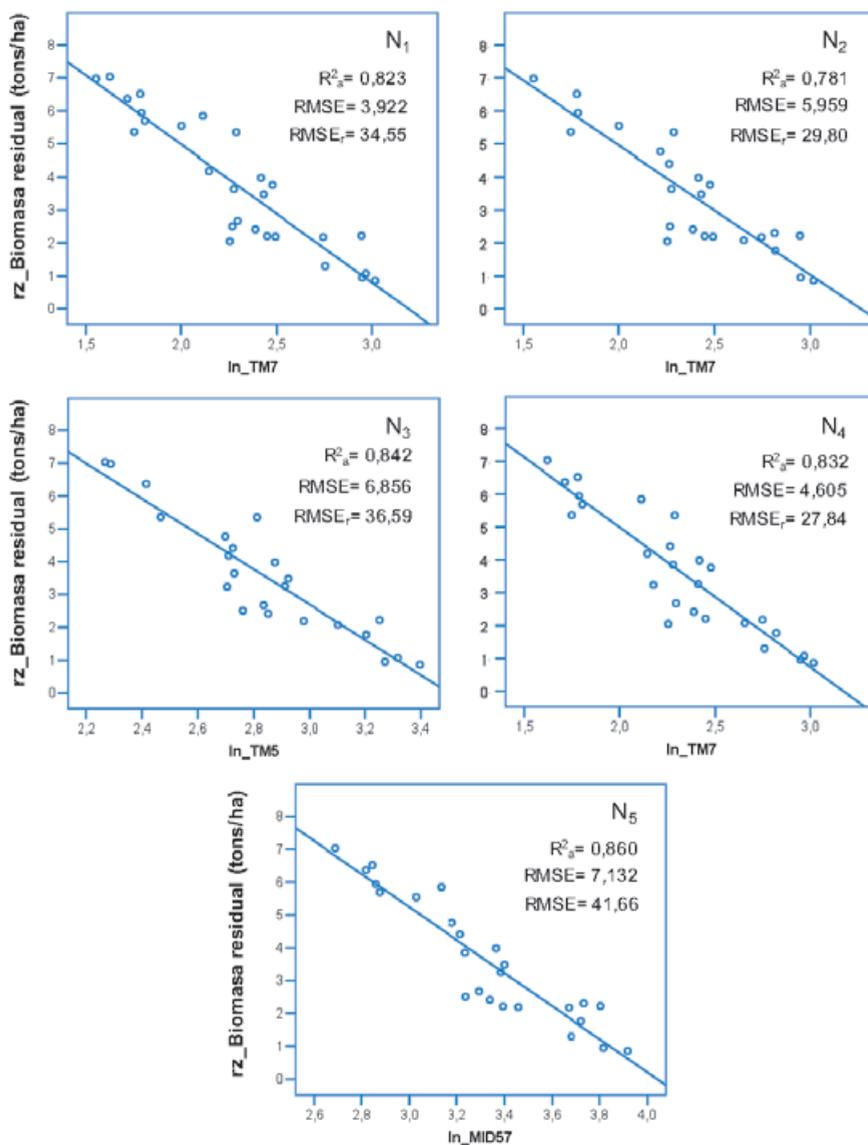
Modelos de regresión múltiple calculados para el clúster 4: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, variable seleccionada, coeficiente de determinación ajustado, error estándar y coeficientes de regresión

Modelo-Muestra	Variable	R_a^2	S_e	β_0	β_1
N ₁	ln_TM7	0,823	0,839	13,360	-4,188
N ₂	ln_TM7	0,781	0,827	12,814	-3,927
N ₃	ln_TM5	0,842	0,726	18,803	-5,369
N ₄	ln_TM7	0,832	0,782	13,516	-4,260
N ₅	ln_MID57	0,860	0,705	20,340	-5,033

Respecto a la validez de estos modelos, el estudio de los residuales de cada uno de ellos permite afirmar que todos cumplen los supuestos del análisis de regresión sin problemas, ya que globalmente se ajustan a los patrones esperados.

FIGURA II.2.19

Gráficos de dispersión de los cinco modelos de la Tabla II.2.21



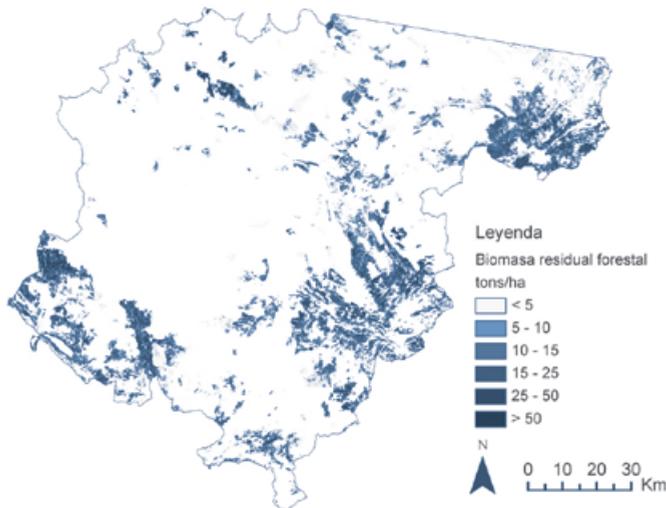
A pesar de esta circunstancia, es de destacar el hecho positivo de que estos cinco modelos se basen en la utilización de las bandas que, a lo largo de este apartado, se han mostrado como las más útiles para estimar la biomasa residual del área de estudio, independientemente del grado de heterogeneidad de la muestra utilizada, lo que avala la utilidad de las mismas. Así pues, a pesar de que estos modelos puedan estar sobre-ajustados a la

muestra, no cabe duda de que responden a la existencia de una relación biofísica estable entre la variable estudiada y la respuesta espectral registrada por el sensor.

Para crear la cartografía de la biomasa residual del área de estudio, los modelos que utilizan la banda TM7 parecen los más adecuados, ya que son los que más se repiten y los que mejor relación presentan entre el coeficiente de determinación alcanzado y el error obtenido. Dentro de estos, se selecciona el ajustado a partir de la muestra N_4 dado que es el que presenta un $RMSE_r$ menor.

FIGURA II.2.20

Cartografía de biomasa residual forestal obtenida mediante regresión lineal usando las parcelas del cuarto clúster derivadas de la utilización del método de extracción de ventanas 3x3 y el CV



II.2.1.4. CONCLUSIONES

La utilización de ventanas fijas de tamaño 3x3 píxeles y del CV de Pearson se han mostrado como técnicas útiles para conocer la influencia que la heterogeneidad espacial de los bosques mediterráneos tiene en el ajuste de modelos de estimación de biomasa residual forestal mediante el uso de imágenes ópticas de resolución media y otras variables auxiliares.

La información obtenida mediante estos dos métodos ha dado la oportunidad de considerar distintos grupos de parcelas del IFN-2 sobre las que se tiene información de biomasa residual en función de su heterogeneidad espacial-radiométrica. Los resultados obtenidos en estos grupos mediante la utilización de los diferentes métodos de regresión aquí considerados permiten llegar a las siguientes conclusiones parciales que dirigen los siguientes apartados del trabajo:

I. La heterogeneidad de los bosques mediterráneos es un factor de primera magnitud a la hora de obtener modelos estimativos precisos y operativos.

Los coeficientes de correlación obtenidos al relacionar la biomasa residual con las variables radiométricas en cada uno de los 10 grupos de parcelas delimitados en función de su heterogeneidad espacial-radiométrica han mostrado cómo las correlaciones entre ambas variables son más altas a medida que la homogeneidad es mayor.

Esta situación tiene su reflejo en los resultados obtenidos en los distintos métodos de regresión ajustados en los cuatro grupos seleccionados como representantes de distintos niveles de heterogeneidad, los denominados a lo largo de este trabajo como clúster 1 (exponente de la máxima heterogeneidad, ya que incluye toda la muestra disponible), clúster 2 (heterogeneidad intermedia resultante de la eliminación de las parcelas más problemáticas), clúster 3 (parcelas con un alto grado de homogeneidad) y clúster 4 (máximo exponente de homogeneidad de la muestra).

Se ha mostrado la imposibilidad de ajustar modelos de regresión que permitan conocer de una forma precisa la cantidad exacta de biomasa residual en los dos primeros clústeres. Sin embargo, el análisis de regresión logística sí se ha mostrado como una técnica adecuada para cartografiar zonas con alta y baja probabilidad de biomasa residual forestal a pesar de la alta heterogeneidad radiométrica de la muestra. Así pues, la regresión logística se erige en una herramienta útil para obtener una primera valoración acerca de la existencia de este recurso forestal en ambientes forestales de carácter heterogéneo a partir de la consideración de variables continuas y categóricas sencillas de obtener a partir del uso de técnicas de teledetección y SIG.

Por su parte, la utilización de los clústeres 3 y 4 ha mostrado que es posible establecer modelos estimativos precisos en ambientes forestales caracterizados por una alta homogeneidad espacial. Sin embargo, como se discutirá más adelante, el hecho de que estos dos grupos estén compuestos por un escaso número de parcelas en comparación con la muestra total de la que se dispone (65 y 35 parcelas, después de la eliminación de las atípicas) puede hacer que estos modelos estén sobre-ajustados y que no sean representativos para todo el territorio considerado en este trabajo.

II. Entre las variables independientes consideradas, las radiométricas derivadas de la imagen Landsat son las más útiles para estimar la biomasa residual forestal del área de estudio.

La aportación de variables topográficas derivadas del MDE para estimar biomasa residual forestal es nula, ya que únicamente unas pocas variables (principalmente Elevación, VER_POT_HORAS e INV_POT) presentan correlaciones significativas en los tres grupos con mayor número de parcelas, desapareciendo la significación cuando sólo se consideran las parcelas más homogéneas. Estas correlaciones significativas son muy débiles, no logrando explicar ni el 0,5% de la varianza de la variable dependiente, por lo que esta relación puede ser achacada al factor azar.

Por el contrario, una de las dos variables forestales derivadas del MFA, COD_MADUREZ, sí que se muestra útil para estimar la biomasa residual del área de estudio. Esta información,

reclasificada como variable binaria, forma parte de los modelos multivariantes de regresión logística obtenidos para los clústeres 1 y 2, teniendo un peso importante en ambos. Así pues, aunque la utilidad de esta información en la obtención de modelos es limitada, por cuanto su naturaleza categórica sólo le permite formar parte de los modelos de regresión logística, su papel es importante, ya que estos modelos se han revelado como los únicos factibles para obtener una aproximación a la cantidad de biomasa existente en bosques caracterizados por una gran heterogeneidad.

Así, en consonancia con la hipótesis de partida de este trabajo, los resultados obtenidos han mostrado como las variables radiométricas derivadas de la imagen Landsat son las más útiles, entre todas las consideradas, para estimar la biomasa residual forestal del área de estudio, ya que todos los modelos a partir de los cuales se ha podido obtener cartografía emplean una de estas variables como principal o como única. Dentro de estas variables, los análisis realizados permiten afirmar que las relacionadas con el contenido de la humedad de la vegetación son las más útiles para cumplir con el objetivo de esta tesis.

Este hecho se ve confirmado en todos los análisis de regresión llevados a cabo en los cuatro clústeres, los cuales siempre dan como mejor resultado modelos basados en el uso de alguna de estas variables. A este respecto, señalar que la identificación de una variable radiométrica relacionada con la humedad como una de las mejores predictoras coincide con las aportaciones de algunos trabajos que han abordado la estimación de biomasa (Steininger, 2000; Foody *et al.*, 2001; Lu *et al.*, 2004; Lu, 2005; Lu y Batistella, 2005).

El diferente rango dinámico de las bandas originales proporcionadas por el sensor TM a las variaciones de biomasa residual forestal puede explicar porqué las variables espectrales relacionadas con la humedad son más adecuadas que el resto de las variables radiométricas consideradas en este trabajo. En relación con esto, las dos bandas originales que registran información en el infrarrojo medio (TM5 y TM7) presentan un mayor rango dinámico que las tres bandas que registran información en la región del visible (TM1, TM2 y TM3). Con respecto a TM4, independientemente de su rango dinámico, se ha mostrado cómo esta banda es la que presenta menor grado de correlación con la biomasa, pudiéndose explicar esta circunstancia por los motivos anteriormente señalados.

En este sentido, los resultados obtenidos con los neocanales considerados están también relacionados con este rango dinámico de las bandas originales TM con las variaciones de biomasa residual forestal. Por lo tanto, los neocanales que tienen mayores cargas en su formación de las bandas TM5 y TM7 son también los mejor correlacionados con la biomasa. Por otra parte, diferentes trabajos han mostrado que los índices de vegetación como el NDVI tienden a saturarse tempranamente a altas densidades de vegetación (Gitelson, 2004; Mutanga y Skidmore, 2004). Como resultado, TC3, MSI y MID57 son las tres transformaciones correlacionadas con la biomasa residual.

Por último, resaltar que aunque criterios basados en un mayor coeficiente de determinación, un menor error de la estimación y una mayor amplitud del rango efectivo de la variable independiente han determinado la elección entre TM5, TM7 y MID57 en los modelos univariantes ajustados en los clústeres 3 y 4, cualquiera de los otros dos índices no seleccionados hubiera dado lugar a un modelo similar e igualmente válido para obtener cartografía de biomasa residual del área de estudio. Esta afirmación se ve confirmada en los análisis de regresión multivariante posteriores llevados a cabo en estos clústeres, ya que la división aleatoria de la muestra en 5 grupos diferentes indica cómo, aunque siempre una de las tres

bandas es al final más veces seleccionada, las otras son también válidas en otras subdivisiones, alcanzando similares resultados.

III. La relación entre la biomasa residual forestal y las variables radiométricas derivadas de la imagen Landsat es predominantemente de carácter curvilíneo.

A lo largo del apartado dedicado al análisis de regresión simple, los gráficos de dispersión ajustados en los diferentes clústeres entre la variable biomasa residual y las variables radiométricas han mostrado cómo las relaciones entre estos dos tipos de variables son mayoritariamente no lineales, constituyéndose como excepción los índices de vegetación NDVI, los de la familia SAVI, el MSI y el GI.

Esta circunstancia indica que la mayoría de variables radiométricas consideradas presenta un punto de saturación a partir del cual son incapaces de predecir cantidades de biomasa residual mayores, situación ya observada en otros trabajos que intentan estimar *AGB* a nivel regional mediante el concurso de satélites ópticos, sobre todo en ambientes complejos (Lu, 2006; Anaya *et al.*, 2008). La excepción la constituyen las variables que presentan una relación lineal, si bien es necesario señalar que éstas también podrían tener un comportamiento curvilíneo si se utilizaran cantidades mayores de biomasa residual que las aquí consideradas. Así pues, con respecto a estas últimas variables, solamente podemos afirmar que su rango es efectivo sin saturación para la variación de biomasa presente en la muestra, pero que lo desconocemos para variaciones superiores.

IV. Las altas correlaciones existentes entre las variables radiométricas impiden el ajuste de modelos de estimación multivariantes.

El objetivo que se perseguía mediante la utilización de un gran número de variables radiométricas era encontrar una principal que pudiera explicar una gran proporción de esta variable biofísica, pudiendo ser el resto de varianza explicada mediante el uso de otra u otras variables.

Sin embargo, los análisis llevados a cabo en el apartado dedicado a la regresión logística mostraron que las auto-correlaciones entre las variables radiométricas que más relacionadas estaban con la biomasa residual eran muy altas, incrementándose a medida que la homogeneidad radiométrica de las parcelas era mayor. Así pues, en aras de asegurar la robustez de los modelos, esta situación desaconsejaba la consideración de todas las variables radiométricas para su ajuste. Este hecho fue solucionado seleccionando la variable más correlacionada con la biomasa residual.

Esta situación de alta auto-correlación también se manifestó de una forma clara en los intentos efectuados para ajustar modelos de regresión lineal múltiple. Este factor es el causante de que, dependiendo de la subdivisión utilizada, la variable radiométrica seleccionada en el método por pasos sucesivos sea una u otra, aunque siempre relacionada con el contenido de humedad de la vegetación, lo que hace que el modelo tenga una similar capacidad de predicción. Otro indicador de la alta correlación entre las independientes es que, cuando se logra ajustar una ecuación lineal compuesta por dos variables, alguno de los estadísticos utilizados para diagnosticar la colinealidad del modelo supera los umbrales máximos permitidos, por lo que son desechados.

En conclusión, la utilización de ventanas fijas de 3x3 se ha mostrado como una técnica de extracción de la información radiométrica útil para la obtención de modelos exploratorios que permiten conocer la probabilidad de existencia de una determinada cantidad de biomasa residual en boques mediterráneos caracterizados por una alta heterogeneidad espacial-radiométrica, mientras que modelos cuantitativos más precisos son sólo posibles si la muestra utilizada queda reducida a las parcelas más homogéneas. Estos resultados coinciden con lo apuntado por lo apuntado por Salvador y Pons (1998a), que señalan cómo trabajos que utilizan un gran número de parcelas (a pesar de centrarse en ambientes boreales más homogéneos) obtienen un bajo coeficiente de determinación, mientras que investigaciones que utilizan un número mucho menor de puntos dan lugar a ajustes mejores.

A este respecto, cabe señalar que la escasez de la muestra empleada para el ajuste de estos últimos (65 y 35 parcelas) puede hacer que estos modelos estén sobre-ajustados, siendo sólo válidos para ser utilizados en el área en el cual han sido calculados (Salvador y Pons, 1998a,b); es decir, que estos modelos sólo sean representativos para los bosques de pináceas de la provincia de Teruel y no extrapolables a otras áreas distintas. Desde un punto de vista mucho más estricto, el escaso número de parcelas empleado teniendo en cuenta el número inicial (13,49% y 7,26%, respectivamente) puede incluso poner en duda que estos modelos sean representativos de todos los bosques turolenses, ya que pueden no ser suficientes para caracterizar todos los ambientes en los que las especies consideradas se encuentran.

Así pues, resulta necesario indagar si otros métodos de extracción radiométrica empleados en la literatura científica para estimar parámetros forestales mediante imágenes de satélite resultan más adecuados y dan lugar a ajustes de regresión similares a los obtenidos en los dos clústeres representativos del máximo grado de homogeneidad, pero a partir de un mayor número de parcelas. La consideración de un mayor número de parcelas evitará la posibilidad de que los modelos obtenidos estén sobre-ajustados, aumentándose así la probabilidad de que sean más representativos de todos los bosques de pináceas de la provincia de Teruel y extrapolables a otras áreas de similares características.

La aplicación de los nuevos métodos de extracción en los siguientes apartados se hace teniendo en cuenta los resultados obtenidos en éste relativos a la influencia que la heterogeneidad espacial-radiométrica tiene en el ajuste de modelos estimativos precisos, la nula aportación que las variables topográficas o forestales tienen en éstos, el carácter no lineal de las relaciones entre la biomasa y las variables radiométricas que mejor explican esta relación y, por último, la alta correlación existente entre estas variables radiométricas.

II.2.2. Estimación de la biomasa residual forestal a partir de la información de las variables independientes obtenida mediante la utilización de áreas homogéneas

Aunque, como se ha indicado anteriormente, la utilización de ventanas fijas es la forma más sencilla y común de extracción de información radiométrica para la estimación de parámetros forestales, diversos autores señalan que esta forma de proceder puede dar lugar a imprecisiones en los resultados, que pueden ser evitadas mediante el uso de otras metodologías de extracción (Mäkelä y Pekkarinen, 2001; Pekkarinen, 2002; Mäkelä y Pekkarinen, 2004; Muukkonen y Heiskanen, 2005; Tuominen y Pekkarinen, 2005; Hall *et al.*, 2006).

La principal crítica vertida por estos autores es que, aunque el empleo de ventanas fijas mayores de un píxel sobre las parcelas de inventario reduce la posibilidad de introducir errores relacionados con la localización de los puntos en el campo y la georreferenciación de la imagen de satélite, al tiempo que también disminuye la influencia que la resolución espacial del sensor tiene en la estimación, ninguna de estas fuentes de error desaparece completamente con este método. Esta posibilidad de conservar errores en la localización aumenta cuando, tal y como ocurre en nuestro caso, el tamaño de la parcela es pequeño (Muukkonen y Heiskanen, 2005).

Además de este inconveniente, Mäkelä y Pekkarinen (2001) también señalan que esta forma de proceder hace que tras la información de la media se pierdan detalles específicos de algunas parcelas, con lo que los valores radiométricos extremos que las caracterizan no se incluyen en la relación parámetro forestal-información radiométrica. Junto a esto, Pekkarinen (2002) también apunta otro aspecto negativo de la utilización de ventanas fijas para la extracción de parámetros forestales: la posibilidad de que el *kernel* usado interseccione otras unidades con características radiométricas y forestales diferentes, lo que hace que los valores radiométricos extraídos no representen correctamente las características de la parcela. Esta última circunstancia se ha reducido al máximo en el anterior apartado utilizando la ventana fija de menor tamaño posible y, sobre todo, con el empleo del CV, que permitía la selección de parcelas con entornos radiométricos homogéneos, lo que garantizaba la no inclusión en los datos de otras realidades físicas y radiométricas. Sin embargo, como se ha mostrado con anterioridad, la combinación de estos dos métodos hacía que sólo un reducido número de parcelas cumpliera con el criterio de homogeneidad, lo que indica que, en la gran mayoría de las ocasiones, la ventana de 3x3 era representante de la mezcla de varias cubiertas, circunstancia ésta que impedía lograr buenos ajustes en las ecuaciones de estimación cuando eran consideradas. Por último, señalar que la utilización de información a nivel de parcela puede no ser representativa como unidad de análisis para toda la imagen, ya que no representan unidades homogéneas desde el punto de vista espectral (Mäkelä y Pekkarinen, 2004).

Una posible solución a estos problemas es utilizar como método de extracción unidades de mayor tamaño que las parcelas para las cuales se tienen datos de biomasa residual forestal. Estas unidades deben ser homogéneas desde el punto de vista de sus características forestales (Mäkelä y Pekkarinen, 2004; Muukkonen y Heiskanen, 2005) o espectrales (Mäkelä y Pekkarinen, 2001; Pekkarinen, 2002; Hall *et al.*, 2006).

Con respecto a la primera posibilidad, no existe para el área de estudio otra información de biomasa residual forestal distinta a la calculada en este trabajo, por lo que la creación de áreas homogéneas forestales de mayor tamaño que las parcelas circulares del IFN-2 tiene que ser a partir de éstas y de información auxiliar. En este sentido, la interpretación de fotografía aérea de alta resolución espacial se ha mostrado útil en tareas de inventario forestal tales como la individualización de distintos estratos, la estimación de volúmenes y la medición de distintas características forestales (Lu, 2006). En este contexto, las ortofotografías aéreas de resolución espacial de 1 metro, utilizadas para la georreferenciación de las imágenes Landsat y para la eliminación de las parcelas con un comportamiento atípico, pueden ser usadas para crear áreas homogéneas forestales de igual composición y estructura que las parcelas del inventario, pero de mayor tamaño.

La segunda posibilidad se basa en el hecho de que, en un escenario ideal, las técnicas de segmentación de las imágenes de satélite son adecuadas para la individualización de uni-

dades forestales homogéneas desde un punto de vista espectral y, por lo tanto, homogéneas también en cuanto a sus características forestales. De esta forma, las características espectrales de esa unidad forestal pueden ser extraídas directamente usando como referencia los límites que han sido definidos en el proceso de segmentación de la imagen, siendo utilizados estos datos para estimar la variable estudiada. Sin embargo, la variación interna de algunas de las características forestales dentro de las unidades delimitadas puede ser mayor a lo descrito por el método de la segmentación utilizado. Junto a esto, otro factor posible de error es que la información recogida en la parcela no tiene por qué ser representativa de toda la unidad delimitada (Pekkarinen, 2002). Debido a estas dos últimas circunstancias, cuando los datos de campo de la variable forestal han sido obtenidos a escala de parcela, además de con la información espectral ofrecida por el área producto de la segmentación, es necesario contar también con la del interior de esta parcela y de su vecindad más inmediata (Mäkelä y Pekkarinen, 2001; Pekkarinen, 2002).

En los dos siguientes apartados (II.2.2.1 y II.2.2.2) se ensaya si estas dos formas de extraer la información radiométrica mejoran los resultados de los modelos de regresión simple y lineal multivariante ajustados anteriormente en los dos clústeres que contenían las parcelas más homogéneas.

II.2.2.1. ESTIMACIÓN MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE ÁREAS FORESTALES HOMOGÉNEAS DELIMITADAS A PARTIR DE FOTOGRAFÍA AÉREA DE ALTA RESOLUCIÓN

II.2.2.1.1. Procedimiento de delimitación de las áreas forestales homogéneas y extracción de la información de las variables independientes continuas

Desde finales de la década de los 40, la interpretación de fotografías aéreas ha sido una técnica muy utilizada para la realización de tareas relacionadas con inventarios forestales. En este sentido, la fotointerpretación se ha mostrado como recurso adecuado para la medición de características forestales individuales, tales como la altura y el diámetro de la copa de un árbol, o de un bosque, como por ejemplo el espesor de copas o la delimitación de áreas homogéneas (Lu, 2006).

Un ejemplo de la utilidad de la fotografía aérea en la delimitación de áreas forestales homogéneas se da en Finlandia. En este país nórdico, la delimitación de las áreas forestales que sirven como unidad básica para la recolección de datos, el planeamiento de la gestión y la realización de operaciones forestales es efectuada mediante la interpretación visual de fotografías color-infrarrojo en soporte analógico o digital a escala 1:10.000-1:30.000 (Mäkelä y Pekkarinen, 2004). Las áreas forestales así delimitadas tienen que cumplir tres criterios: (i) ser homogéneas, (ii) ser adecuadas como unidad de práctica forestal y (iii) ser adecuadas para actualizar la información forestal de inventario (Muukkonen y Heiskanen, 2005). Los límites de estas unidades, trazados con el apoyo de la fotografía, son comprobados mediante trabajo de campo durante las tareas del inventario forestal y son corregidos sólo cuando se detectan errores. Los parámetros forestales dentro de estas áreas son evaluados mediante un inventario ocular a partir de características medias medidas en algunos puntos situados en su interior, utilizando como referencia las medidas sistemáticas tomadas en parcelas de inventario más pequeñas (Mäkelä y Pekkarinen, 2004). Estos datos de campo son los utilizados como variable dependiente en la estimación de biomasa y volúmenes de madera

mediante la utilización de imágenes Landsat (Ardö, 1992; Mäkelä y Pekkarinen, 2004) y ASTER (Muukkonen y Heiskanen, 2005).

Una de las ventajas del análisis visual de imágenes sobre el tratamiento digital es que el primero permite incorporar a la interpretación de la imagen criterios complejos (Chuvieco, 1996). Entre las pautas visuales manejadas en la interpretación de fotografía aérea (forma, tamaño, estructura, tono, textura, sombras, contexto, asociación y resolución, Lillesand y Kiefer, 2000), Tuominen y Pekkarinen (2005) destacan las características de estructura y textura como las más importantes. Estos autores indican la dificultad de encontrar un procedimiento automático que sea capaz de reconocer objetos basados en estas dos propiedades, por lo que el análisis visual resulta más adecuado para la interpretación de las características forestales y de su estructura.

Teniendo en cuenta lo recogido en estos párrafos, las ortofotografías aéreas de resolución espacial de 1 m del SIG *Oleícola Español* empleadas en anteriores tareas son susceptibles de ser utilizadas para extender las parcelas del IFN-2 a áreas homogéneas de mayor tamaño con similar composición y estructura forestal a partir de la interpretación visual. Se reduce así la posibilidad de cometer los errores anteriormente asociados a la utilización de ventanas fijas, a la vez que se utiliza una escala de extracción de información más acorde con el concepto de unidad forestal.

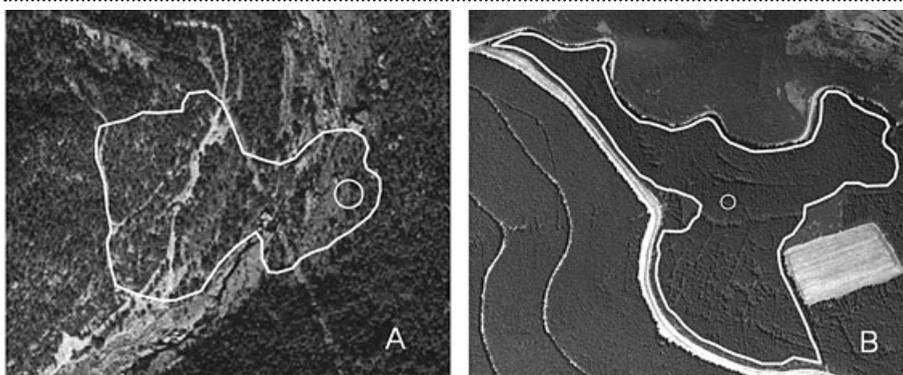
La creación de estas áreas homogéneas forestales se hizo a partir de herramientas de digitalización en pantalla incluidas en el *software* ArcGIS-ArcINFO, procediéndose de la siguiente manera:

- En primer lugar, la importación del mosaico de la provincia de Teruel creado con estas ortofotografías para la georreferenciación de las imágenes Landsat.
- Sobre este mosaico, se superpuso la cartografía de puntos que representa el centroide de las 482 parcelas del IFN-2 para las que se dispone de información de biomasa residual. A partir de estos puntos, teniendo en cuenta la información sobre el radio de cada una de las parcelas (5, 10, 15 ó 25 m), se editaron los *buffers* que representaban el área muestreada en las tareas de inventario.
- Se superpusieron las hojas del MFA de la provincia de Teruel. Esto se hizo para garantizar que la composición forestal de las nuevas áreas fuera idéntica a la del interior de las parcelas del Inventario.
- Con toda esta información se procedió a la creación de las nuevas áreas en función de lo observado dentro de las parcelas y atendiendo a las pautas visuales de interpretación de fotografía aérea anteriormente apuntadas, generándose un nuevo fichero de tipo vectorial. Cada una de las nuevas áreas de este fichero fue definida en una tabla alfanumérica asociada con los siguientes atributos: número de parcela, cantidad de biomasa forestal (tons/ha) y aptitud. Este último atributo, que varía entre 1 y 3, hace referencia a la calidad del área delimitada en términos de grado de similitud con lo observado dentro de la parcela: 1 indica baja calidad (muchas dudas en el establecimiento de los límites de la nueva área), 2 expresa calidad media (algunas dudas en el establecimiento de los límites) y 3 denota calidad alta (la digitalización de los nuevos límites resulta sencilla y, por lo tanto, no entraña dudas).
- Finalmente, una vez delimitadas todas las nuevas áreas, se realizaron dos procesos de revisión sobre las mismas. Cuando se descubrieron errores en los límites, éstos fueron modificados, cambiándose también el valor del atributo de aptitud.

Como resultado de este proceso se obtuvieron un total de 436 áreas forestales homogéneas, ya que en 46 casos fue imposible digitalizar un entorno homogéneo mayor al de las parcelas del inventario. Un total de 83 de estas nuevas áreas fueron clasificadas como de aptitud 1, 222 fueron catalogadas como de aptitud 2 y, finalmente, 131 como de aptitud 3. Teniendo en cuenta la gran heterogeneidad espacial que caracteriza a los bosques turolenses considerados en este trabajo, la valoración final de este método para la delimitación de unidades homogéneas forestales fue positiva. La Figura II.2.21 recoge un ejemplo de área homogénea de aptitud 1 y de aptitud 3.

FIGURA II.2.21

Áreas forestales homogéneas a partir de la fotointerpretación de las ortoimágenes de resolución de 1 m del SIG Oleícola Español: (A) área homogénea de aptitud 1; (B) área homogénea de aptitud 3



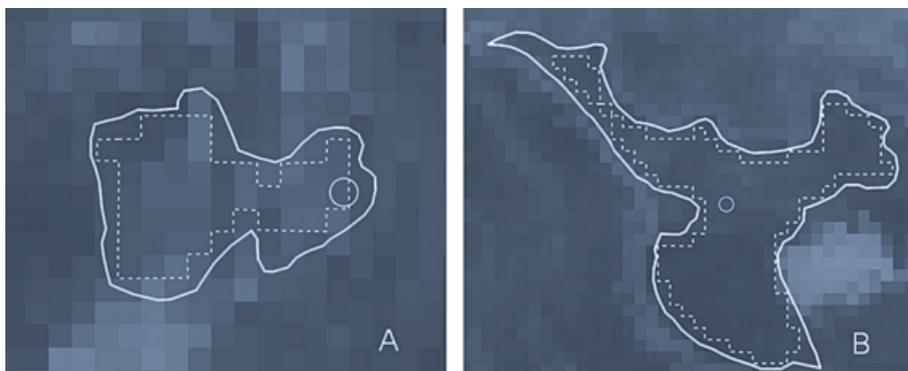
Para la extracción de la información radiométrica y topográfica continua contenida en estas áreas homogéneas¹⁸ se utilizó el mismo archivo multibanda que integraba todas estas variables, que había sido utilizado anteriormente en el método de la ventana fija de 3x3. Con objeto de evitar la influencia de los píxeles situados en los límites de estas nuevas áreas, cuya respuesta reflectiva puede estar determinada por realidades situadas justamente fuera, solamente los píxeles contenidos totalmente dentro de las fronteras delimitadas deben ser considerados (Mäkelä y Pekkarinen, 2004; Muukkonen y Heiskanen, 2005). Esto se hizo mediante la creación de AOI's en ERDAS Imagine (Figura II.2.22).

Es pues, finalmente, a partir de la utilización de estos AOI's como se obtiene el valor medio de cada una de las variables consideradas, que es relacionado en el siguiente subapartado con la cantidad de biomasa residual de las parcelas que contiene.

¹⁸ Dado que en este apartado sólo se van a ajustar modelos de regresión simples y lineales múltiples, no es necesario considerar las variables categóricas forestales TCE y nivel de madurez.

FIGURA II.2.22

AOI's de las áreas forestales homogéneas delimitadas mediante análisis visual utilizadas para la extracción del valor medio de las variables radiométricas y forestales sin considerar los píxeles situados en la frontera



II.2.2.1.2. Estudio de las correlaciones entre biomasa residual forestal y las variables espectrales y topográficas continuas considerando el grado de aptitud de las áreas homogéneas

La Tabla II.2.22 recoge los coeficientes de correlación de *Pearson* obtenidos al relacionar la biomasa residual con las variables radiométricas, considerando diferentes grupos de áreas homogéneas según la calidad alcanzada en su proceso de delimitación. Así, el grupo 1 engloba todas las áreas homogéneas (aptitud 1, 2 ó 3), el grupo 2 está compuesto por las que han quedado clasificadas como aptitud 2 ó 3 y, finalmente, el grupo 3 está integrado por las parcelas con un valor de aptitud 3, es decir, para las que no existen dudas acerca de la correcta digitalización de sus límites.

Todas las variables presentan correlaciones significativas a nivel de $p < 0,01$ en los tres grupos delimitados, a excepción de CP2, que sólo presenta relaciones significativas en el grupo 3 y a nivel de 0,05. En cuanto a la magnitud de las correlaciones, ésta aumenta en todas las variables a medida que la calidad de delimitación de las áreas homogéneas es mayor. La existencia de esta relación directa entre calidad de la delimitación del área homogénea y grado de correlación con la biomasa residual avala la clasificación que de estas nuevas áreas se ha hecho mediante la utilización del atributo aptitud.

■ TABLA II.2.22

Coefficientes de correlación de Pearson obtenidos al relacionar la biomasa residual forestal (variable dependiente) con las variables independientes radiométricas en cada uno de los 3 grupos delimitados en función de la aptitud de las áreas homogéneas creadas con fotografía aérea

	Grupo 1 (aptitud 1, 2 y 3)	Grupo 2 (aptitud 2 y 3)	Grupo 3 (aptitud 3)
Nº de parcelas	436	353	131
TM1	-0,504**	-0,550**	-0,633**
TM2	-0,512**	-0,555**	-0,628**
TM3	-0,523**	-0,567**	-0,638**
TM4	-0,266**	-0,285**	-0,330**
TM5	-0,575**	-0,622**	-0,693**
TM7	-0,569**	-0,613**	-0,688**
CP1	-0,548**	-0,594**	-0,665**
CP2	-0,069	-0,076	-0,174*
CP3	0,527**	0,577**	0,678**
TC1	-0,531**	-0,577**	-0,648**
TC2	0,387**	0,424**	0,537**
TC3	0,581**	0,627**	0,708**
NDVI	0,529**	0,572**	0,652**
SAVI	0,527**	0,570**	0,651**
MSAVI	0,520**	0,566**	0,651**
OSAVI	0,529**	0,571**	0,652**
GESAVI	0,430**	0,469**	0,573**
GI	0,384**	0,401**	0,527**
MSI	-0,562**	-0,611**	-0,708**
VIS123	-0,518**	-0,563**	-0,637**
MID57	-0,574**	-0,620**	-0,692**
ABD	-0,545**	-0,591**	-0,662**

* Correlación significativa al nivel 0,05; ** Correlación significativa al nivel 0,01

Al igual que en el análisis de correlación llevado a cabo con la información extraída usando la ventana fija de 3x3 píxeles, las variables espectrales relacionadas de forma directa o inversa con el contenido de agua de la vegetación (TM5, TM7, TC3, MSI y MID57) vuelven a ser las que mayores coeficientes de correlación alcanzan en los tres grupos delimitados (>0,560 en el grupo 1, >0,610 en el grupo 2 y > 0,688 en el grupo 3). Los índices de vegetación tradicionales considerados presentan correlaciones intermedias, destacando dentro de este grupo el NDVI, el OSAVI y el SAVI. En un nivel intermedio entre estos dos tipos de índices aparecen los neocanales CP1 y ABD, acompañados por TC1 en los dos primeros grupos y por CP3 en los dos últimos. Finalmente, destacar que TC2, TM4 y CP2 son de nuevo las variables que

presentan menor correlación con la biomasa residual forestal, siendo la novedad que, en este caso, el índice GI también se puede añadir a este grupo de las variables menos explicativas. En relación al signo que presenta cada una de estas correlaciones, éste vuelve a ser el mismo que el obtenido cuando considerábamos el método de la ventana de 3x3. De esta forma, la explicación física de cómo es la relación entre la biomasa residual y las variables radiométricas consideradas es idéntica a la realizada con anterioridad.

Comparando estos resultados con los obtenidos previamente a partir de la utilización del *kernel* de tamaño fijo, dos hechos parecen validar el método empleado para delimitar las áreas forestales homogéneas que aquí se utilizan para la extracción de la información: (i) en ambos métodos las variables con mejores y peores correlaciones son las mismas, situándose el resto de variables en niveles semejantes; y (ii) el signo que describe cómo son las relaciones entre la biomasa residual y cada una de las variables radiométricas utilizadas es idéntico.

Un último aspecto a destacar en la comparación directa de los resultados obtenidos en las variables radiométricas mediante la utilización de estos dos métodos de extracción es el hecho de que el nivel de las correlaciones obtenido por las variables relacionadas con el contenido de humedad de la vegetación en el grupo 3 de las áreas homogéneas es similar al alcanzado por estas variables en el percentil 4 de la ventana 3x3. Sin embargo, el número de parcelas contenido en este grupo 3 (131) es casi el doble que el de las contenidas en el percentil 4 (68).

En cuanto las variables topográficas (Tabla II.2.23), seis de éstas presentan correlaciones significativas en todos los grupos, incrementándose su coeficiente conforme la calidad de la digitalización de las áreas homogéneas aumenta y manteniéndose, a excepción de CURVA, el nivel de significación. Esta situación avala que existe una relación sólida entre estas variables y la biomasa residual forestal. En cambio, esta misma afirmación no puede ser hecha sobre las variables Elevación y VER_POT_HORAS, ya que, además de perder su significación cuando sólo se considera el mejor grupo de parcelas desde el punto de vista de la calidad de su delimitación, el coeficiente de correlación disminuye entre el grupo 1 y el grupo 2.

El signo negativo de las relaciones consideradas como válidas indica que la biomasa residual está correlacionada de forma inversa con la cantidad de iluminación recibida a lo largo del año y con la captada en las estaciones de primavera, otoño e invierno. Así pues, a mayor cantidad de insolación recibida, menor cantidad de biomasa residual. Este hecho, que en principio resulta paradójico ya que la radiación solar es la fuente primaria de energía a partir de la cual se sintetiza la biomasa vegetal, puede estar relacionado con que, generalmente, los bosques situados en umbría alcanzan mayor densidad y porte y, por lo tanto, concentran mayores cantidades de biomasa por unidad de superficie. Por su parte, el signo negativo que rige la relación con la variable CURVA indica que las masas de pináceas situadas en áreas cóncavas presentan mayores concentraciones de biomasa que las de superficies convexas. Esta situación resulta lógica, ya que las primeras zonas son *a priori* más ricas en acumulaciones de agua y nutrientes, recursos primarios para el desarrollo vegetal.

■ TABLA II.2.23

Coefficientes de correlación obtenidos al relacionar la biomasa residual forestal (variable dependiente) con las variables independientes topográficas continuas en cada uno de los 3 grupos delimitados en función de la aptitud de las áreas homogéneas creadas con fotografía aérea

	Grupo 1 (aptitud 1, 2 y 3)	Grupo 2 (aptitud 2 y 3)	Grupo 3 (aptitud 3)
Nº de parcelas	436	353	131
Elevación	0,137**	0,129*	0,157
Pendiente	-0,057	-0,043	0,038
INS_POT_HORAS	0,002	-0,012	-0,110
INS_POT	-0,227**	-0,246**	-0,307**
PRI_POT_HORAS	0,040	0,021	-0,037
PRI_POT	-0,233**	-0,252**	-0,310**
VER_POT_HORAS	0,166**	0,147**	0,136
VER_POT	0,007	0,003	-0,068
OTO_POT_HORAS	0,040	0,021	-0,037
OTO_POT	-0,233**	-0,252**	-0,310**
INV_POT_HORAS	-0,118*	-0,126*	-0,203*
INV_POT	-0,244**	-0,267**	-0,334**
CURVA	-0,172**	-0,166**	-0,254**

* Correlación significativa al nivel 0,05; ** Correlación significativa al nivel 0,01

Los resultados aquí obtenidos con la información topográfica son claramente mejores que los alcanzados previamente, cuando se utilizaba la ventana de 3x3 para la extracción de la información de estas variables, ya que aparecen un mayor número de variables significativas, manteniéndose esta significación en los distintos grupos de parcelas y alcanzándose mayores coeficientes de correlación. De esta manera, la utilización de unidades homogéneas se revela como una escala de extracción más útil para considerar las relaciones existentes entre las variables topográficas y la biomasa residual forestal.

II.2.2.1.3. Ajuste de modelos de regresión

Como se ha indicado con anterioridad, el objetivo de emplear nuevos métodos de extracción de la información radiométrica y topográfica era lograr ajustar modelos de estimación de la biomasa residual con niveles predictivos similares a los calculados con el método de ventanas fijas en los dos grupos de parcelas más homogéneos, pero utilizando para ello un número superior de parcelas para garantizar la validez de los mismos en todo el área de estudio.

Los resultados obtenidos en el análisis de correlaciones indican que el método de extracción de unidades forestales homogéneas delimitadas a partir de fotografía aérea puede ser válido para esta tarea, dado que en el grupo 3 se consigue alcanzar niveles de correlación con

las variables radiométricas similares a los obtenidos con el *kernel* 3x3 en el grupo del percentil 4 con el doble de parcelas. Junto a esto, este método se ha mostrado más adecuado que el anterior para analizar la información topográfica, ya que las correlaciones entre estas variables y la biomasa residual son más altas y más consistentes.

Así, en las siguientes páginas se calculan modelos de regresión simple y lineal multivariante a partir de las áreas homogéneas incluidas en el grupo 3, ya que las correlaciones alcanzadas en los otros dos grupos no alcanzan niveles de correlación suficientes para superar los modelos de este tipo ajustados previamente para obtener cartografía.

— Modelos de regresión simple

Dado que los mejores modelos de regresión simple utilizando la ventana 3x3 se obtuvieron a partir de las variables radiométricas relacionadas con el contenido de agua de la vegetación y que éstas son nuevamente las mejor correlacionadas con la biomasa residual, sólo se calcularon modelos individuales para estas variables. Al igual que antes, para cada una de estas variables se calculan cinco modelos, utilizando para ello cinco muestras aleatorias del 80% de las 131 parcelas que componen el grupo 3¹⁹.

La Tabla II.2.24 recoge el mejor modelo calculado en cada una de ellas, aunque es de destacar que todos los obtenidos (25) fueron significativos a nivel de modelo y a nivel de los coeficientes de regresión ($p < 0,05$), utilizándose para todos ellos una ecuación de ajuste exponencial. Además, los R^2 de los cinco modelos calculados en cada variable variaron muy poco, lo que indica la gran estabilidad de los mismos desde el punto de vista estadístico y biofísico. Por su parte, la Figura II.2.23 recoge los gráficos de dispersión de estos modelos; en ellos se recoge, además del R^2 , los $RMSE$ y $RMSE_r$ obtenidos con sus respectivas muestras de validación.

■ TABLA II.2.24

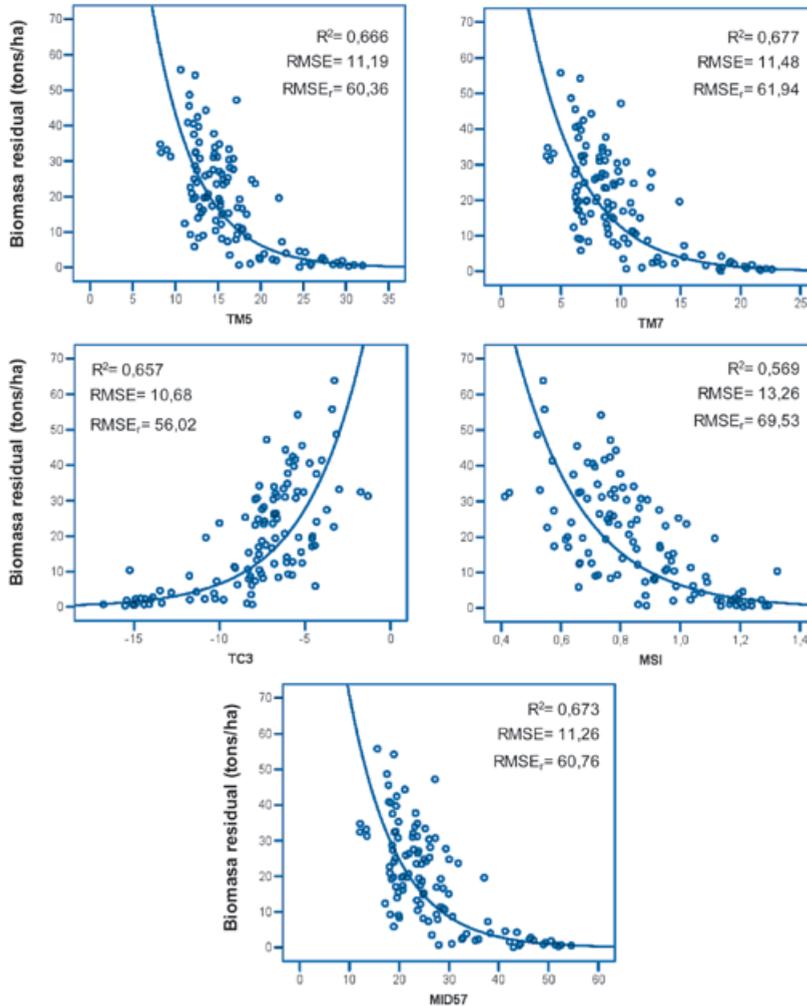
Modelos de regresión simple calculados con las áreas homogéneas creadas con fotografía aérea incluidas en el grupo de calidad 3: tipo de modelo, coeficiente de determinación, error estándar y coeficientes de regresión

Variable	Tipo de modelo	R^2	S_e	β_0	β_1
TM5	Exponencial	0,666	0,737	299,066	-0,193
TM7	Exponencial	0,677	0,724	124,425	-0,229
TC3	Exponencial	0,657	0,733	116,835	0,289
MSI	Exponencial	0,569	0,822	523,684	-4,392
MID57	Exponencial	0,673	0,729	202,084	-0,105

¹⁹ En estas 131 parcelas no se incluye ninguna de las 3 eliminadas por su comportamiento atípico.

FIGURA II.2.23

Gráficos de dispersión de los modelos de la Tabla II.2.24



Los coeficientes de determinación más altos se alcanzan con los modelos ajustados con las variables TM5, TM7 y MID57 ($R^2 > 0,64$ en todos los casos), situándose en último lugar los modelos ajustados con la variable MSI ($R^2 < 0,57$). Dentro del primer grupo destacan, sobre todo, los coeficientes de determinación alcanzados con TM7 y MID57, ya que en tres de los cinco modelos calculados para cada una de ellas se supera el umbral de 0,67.

En cuanto a los errores en la estimación, todos los modelos calculados presentan un $RMSE$ superior a las 10 tons/ha, destacando, una vez más en sentido negativo, los modelos que utilizan la variable MSI, que llegan a sobrepasar la cantidad de 13 tons/ha. El $RMSE_r$ más bajo aparece con la variable TC3 (56%), aunque son escasas las diferencias con respecto

a los obtenidos con las dos bandas originales del infrarrojo medio de Landsat TM y con los que emplean la suma de éstas.

Por último, señalar que, tal y como se observa en los gráficos de dispersión, todos los modelos presentan problemas de saturación a altas cantidades de biomasa residual, situándose ésta en torno a las 40 tons/ha en los ajustados con TM5, TM7 y TC3 y cerca de las 50 tons/ha en los que emplean TC3 y MSI.

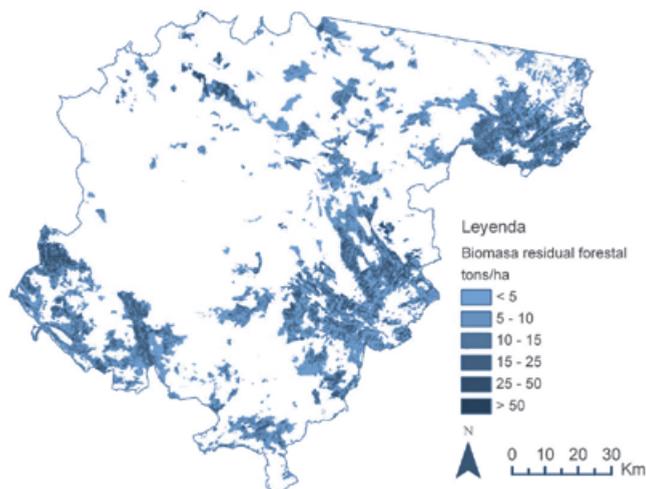
En definitiva, el análisis de estos estadísticos y de los gráficos permite concluir que, de las cinco variables analizadas, MSI es la menos adecuada para la estimación de la biomasa residual del área de estudio, no existiendo grandes diferencias entre las otras cuatro. Entre los modelos presentados con estas cuatro variables en la Tabla II.2.24, se eligió finalmente el calculado con la variable MID57 para cartografiar la biomasa residual del área de estudio (Figura II.2.24), ya que este modelo es el que presenta un mayor equilibrio entre la capacidad de predicción y el error obtenido y, sobre todo, porque es la variable que se ha utilizado anteriormente para estimar la biomasa residual con la información obtenida con las ventanas 3x3 a partir de un mayor número de parcelas (clúster 3). De esta manera se podrá hacer una comparación directa entre los dos métodos de extracción de la información cuando validemos a escala de píxel las cartografías de estimación obtenidas mediante esta variable.

— Modelos de regresión lineal múltiple

Al igual que en el anterior apartado en el que se ha estudiado la posibilidad de establecer ecuaciones de regresión lineal múltiple, el primer paso para ajustar esta clase de modelos con la nueva información obtenida con el uso de las áreas homogéneas debe ser la comprobación de los cuatro supuestos básicos de este tipo de regresión, empezando por el de normalidad de las variables consideradas.

■ FIGURA II.2.24

Cartografía de biomasa residual forestal obtenida mediante regresión curvilínea usando las parcelas incluidas en el grupo de calidad 3 derivadas de la utilización del método de extracción de áreas homogéneas creadas con fotografía aérea



Sólo cuatro de las variables consideradas pueden ser incluidas directamente para formar parte del modelo de regresión múltiple respetando el supuesto de normalidad univariante. El resto de variables necesitan de transformaciones para respetar este principio y poder ser integradas en este modelo. Al igual que en anteriores casos en los que se ha hecho uso de esta herramienta estadística, las variables que no logran superar el test de normalidad de *K-S* pero tienen una distribución muy parecida a la típica de una distribución normal también son incluidas en el modelo. Así pues, la única variable que es eliminada por este criterio es *INV_POT_HORAS*, dado que ni la variable original ni ninguna de sus transformadas se acerca a una distribución semejante a la normal.

Los gráficos de dispersión individuales, llevados a cabo entre la variable transformada de la biomasa (*rz_biomasa*) y las variables independientes originales o transformadas que superan el análisis de normalidad, permitieron identificar seis relaciones en las que no se cumplían los supuestos de heterocedasticidad y/o linealidad. En concreto, la variable *rz_biomasa* no presenta relaciones lineales con la variable radiométrica *TC3*, ni con las variables topográficas *INS_POT*, *PRI_POT*, *OTO_POT*, *INV_POT*, mientras que la relación con *CURVA* es, además, heterocedástica. De esta manera, ninguna de estas variables puede ser incluida en el modelo de regresión lineal múltiple, por lo que son directamente eliminadas. Esto hace que, a pesar de que con este método de extracción las variables topográficas están más correlacionadas con la biomasa residual forestal, éstas no van a ser útiles para su predicción, ya que ni siquiera pueden ser consideradas para la edición del modelo de regresión.

La Tabla II.2.25 muestra los modelos obtenidos con cada una de las cinco muestras aleatorias del 80% de las 131 parcelas. Cuatro de los modelos utilizan dos variables (N_1 , N_2 , N_4 y N_5), mientras que uno quedó compuesto por una (N_3). La característica común entre todos ellos es que la variable independiente principal para explicar la varianza de la biomasa residual es nuevamente una variable relacionada con el contenido de humedad de la vegetación (*TM5*, *MSI* y *MID57*), siendo complementada en los modelos multivariantes por otra variable que se añade en el segundo paso del método de pasos *hacia delante* (la transformación inversa de *ABD* en N_1 , la transformación inversa de *TM4* en N_2 y la transformación inversa de *CP1* en N_2 y N_5). A este respecto, señalar que esta segunda variable no incrementa mucho el R^2 de estos cuatro modelos en relación al obtenido en el primer paso, lo que indica que las variables introducidas posteriormente apenas logran explicar una pequeña parte de la varianza de la biomasa residual forestal que no ha sido explicada previamente por la primera variable seleccionada.

Sin embargo, el análisis de los estadísticos de diagnóstico de colinealidad de los modelos multivariantes indicó que tres de ellos incumplían este supuesto estadístico de forma muy grave, superior a anteriores ocasiones. Así, tanto los valores de tolerancia como los de *FIV* se sitúan en los modelos N_1 , N_2 y N_5 muy por encima de los umbrales permitidos, siendo también éste el caso de sus respectivos índices de condición (valores por encima de 100 cuando, como se ha indicado, el umbral máximo aceptable es 30). Para confirmar esta situación se analizaron las correlaciones entre las variables que componían estos tres modelos, obteniéndose $R > 0,975$ en todos los casos. En consecuencia, estos tres modelos carecen de la solidez estadística necesaria para ser considerados como válidos para estimar la biomasa residual, por lo que fueron eliminados. De esta manera, el mejor modelo posible para estas tres muestras es el univariante definido por la primera de las variables seleccionadas en el método de pasos *hacia adelante*, es decir, el ajustado con

la transformación de MID57 en N_1 y los obtenidos con la variable transformada de TM5 en N_2 y en N_5 (Tabla II.2.26).

■ TABLA II.2.25

Modelos de regresión múltiple calculados con las áreas homogéneas creadas con fotografía aérea incluidas en el grupo de calidad 3: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, coeficiente de determinación ajustado, error estándar, índice de condición superior obtenido en las dimensiones en las que se descompone el modelo, variables seleccionadas y coeficientes y significación estadística de esas variables

Modelo-Muestra	R^2_a	S_e	Índice de condición superior	Variables	β	Sig.
N_1	0,628	1,094	140,236	ln_MID57	-7,550	0,000
				inv_ABD	-300,972	0,020
				Constante	33,585	0,000
N_2	0,580	1,213	161,651	ln_TM5	-9,665	0,000
				inv_CP1	-168,360	0,022
				Constante	37,384	0,000
N_3	0,595	1,194	18,805	ln_MID57	-4,191	0,000
				Constante	17,675	0,000
N_4	0,579	1,146	21,895	MSI	-5,909	0,000
				inv_TM4	45,999	0,009
				Constante	6,649	0,000
N_5	0,574	1,166	167,715	ln_TM5	-9,542	0,000
				inv_CP1	-153,574	0,033
				Constante	36,506	0,000

■ TABLA II.2.26

Modelos de regresión calculados para las muestras N_1 , N_2 y N_5 de las áreas homogéneas creadas con fotografía aérea incluidas en el grupo de calidad 3 al eliminar la variable introducida en el segundo paso: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, variable seleccionada, coeficiente de determinación ajustado, error estándar y coeficientes de regresión

Modelo-Muestra	Variable(s)	R^2_a	S_e	β_0	β_1
N_1	ln_MID57	0,610	1,120	16,822	-3,960
N_2	ln_TM5	0,562	1,240	16,625	-4,541
N_5	ln_TM5	0,558	1,186	17,492	-4,838

Así, cuatro de los cinco modelos finalmente obtenidos son univariantes, utilizando dos de ellos la variable MID57 (N_1 y N_3) y los otros dos la variable TM5 (N_2 y N_5) (Tablas II.2.25

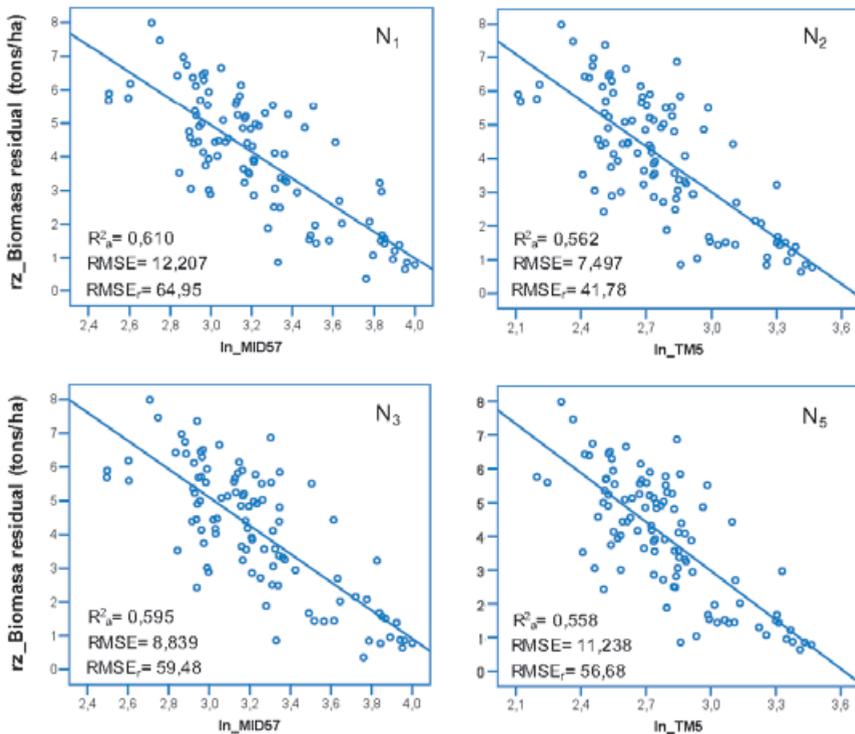
y II.2.26). El análisis de los residuos de estos modelos y del multivariante de N_4 mostró que todos ellos cumplían los supuestos básicos de este tipo de regresión, por lo que fueron dados por válidos.

En referencia a los coeficientes de determinación alcanzados, sólo uno de ellos supera el valor de 0,6 (N_1), situándose el resto entre este valor y 0,55. En definitiva, según este estadístico, los modelos de regresión lineal múltiple ajustados poseen una capacidad predictiva sensiblemente inferior a los modelos de regresión simple exponenciales ajustados en el anterior subapartado.

En cuanto al error de predicción de estos modelos, la Figura II.2.25 recoge los gráficos de dispersión de los modelos univariantes, mostrándose el $RMSE$ y el $RMSE_r$ obtenidos en cada uno de ellos con sus respectivas muestras de validación. Como se observa, en la mitad de estos modelos el error total se sitúa por debajo de las 9 tons/ha, mientras que en tres el error relativo no sobrepasa el umbral del 60%. Los peores resultados se dan con el modelo ajustado con la muestra N_1 (12,20 tons/ha de $RMSE$ y 64,95% de $RMSE_r$), que era el que mayor R^2_a alcanzaba. En cuanto a los errores obtenidos en el único modelo múltiple obtenido, éstos se sitúan en el orden de los mejores univariantes, con un $RMSE$ de 8,07 tons/ha y un $RMSE_r$ de 54,32%.

FIGURA II.2.25

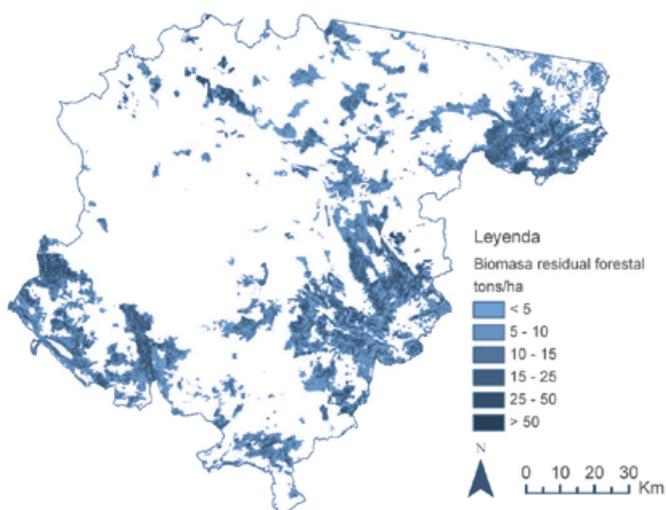
Gráficos de dispersión de los modelos de regresión lineal univariantes de las Tablas II.2.25 y II.2.26



A la hora de seleccionar uno de estos modelos para elaborar la cartografía de estimación de la biomasa residual del área de estudio, se atendió una vez más al criterio de elegir entre los que mejor equilibrio muestran entre su capacidad de predicción y el error de estimación. El modelo ajustado con la muestra N_3 a partir de la utilización de la variable transformada de MID57 se sitúa dentro de este grupo, pudiendo ser la cartografía obtenida con él (Figura II.2.26) utilizada para hacer una comparación directa con la generada en el anterior apartado, en el que esta misma variable era empleada con un modelo de regresión exponencial, y con las obtenidas también a partir de esta variable con la información extraída mediante las ventanas fijas en el grupo homogéneo que más parcelas consideraba (clúster 3). De esta manera, los resultados que se obtengan al validar estas cartografías a nivel de píxel servirán para comparar no sólo qué método de extracción de la información funciona mejor, sino también qué método de regresión da lugar a mejores estimaciones: los modelos simples curvilíneos que utilizan la variable sin transformar o los modelos simples lineales que utilizan valores transformados.

■ FIGURA II.2.26

Cartografía de biomasa residual forestal obtenida mediante regresión lineal usando las parcelas incluidas en el grupo de calidad 3 derivadas de la utilización del método de extracción de áreas homogéneas creadas con fotografía aérea



II.2.2.1.4. Conclusiones

Los resultados obtenidos en el apartado de análisis de correlación y en el de ajuste de modelos de regresión a partir de la información radiométrica y topográfica obtenida mediante la utilización de áreas homogéneas forestales delimitadas a partir de fotografía aérea de alta resolución nos permiten inferir las siguientes conclusiones:

I. La fotointerpretación se ha mostrado como una técnica útil para la delimitación de áreas homogéneas forestales susceptibles de ser utilizadas para ajustar modelos de estimación de biomasa residual forestal mediante el uso de trabajo de campo e imágenes ópticas de resolución media

La comparación de los resultados obtenidos anteriormente utilizando las ventanas fijas de 3x3 píxeles con los generados mediante el uso de áreas homogéneas delimitadas visualmente a partir de fotografía aérea permite observar una serie de similitudes que hacen posible afirmar que este segundo método de extracción es útil para alcanzar el objetivo de esta tesis. Estas similitudes refieren al hecho de que las variables radiométricas y topográficas más y menos correlacionadas con este parámetro forestal son las mismas en los dos métodos, alcanzando además similares coeficientes cuando son empleadas las muestras más homogéneas de ambos.

Así, confrontando los coeficientes de correlación de la Tabla II.2.3 con los de la Tabla II.2.22, se observa que en ambos métodos de extracción las variables radiométricas relacionadas con el contenido de humedad de la vegetación (TM5, TM7, TC3, MID57, MS) son las que presentan valores más altos, independientemente de los distintos grupos de parcelas delimitados en cada uno de ellos. Desde la perspectiva contraria, las variables radiométricas GI, TC2 y, especialmente, las variables TM4 y CP2 son las que peores correlaciones presentan, independientemente del método y de las parcelas consideradas dentro del método. Además, otro hecho a destacar es que en ambos casos el carácter no lineal de estas relaciones es el predominante, siendo en muchos casos el mismo tipo de relación (por ejemplo, exponencial en el caso de TM5, TM7, TC3...).

Por último, centrándonos exclusivamente en los resultados obtenidos con las áreas homogéneas delimitadas visualmente, otro hecho que indica la validez de este procedimiento es que el grado de correlación entre la biomasa residual y las variables independientes radiométricas (las más útiles y significativas) aumenta conforme lo hace la calidad de delimitación de las áreas. Este hecho, además, opera en favor del procedimiento de fotointerpretación seguido para la delimitación de las parcelas y de su rigurosidad, ya que, de lo contrario, este patrón de aumento de la correlación conforme lo hace la aptitud-calidad no hubiera sido tan claro.

De esta manera, solamente es factible ajustar modelos de regresión precisos considerando las áreas más homogéneas, es decir, las de mayor calidad en su delimitación dada la escasa fragmentación del bosque y la baja complejidad de su estructura, con lo que se confirma una de las conclusiones parciales anteriormente señalada: la influencia de la heterogeneidad de los bosques mediterráneos a la hora de obtener modelos estimativos precisos y operativos.

II. El método de extracción de áreas homogéneas forestales permite obtener modelos menos sobre-ajustados y más representativos de los bosques de la provincia de Teruel que el de ventanas fijas

El nivel de las correlaciones obtenido por las variables relacionadas con el contenido de humedad de la vegetación en el grupo de calidad 3 en el método de las áreas homogéneas es similar al alcanzado por estas variables en el percentil 4 de la ventana 3x3. Sin embargo,

el número de parcelas contenido en este grupo 3 (131) es casi el doble que las contenidas en el percentil 4 (68), con lo que disminuyen las posibilidades de obtener modelos sobreajustados, que era uno de los principales inconvenientes subrayados en el anterior apartado de conclusiones parciales.

Este grupo de 131 parcelas parece más que suficiente para garantizar que todos los tipos de pinares del área de estudio están representados, no sólo por su número, sino también por su distribución espacial, por el rango de la variable dependiente incluido en esta muestra (de 0,128 tons/ha a 63,846 tons/ha) y por la presencia de un número proporcional de parcelas para cada especie con respecto a la muestra total original de 482 parcelas del IFN-2 (25,95% de parcelas de *P. sylvestris*, 33,58% de *P. halepensis*, 30,53% de *P. nigra* y 9,92% de *P. pinaster*).

En consecuencia, los modelos derivados de este segundo método de extracción tendrán más posibilidades de recoger la variabilidad asociada a los diferentes factores ecogeográficos (fisiográficos, lito-geológicos, climáticos, edáficos y biogeográficos) que condicionan la existencia, las características y el desarrollo de los bosques de pináceas de la provincia de Teruel. Esto hace a estos modelos más representativos para nuestra área de estudio y más fácilmente extrapolables a otras áreas de similares características.

III. Las variables radiométricas derivadas de la imagen Landsat vuelven a ser las más útiles para estimar la biomasa residual

Aunque las correlaciones entre las variables topográficas y la biomasa residual forestal son más altas y más estables que en el método de extracción de las ventanas de 3x3 píxeles (se mantiene la significación de 6 de ellas en los 3 grupos delimitados en función de la calidad de la digitalización), este grado de correlación no es suficiente para generar modelos de regresión univariantes con un coeficiente de determinación suficiente para ser considerados como operativos, ni para aumentar este coeficiente en los modelos de regresión lineal múltiple. Además de esto, éstas variables no pudieron ser consideradas en este tipo de modelos porque no se consiguió que tuvieran una relación lineal con la biomasa residual.

En definitiva, al igual que en método de ventanas fijas, las variables radiométricas son las únicas susceptibles de ser utilizadas en el ajuste de modelos de regresión para cartografiar las existencias de este recurso energético en el área de estudio. En este sentido, como ya hemos apuntado en la primera conclusión parcial de este apartado, las variables radiométricas relacionadas de forma positiva o negativa con el contenido de agua de la vegetación vuelven a erigirse como las más útiles en estos dos tipos de modelos predictivos, lo que concuerda con los resultados obtenidos con la otra escala empleada para extraer la información radiométrica y, por lo tanto, con los trabajos citados con anterioridad, que también llegaban a esta conclusión. En concreto, las bandas originales TM5 y TM7 y la suma de estas dos (MID57) se muestran otra vez como las más adecuadas para derivar la cartografía de estimación del área de estudio.

IV. Los modelos de regresión ajustados generan peores resultados en términos de capacidad de predicción y error de estimación que los alcanzados con el método de ventanas fijas de 3x3 y CV

Si nos centramos, en primer lugar, en la comparación de los modelos ajustados mediante la regresión simple, los finalmente seleccionados con las ventanas fijas usando las variables relacionadas con la humedad en el grupo de parcelas del clúster 3 (Figura II.2.12) presentan unos R^2 entre un 11,73% y un 23,41% más altos que los obtenidos a partir de la información radiométrica extraída con las áreas homogéneas de calidad 3 (Figura II.2.23). De esta manera, la capacidad de los modelos propuestos en el presente apartado no mejora a los anteriores, si bien se mantiene en unos umbrales aceptables para la estimación ($R^2 > 0,66$ con TM5, TM7 y MID57). En cuanto a los errores de predicción obtenidos con las muestras reservadas a tal efecto, éstos son mayores en los modelos que utilizan la información obtenida mediante las áreas homogéneas ($RMSE_r$ superiores entre 20 y 23,5 puntos). Aun así, los $RMSE_r$ conseguidos se sitúan en umbrales aceptables teniendo en consideración otros trabajos de estimación de parámetros forestales en ambientes más homogéneos que el nuestro que emplean una metodología de extracción de la información radiométrica similar a la aquí utilizada. Así, por ejemplo, el mejor resultado obtenido en la estimación de volumen de madera por Mäkela y Pekkarinen (2004) es del 48%, señalándose la existencia de otras investigaciones, como las de Trotter *et al.* (1997), Kilpeläinen y Tokola (1999) y Hyypä *et al.* (2000), en las que el error se sitúa entre el 56% y más del 100%. Un trabajo que mejora ligeramente los resultados de Mäkela y Pekkarinen (2004) es el de Muukkonen y Heiskanen (2005), que obtiene un $RMSE_r$ del 44,6% en la estimación de biomasa total en un área forestal localizada en el sur de Finlandia, aunque con la utilización de imágenes ASTER, que tienen una resolución espacial mayor que las Landsat en las bandas del visible y del infrarrojo cercano.

Además, otro aspecto negativo de los modelos obtenidos mediante las áreas homogéneas es el hecho previamente señalado de que éstos, a diferencia de los ajustados con los datos de las ventanas fijas, sí que presentan un cierto grado de saturación, lo que hace que aumente el error en la estimación de las cantidades más altas, con lo que las zonas más ricas de este recurso pueden aparecer infra-estimadas.

Con respecto a los modelos de regresión múltiple, la alta correlación existente entre las variables radiométricas mejor correlacionadas con la biomasa residual vuelve a convertirse en una barrera insalvable para obtener modelos significativos compuestos por más de una variable, al menos en 4 de los 5 intentos efectuados. Además, al igual que en el caso de los univariantes curvilineales, los estadísticos relativos a la capacidad explicativa y al error de estimación de estos modelos univariantes lineales ajustados con los datos de las áreas homogéneas son peores que los anteriormente ajustados con el método de ventanas fijas con las parcelas del clúster 3. En concreto se obtienen R^2 entre un 18,7% y un 21,5% más bajos y $RMSE_r$ entre 13 y 15 puntos más altos.

En resumen, la interpretación visual de fotografías aéreas de alta resolución espacial se ha mostrado como una técnica útil para obtener unidades de mayor tamaño que las parcelas del IFN-2, que pueden ser utilizadas para la estimación de la variable biomasa residual forestal. La principal ventaja de utilizar estas nuevas áreas radica en el hecho de que se consiguen coeficientes de correlación, con las variables radiométricas, similares a los obtenidos con el método de extracción de ventanas fijas analizado en el anterior apartado, pero con una

población muestral cercana al doble. Este hecho hace que los modelos obtenidos sean más representativos de los distintos bosques de pináceas del área de estudio, disminuyendo las posibilidades de que estén sobre-ajustados. Por el contrario, el efecto negativo de este aumento de parcelas para la construcción de los modelos de regresión es que los obtenidos presentan R^2 , $RMSE$ y $RMSE_r$ peores que los ajustados en los dos clústeres representantes del máximo grado de homogeneidad en el método de extracción de las ventanas fijas. Este hecho puede estar relacionado con dos causas:

- En primer lugar, al hecho lógico de que, al aumentar el número de parcelas, aumenta la varianza de la variable dependiente a estimar. Como consecuencia, es más difícil que las variables independientes expliquen la totalidad esa varianza, por lo que se reduce el valor de los estadísticos que evalúan la ecuación de regresión.
- En segundo lugar, al propio método utilizado para la extracción de la información radiométrica; en concreto, el método utilizado puede introducir errores en la estimación por dos motivos:
 - o Debido a errores en el proceso de fotointerpretación-delimitación de las áreas homogéneas forestales. En efecto, a pesar del cuidado y el rigor adoptados en la creación de las áreas homogéneas, es posible que se hayan producido fallos al trazar los límites, fruto de la subjetividad o de la falta de precisión. Estas inexactitudes tienen reflejo directo en los modelos de regresión, ya que el valor radiométrico medio que es relacionado con la biomasa residual queda distorsionado y no es representativo de la realidad.
 - o Debido a que se asume un valor constante de biomasa para toda el área homogénea delimitada a partir de una localización puntual dentro de ella. Esto hecho refiere a la situación señalada por Pekkarinen (2002), ya apuntada con anterioridad, de que la información recogida a escala de parcela no tiene por qué ser representativa de una unidad forestal superior. Aunque, en principio, este autor se refiere a unidades forestales homogéneas individualizadas a partir de técnicas de segmentación de imágenes, esta situación también puede haberse dado en nuestro método, ya que no existe certeza absoluta de que las unidades delimitadas sean exactamente iguales en contenido de biomasa forestal que la parcela del IFN-2 que tiene inscrita, a pesar de que la estructura espacial de la masa forestal sea casi igual o idéntica. Esto se debe a que, aunque la estructura espacial de ambas unidades sea similar, otros factores de primer orden, que controlan la cantidad de biomasa residual contenida en la parcela del IFN-2, como el *dbh* y la altura de los pies arbóreos que la integran, no se pueden modelizar con las ortofotografías aéreas utilizadas. De esta manera, resulta obvio que la variación de estos dos parámetros en los árboles contenidos en las nuevas áreas producirá desviaciones más o menos importantes en cuanto al contenido de biomasa residual seca por hectárea. Sin embargo, a este respecto es necesario señalar en favor del proceso seguido que medianas y grandes diferencias de estos dos parámetros de tamaño sí son fácilmente detectables en las ortofotografías empleadas, constituyendo uno de los criterios utilizados a la hora de establecer los límites de las nuevas áreas homogéneas, con lo que esta fuente de error ha sido minimizada, aunque, desde luego, no totalmente eliminada.

II.2.2.2. ESTIMACIÓN MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE ÁREAS FORESTALES HOMOGÉNEAS DELIMITADAS A PARTIR DE TÉCNICAS DE SEGMENTACIÓN Y VENTANAS FIJAS

II.2.2.2.1. Procedimiento de segmentación de la imagen Landsat y de extracción de la información radiométrica en las nuevas unidades espectrales

La segmentación es el proceso de dividir una imagen digital en un conjunto de regiones discretas que no se superponen, cuya delimitación está basada en criterios de homogeneidad interna. Estas regiones homogéneas pueden quedar definidas por medidas simples, como el contraste de la imagen, o pueden ser el resultado de complejos análisis estadísticos. Independientemente de la metodología usada, numerosos trabajos han mostrado que la aplicación de este tratamiento digital a imágenes de satélite o fotografías aéreas es un excelente punto de inicio para subsecuentes análisis geográficos, como la obtención de cartografía de usos del suelo, de estructura del paisaje y el modelado de las características del territorio. De esta manera, no es de extrañar que numerosos investigadores relacionados con las Ciencias de la Tierra hayan centrado sus esfuerzos en desarrollar diversos algoritmos de computación para obtener segmentaciones útiles y precisas para sus intereses (Devereux *et al.*, 2004).

Mäkelä y Pekkarinen (2001) clasifican los diferentes métodos de segmentación en tres grandes grupos:

- *Métodos basados en el píxel.* Son aquellos que utilizan los ND de todos los píxeles que forman la imagen para, a partir de un análisis estadístico, definir una serie de umbrales que dan lugar a la creación de clústeres homogéneos, considerando las diferentes dimensiones espectrales de la imagen multibanda. El resultado de este análisis se refleja en la imagen mediante la creación de regiones independientes, espacialmente continuas, en las que cada uno de los píxeles que la integran tienen un mismo valor, que actúa como etiqueta.
- *Métodos basados en ejes.* Estos métodos buscan la identificación de ejes que quedan unidos entre sí formando una red continua. De esta manera, los grupos de píxeles que quedan dentro de estos contornos son identificados como regiones homogéneas y constituyen el resultado de la clasificación.
- *Métodos basados en regiones.* Dentro de este grupo quedan incluidos los procesos de crecimiento de regiones, unión, división y combinaciones de éstos. En los procesos de crecimiento de regiones, los píxeles adyacentes que no difieren mucho entre sí con respecto a un determinado criterio son asignados al mismo segmento o región. En las aproximaciones de unión y división, las regiones previamente definidas son combinadas o divididas en función de su similitud espectral y su homogeneidad.

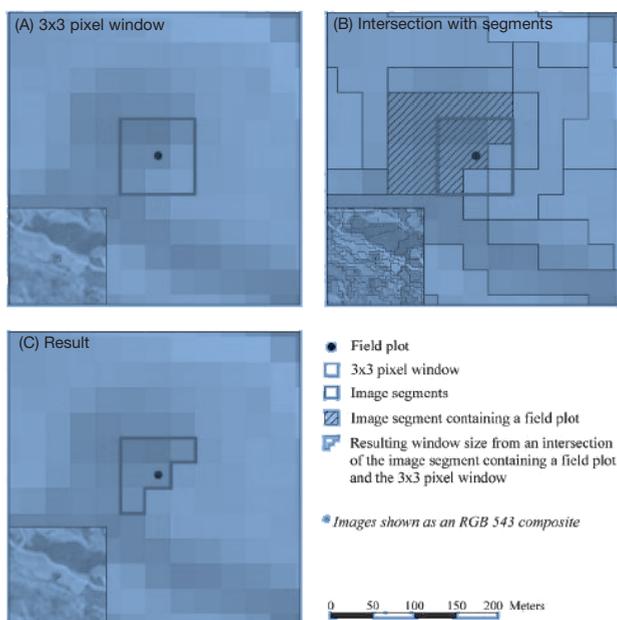
Aunque, como se ha señalado, la segmentación de imágenes de satélite es una técnica de procesamiento muy extendida para diferentes aplicaciones, no existen muchos ejemplos acerca de la utilidad de esta técnica como herramienta para la extracción de información espectral que más tarde sea utilizada para la estimación de parámetros forestales continuos. En este sentido, se pueden destacar los trabajos de Mäkelä y Pekkarinen (2001), Pekkarinen (2002) y Hall *et al.* (2006).

Los tres trabajos citados emplean diferentes métodos de segmentación con este fin, pero todos ellos comparten el uso de ventanas fijas para considerar únicamente la información

espectral de la parcela de campo (de menor tamaño que las áreas espectrales homogéneas definidas con sus respectivas técnicas de segmentación) y de su vecindad inmediata. Concretamente, la forma común de proceder es la siguiente: (i) localización de una ventana fija o *kernel* de tamaño variable sobre el centro de la parcela de campo; (ii) segmentación de la imagen en regiones espectralmente homogéneas; (iii) extracción de los valores radiométricos de los píxeles que pertenezcan a la misma región homogénea que el píxel central (o único) de la parcela de campo (Figura II.2.27). De esta manera se reduce la posibilidad de cometer errores relacionados con la localización de las parcelas en el campo y con la georreferenciación de la imagen, a la vez que se logra modelizar la estructura de las masas forestales objeto de estudio y se evita el riesgo de utilizar píxeles no representativos de los datos de campo para el ajuste de los modelos de regresión.

■ FIGURA II.2.27

Procedimiento de extracción de la información radiométrica combinando el uso de técnicas de segmentación y ventanas fijas con restricciones



Fuente: Hall *et al.* (2006)

En concreto, siguiendo el orden cronológico de estos trabajos, Mäkelä y Pekkarinen (2001) comparan la utilidad de dos métodos de segmentación para la extracción de la información espectral de dos imágenes Landsat TM para la estimación de volumen total de madera con el método estadístico no paramétrico *k-NN*: el método ISODATA, que se sitúa dentro de los de segmentación basados en el píxel, y el método *Narendra y Goldbert* (NG), basado en la segmentación con clasificadores en árbol y que combina los procedimientos propios de los métodos basados en ejes y en regiones. Los resultados de estas segmentaciones fueron

refinados usando dos algoritmos de unión de regiones para eliminar clústeres más pequeños. Para la extracción de los valores espectrales de la parcela y de los píxeles que componen su vecindad se utilizaron diferentes tamaños de ventana fija, desde 1 hasta 11x11 píxeles, tomándose sólo los valores de los píxeles que pertenecían a la misma región que el central de la parcela de campo. Por último, con el objeto de comprobar si estos métodos mejoraban el método tradicional de ventanas fijas, los resultados de ambas se compararon con los que se obtenían utilizando esas mismas ventanas fijas sin la restricción impuesta de pertenencia de los píxeles a un determinado grupo. El resultado general fue que las mejores estimaciones se obtenían cuando se empleaba alguno de los dos métodos de segmentación, aunque esta mejora era muy pequeña (entre 0,2 y 2,8 m³/ha). De esta manera, los $RMSE_r$ de las estimaciones efectuadas con los dos métodos de segmentación y con las ventanas fijas sin restricciones permanecían por encima de los 100%, siendo la única excepción cuando todas las especies eran consideradas en la muestra de forma conjunta. En este caso, el mejor $RMSE_r$ conseguido por los métodos de segmentación se situaba en 79,3%, mientras que el de las ventanas fijas estaba en 80,4%. Así, como valoración final se afirma que el uso de estos dos métodos de segmentación no mejora significativamente la precisión de las estimaciones.

Por su parte, el trabajo de Pekkarinen (2002) usa las técnicas de segmentación como único método posible de extracción de la información en imágenes de alta resolución espacial (1,6x 1,6 m) para la estimación de volúmenes de madera, ya que en este tipo de imágenes los análisis a escala de píxel no son significativos. El método de segmentación aplicado consta de dos fases: en primer lugar, un clasificador en árbol es aplicado para obtener una primera segmentación, para, acto seguido, aplicar algoritmos de unión de regiones que eliminan las más pequeñas. El tamaño de la ventana para extraer el valor del píxel central y de los vecinos que pertenecen a la misma categoría es de 31x31 píxeles, siendo también esta ventana la utilizada para extraer el valor medio de todos los píxeles contenidos sin esta restricción. Al igual que en el anterior trabajo, aunque el método de segmentación resulto exitoso para la determinación de unidades homogéneas, las diferencias en la estimación entre este método y el de ventanas fijas resultaron muy pequeñas, permaneciendo altos los errores a escala de parcela.

Finalmente, el método de segmentación usado por Hall *et al.* (2006) sobre una imagen Landsat ETM+ para estimar los parámetros estructurales forestales altura y espesor de copas (utilizados posteriormente para estimar AGB y volumen total a escala de unidad forestal) se aplicó utilizando el *software* eCognition. Este programa permite la utilización de criterios de forma, color y tamaño en la determinación de áreas homogéneas. En este caso, el tamaño de la ventana fija para la extracción de los valores radiométricos que pertenecen al mismo segmento que el píxel central y el de todos ellos es de 3x3 píxeles. Como resultado, a diferencia de los anteriores trabajos, éste sí que resalta que la segmentación introduce una notable mejora en la estimación de los dos parámetros forestales considerados. La comparación de los dos métodos se hace mediante la utilización del coeficiente de correlación y mediante una muestra reservada para la validación. En concreto, la mejoras más altas de R utilizando la información de las áreas homogéneas obtenidas en la segmentación se dan con TM5 y TC3 (aumento de 0,10 y 0,09 puntos, respectivamente) en la variable altura, mientras que en la variable espesor de copas se da con TM4 y con TC3 (aumentos de 0,07 en cada una de ellas). Estas leves mejoras (nótese que se habla de R , no de R^2) son confirmadas con la muestra de validación, obteniéndose diferencias medias entre los valores reales y los

estimados más bajas con el método de segmentación que con el método de ventana fija sin restricción. De esta manera, para el autor, queda probado que la segmentación es capaz de ofrecer datos más adecuados para la estimación de variables forestales. Esto se produce porque el método de segmentación empleado en esta ocasión sí que logra eliminar de forma efectiva los píxeles de realidades diferentes a la de la parcela (por ejemplo, cortafuegos, caminos, otras cubiertas vegetales...) que son incluidos cuando toda la ventana fija es tenida en cuenta. Por último, señalar que quizá uno de los aspectos más controvertidos de este trabajo es que no se justifica la selección de los parámetros de segmentación, careciendo también de una sólida discusión sobre los efectos que utilizar unos parámetros u otros tiene en el resultado de la segmentación y, por ende, en los resultados de la estimación de los parámetros forestales obtenidos de forma directa y en los obtenidos de forma indirecta (AGB y volumen de madera).

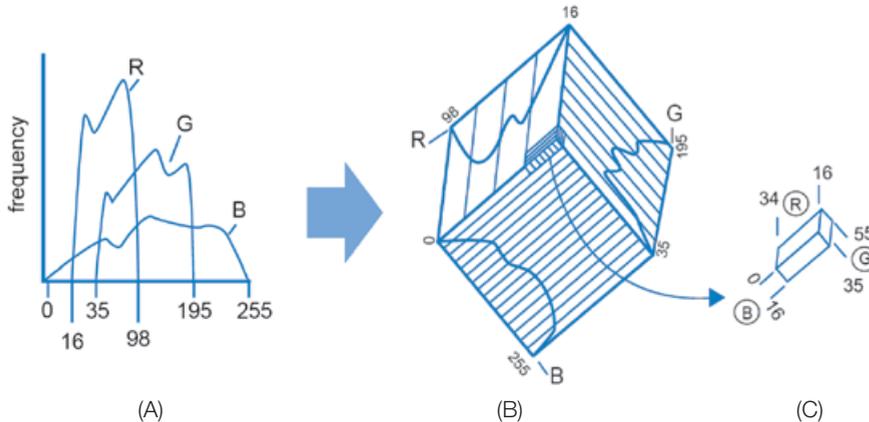
Así pues, teniendo en cuenta estos resultados y el objetivo de que la presente investigación debe proporcionar una metodología sencilla que pueda ser adoptada por las distintas Administraciones, se abordó la segmentación de la imagen Landsat para ver si se conseguía igualar los resultados obtenidos con el método de extracción de ventanas fijas, pero considerando un mayor número de parcelas.

De esta manera, ante la imposibilidad de contar con una licencia de eCognition, se exploraron las distintas posibilidades que ofrecía ERDAS Imagine 8.7 para realizar segmentación de imágenes. A este respecto, dos son las herramientas que destacan para obtener regiones espectrales homogéneas de forma semiautomática: el módulo *unsupervised classification* (clasificación no supervisada), que se identifica con el método ISODATA antes aludido, y el módulo *RGB clustering-Advanced RGB clustering* (agrupación RGB), que es un algoritmo rápido y simple de formación de clústeres que comprime las tres bandas que dan lugar a una composición RGB en una sola banda pseudo-color, sin clasificar necesariamente alguna característica particular (ERDAS Field Guide, 2002). Dado que el algoritmo ISODATA no se terminó de mostrar como significativamente mejor que el método de ventanas fijas en el trabajo de Mäkelä y Pekkarinen (2001) y la sencilla forma de operar de *RGB clustering*, finalmente se optó por esta última metodología, que se describe más detalladamente a continuación.

El procedimiento de segmentación en *RGB clustering* se inicia con la especificación de las tres bandas que dan lugar a la imagen RGB sobre la que se aplica el proceso [Figura II.2.28(A)]. El algoritmo dispone entonces todos los píxeles de la imagen en el espacio de características tridimensional definido por las bandas espectrales [Figura II.2.28 (B)] y luego divide este espacio en clústeres [Figura II.2.28 (B,C)]. Para ello, a lo largo de cada eje del diagrama de dispersión tridimensional, cada histograma de entrada es escalado para que las particiones definidas por el usuario dividan los histogramas entre los límites especificados, pudiendo ser realizado este escalado utilizando un número determinado de desviaciones estándar por encima o por debajo de la media o entre el mínimo y el máximo ND de cada banda. En general, este número de secciones debe variar de acuerdo a los histogramas de cada banda, de tal manera que los histogramas amplios deben dividirse en más secciones y los estrechos en menos. En su versión más simple, cada una de estas particiones se convierte en una clase en la capa raster categórica de salida. Por su parte, la versión más avanzada requiere de un umbral mínimo para el tamaño de los clústeres, lo que hace que sólo aquéllos que superan el tamaño especificado por el umbral se conviertan finalmente en clases.

FIGURA II.2.28

Procedimiento de segmentación *RGB clustering* en ERDAS Imagine: (A) selección de las 3 bandas; (B) disposición de los píxeles en el espacio tridimensional de las 3 bandas y seccionado por las particiones establecidas; (C) cluster resultante del seccionado tridimensional



Fuente: ERDAS Field Guide (2002)

Entre las dos versiones de este método se optó por la primera, dado que se requiere un menor número de parámetros específicos de entrada para su ejecución y, por lo tanto, es más factible argumentar la elección de los valores introducidos, siendo también más sencillo interpretar los resultados. En concreto, se tomaron decisiones a propósito de:

- Sobre qué imagen realizar la segmentación. La duda se presentó entre usar la imagen multibanda que recoge todo el territorio de la provincia de Teruel, obteniéndose una segmentación que afectaría a todas las cubiertas presentes en este territorio, o sobre este mismo archivo multibanda una vez aplicada la misma máscara procedente del MFA 1:50.000 utilizada para obtener las cartografías de estimación, con lo que la segmentación se reduciría solamente al espacio forestal de la provincia. Dado que nuestro objetivo es obtener áreas forestales homogéneas que describan la estructura de los bosques de pináceas de la provincia, finalmente se utilizó la segunda opción.
- Qué composición RGB utilizar como referencia. La elección de la composición RGB estuvo dirigida por criterios visuales y estadísticos a la hora de la estimar biomasa residual. En función de criterios visuales se determinó que la composición RGB debía tener en sí misma significación para la visualización y el análisis de la superficie. De las 120 combinaciones posibles a partir de las 6 bandas reflectivas de Landsat TM, las más utilizadas y que cumplen estas características son: TM4-TM5-TM3, TM4-TM3-TM2, TM7-TM4-TM3 y TM3-TM2-TM1. De estas cuatro, TM4-TM5-TM3 y TM7-TM4-TM3 se erigen como las que pueden ser más útiles para nuestro objetivo, ya que contienen una de las bandas de la región del infrarrojo medio que se han mostrado como las más correlacionadas con la biomasa residual (TM5 y TM7). Además de esto,

las otras dos bandas también son adecuadas, ya que TM4, como se ha visto con anterioridad, está relacionada con la estructura física forestal, condición ésta también destacada por Hall *et al.* (2006). Por su parte, destacar que TM3 es, de las bandas Landsat en la región del visible, la más correlacionada con la biomasa residual según los análisis previos.

Finalmente, ante las escasas diferencias entre estas dos composiciones desde el punto de vista de la utilidad de las bandas que las componen para estimar biomasa, fueron criterios visuales los que motivaron que la escogida fuera la composición TM7-TM4-TM3.

- Qué método usar para escalar el histograma de las 3 bandas de la composición RGB. Para comprobar la incidencia de este parámetro de entrada se hicieron diversas pruebas, manteniendo el número de divisiones en los histogramas de cada banda. De esta manera se verificó que el método de escalamiento del mínimo-máximo era el que peores resultados ofrecía, ya que las regiones que se obtenían eran muy grandes, enmascarando la heterogeneidad espacial de los bosques mediterráneos. Un resultado similar se observó utilizando una desviación estándar, obteniéndose más manchas homogéneas y más pequeñas a medida que se aumentaba el número de desviaciones estándar. Finalmente, a la vista de los resultados, se determinó que la utilización entre 2 y 4 desviaciones estándar era un buen compromiso entre el número y el tamaño de las áreas homogéneas y la fragmentación de los bosques considerados.
- Utilizar —o no— la opción de ignorar los valores “0” del archivo multibanda. Esta duda se resolvió de manera inmediata al comprobar cómo la consideración de los píxeles con valor 0 hacía que el tamaño de las áreas homogéneas aumentará considerablemente, con lo que se enmascaraba, de nuevo, la heterogeneidad de los bosques mediterráneos. Así, se eligió la opción de ignorar los ceros presentes en las tres bandas.
- Qué número de secciones considerar en cada una de las bandas. Por defecto, el programa divide la banda asignada al Rojo en 7 secciones, mientras que las bandas Verde y Azul quedan divididas en 6. Considerando la imagen y la composición RGB utilizada, estos parámetros se acomodan bien a las especificaciones de este método de segmentación, ya que dividen en más secciones que las demás la banda TM7, la que presenta un histograma más amplio. Sin embargo, dada la estrechez de los histogramas de las tres bandas consideradas, fruto de que la imagen sólo refiere a los bosques de pináceas de Teruel, se consideró también un número de secciones menor en cada banda: 4 en la del Rojo y 3 en las asignadas a los canales Verde y Azul.

Así pues, la combinación de los parámetros de número de desviaciones estándar a considerar en las tres bandas y el número de secciones a obtener en cada una de ellas permite obtener, sobre la misma composición RGB de una imagen, distintos modelados de la heterogeneidad-homogeneidad de la estructura espacial de los bosques estudiados.

En teoría, la mejor estimación se conseguirá cuanto más coincidencia exista entre la heterogeneidad-fragmentación real de esos bosques y el modelado de estas características obtenido en la segmentación. Se impone, pues, que mediante esta herramienta se deriven

varias segmentaciones que representen a diversos grados de heterogeneidad espacial para averiguar cuál de ellas representa mejor la realidad y, por lo tanto, resulta más útil para extraer la información radiométrica de las imágenes.

Con este objetivo se llevaron a cabo cuatro segmentaciones sobre la composición RGB TM7-TM4-TM3 de la imagen multibanda resultado de aplicar la máscara del MFA 1:50.000, manteniendo siempre la opción de ignorar los ceros en esa imagen. De esta manera, las diferencias entre las cuatro segmentaciones son fruto de distintas combinaciones del número de desviaciones estándar aplicados a cada banda y del número de secciones a considerar en cada una de ellas. La Tabla II.2.27 recoge la combinación usada en cada una de ellas.

De esta manera, en teoría, la segmentación S_1 representa una situación de alta heterogeneidad espacial (gran número de regiones de pequeño tamaño), mientras que S_4 es, de las cuatro, la que menor grado de heterogeneidad espacial supone, obteniéndose un menor número de regiones y de mayor tamaño. Las segmentaciones S_2 y S_3 se corresponden con situaciones intermedias entre ambos extremos.

■ TABLA II.2.27

Parámetros de entrada de las cuatro segmentaciones aplicadas a la composición RGB TM7-TM4-TM3 tras aplicar la máscara del MFA

Segmentación	Número de desviaciones estándar en cada banda	Número de secciones		
		Red	Green	Blue
S_1	2	7	6	6
S_2	4	7	6	6
S_3	2	4	3	3
S_4	4	4	3	3

Para confirmar esta correspondencia se procedió al análisis de 21 parcelas, 3 elegidas al azar en cada uno de los 7 últimos grupos en los que se habían clasificado anteriormente estas parcelas según su CV (los más homogéneos). Este análisis consistió en comprobar, para cada una de las segmentaciones, en cuántas de estas 21 parcelas el píxel central pertenece a la misma región que el resto de píxeles vecinos contenidos en la ventana 3x3. Además, también se utilizaron estas parcelas para comparar las segmentaciones entre sí, comprobando si, dentro de la ventana fija, los píxeles eran repartidos en regiones distintas o en las mismas.

Los resultados de este análisis confirmaron lo acertado de las segmentaciones con respecto al modelado esperado de la heterogeneidad espacial que cada una de ellas opera. Así, en la segmentación S_1 sólo en 3 de las 21 parcelas los 9 píxeles pertenecen al mismo segmento (14,28%), elevándose a 7 en S_3 (33,33%), a 9 en S_2 (42,85%) y, finalmente, a 16 en la segmentación S_4 (76,19%). Teniendo en cuenta estos resultados, otra conclusión complementaria que se deriva es que, dentro de las segmentaciones intermedias, S_3 representa una situación de heterogeneidad algo mayor que S_2 .

Con respecto a las comparaciones de las segmentaciones entre sí, la consideración de 2 ó 4 desviaciones estándar hace que 15 de las 21 parcelas sean diferentes en las dos segmentaciones que consideran 7 secciones en el Rojo y 6 en el Verde y el Azul (S_1 y S_2). En

el caso de las segmentaciones con 4 y 3 secciones (S_3 y S_4), las diferencias entre parcelas debidas al cambio en el número de desviaciones estándar se sitúa en 14. Por último, señalar que la incidencia de la variación del número de secciones en cada banda, manteniendo la misma desviación estándar e los histogramas, tiene una incidencia similar a la variación de este último parámetro, ya que son otra vez 15 las parcelas diferentes entre las segmentaciones S_1 y S_3 y también entre S_2 y S_4 .

En conclusión, es necesario estudiar cómo son las relaciones entre la biomasa residual y la información extraída mediante estas cuatro segmentaciones y las ventanas fijas para ver cuál de ellas modela de manera más acertada la realidad y ofrece los mejores resultados. Para ello, además de las comparaciones entre sí, se utiliza como referencia la información obtenida con las ventanas fijas de 3×3 sin la restricción de las segmentaciones. Siguiendo la metodología usada en Hall *et al.* (2006), el coeficiente de correlación es el parámetro estadístico que se emplea para determinar cuál es la mejor segmentación, siendo ésta la seleccionada para el ajuste de los modelos de regresión.

II.2.2.2.2. Estudio de las correlaciones entre biomasa residual forestal y las variables espectrales considerando los distintos tipos de segmentación

Dada la escasa o nula utilidad mostrada por las variables topográficas continuas para la estimación de la biomasa residual en los anteriores apartados, estas variables son excluidas del análisis de correlaciones que se efectúa aquí para determinar qué método de segmentación es más adecuado para nuestros objetivos, así como para el posterior ajuste de regresiones estimativas. Por su parte, el conjunto de variables radiométricas a considerar en este apartado también sufre una modificación, ya que —de todos los índices de vegetación calculados— solamente permanece en la muestra el NDVI. Como se ha visto, existen escasas diferencias dentro este grupo de índices a la hora de estimar biomasa residual forestal, ya que todos ellos presentan correlaciones similares con este parámetro forestal y están altamente correlacionados entre ellos. Así pues, carece de sentido que se consideren otra vez todas estas variables relacionadas directamente con la vegetación, por lo que se elige como representativa de todas ellas el NDVI, ya que es el más utilizado de todos ellos en la bibliografía y siempre ha aparecido en los análisis previos dentro de los tres más correlacionados con la biomasa, con coeficientes casi idénticos a los índices de la familia SAVI.

Otro aspecto a señalar es que únicamente se utilizan en el análisis de correlación las parcelas que se sitúan dentro de los grupos 7 y 6 definidos a partir del CV calculado con la ventana fija de 3×3 (208 y 149 parcelas, respectivamente). Aunque quizá la consideración de las 482 parcelas hubiera permitido resaltar de forma más inmediata las diferencias entre el método combinado de extracción a partir del segmentaciones y ventanas fijas con respecto al de ventanas fijas sin restricciones, se prefirió descartar el uso de las más heterogéneas según el CV para evitar, con mayor seguridad, la influencia de los errores de localización en el campo y de la georreferenciación de imágenes, manteniéndose a su vez un número más que suficiente de parcelas para garantizar que los modelos de estimación resultantes no están sobre-ajustados y son representativos de todo el área de estudio. Además, si la diferencia entre esas dos metodologías existe, está tiene que ser igualmente detectable usando un número de parcelas más reducido, pero de mayor calidad en cuanto al grado de correlación obtenido con las variables espectrales en anteriores análisis.

Un último hecho a resaltar, antes de presentar y analizar las correlaciones obtenidas, es que la utilización de la imagen multibanda con la máscara forestal derivada del MFA hace que el número de parcelas disponible para el análisis de correlaciones en los grupos del percentil 7 y 6 disminuya con respecto al que había utilizando toda la imagen, quedando 182 en el primero y 130 en el segundo. Esto se debe a que algunas de estas parcelas se situaban en localizaciones que, según el MFA, no pertenecían a bosques de pináceas, por lo que ahora no existen datos espectrales para ella. Esta circunstancia tiene que repercutir, en teoría, en un aumento general de los índices de correlación con respecto a los obtenidos en el apartado II.2.1.2, ya que el carácter forestal de estas parcelas viene avalado por el empleo de dos fuentes de información forestal que utilizan una metodología diferente.

Así, la Tabla II.2.28 muestra las correlaciones de *Pearson* obtenidas con estas parcelas en cada una de las de las cuatro segmentaciones y con la ventana de 3x3 sin restricciones. Como se observa, a excepción de con el neocanal CP2, las correlaciones entre la biomasa residual y las variables radiométricas consideradas vuelven a ser significativas al nivel $p < 0,01$, con la única salvedad de TM4 en el grupo que contiene menos parcelas, que lo son al nivel de $p < 0,05$. En cuanto al sentido de estas relaciones, destacar que, como era esperado, no existe ninguna modificación con respecto a anteriores análisis con otras metodologías de extracción.

En referencia a la magnitud de las correlaciones, una vez más las variables relacionadas con la humedad de la vegetación alcanzan los mayores coeficientes con todas las segmentaciones y con la ventana de referencia, si bien en algunas ocasiones, la variable NDVI alcanza valores en el mismo nivel que éstas; en sentido contrario, destacan una vez más las variables TC2, TM4 y CP2. Así pues, la conclusión en cuanto a la utilidad de las variables radiométricas consideradas es el mismo que en anteriores métodos de extracción de la información.

Un aspecto más interesante es el hecho de que las correlaciones aumentan conforme lo hace la homogeneidad radiométrica de las parcelas medida mediante el CV, independientemente de la variable radiométrica (con la única excepción de TM4) y del tipo de segmentación empleado. Esta situación también se observa en los resultados obtenidos mediante el uso de la ventana fija sin restricciones. De esta manera, la lectura que se deriva es que ninguna de las segmentaciones llevadas a cabo tiene un impacto tan beneficioso para obtener una ecuación estimativa precisa de la biomasa residual como el método de reducción de la muestra de parcelas a partir de la utilización del CV calculado sobre la ventana radiométrica de 3x3 píxeles. De haberse dado la situación contraria, las diferencias entre las correlaciones obtenidas entre las parcelas de percentil 7 y 6 deberían haber sido más pequeñas, dado que las segmentaciones RGB hubieran eliminado el ya analizado efecto negativo que heterogeneidad radiométrica tiene en la estimación de esta variable.

■ TABLA II.2.28

Coefficientes de correlación de Pearson obtenidos al relacionar la biomasa residual forestal (variable dependiente) con las variables independientes radiométricas continuas en los grupos del percentil 7 y 6 según el tipo de segmentación y usando ventanas fijas sin restricciones

	Segmentación S ₁		Segmentación S ₂		Segmentación S ₃		Segmentación S ₄		Ventana fija sin restricciones	
	Percentil 7	Percentil 6	Percentil 7	Percentil 6						
	Nº Parcelas	182	130	182	130	182	130	182	130	182
TM1	-0,595**	-0,616**	-0,600**	-0,621**	-0,599**	-0,617**	-0,606**	-0,628**	-0,598**	-0,630**
TM2	-0,585**	-0,617**	-0,580**	-0,613**	-0,573**	-0,609**	-0,579**	-0,619**	-0,585**	-0,632**
TM3	-0,594**	-0,638**	-0,591**	-0,640**	-0,588**	-0,629**	-0,597**	-0,641**	-0,602**	-0,657**
TM4	-0,224**	-0,182*	-0,243**	-0,210*	-0,220**	-0,192*	-0,224**	-0,188*	-0,240**	-0,205*
TM5	-0,622**	-0,678**	-0,642**	-0,696**	-0,635**	-0,684**	-0,638**	-0,696**	-0,650**	-0,698**
TM7	-0,605**	-0,683**	-0,625**	-0,696**	-0,621**	-0,685**	-0,632**	-0,704**	-0,641**	-0,701**
CP1	-0,592**	-0,653**	-0,608**	-0,663**	-0,601**	-0,651**	-0,606**	-0,664**	-0,615**	-0,668**
CP2	-0,059	-0,131	-0,063	-0,147	-0,084	-0,156	-0,082	-0,154	-0,082	-0,159
CP3	-0,563**	-0,621**	0,579**	0,634**	0,573**	0,621**	0,591**	0,636**	0,605**	0,649**
TC1	-0,578**	-0,629**	-0,588**	-0,637**	-0,581**	-0,624**	-0,584**	-0,636**	-0,595**	-0,643**
TC2	0,437**	0,477**	0,443**	0,484**	0,445**	0,479**	0,453**	0,484**	0,449**	0,491**
TC3	0,609**	0,670**	0,629**	0,694**	0,622**	0,678**	0,636**	0,696**	0,654**	0,700**
NDVI	0,626**	0,665**	0,627**	0,660**	0,626**	0,655**	0,634**	0,657**	0,630**	0,665**
MSI	-0,592**	-0,640**	-0,629**	-0,667**	-0,617**	-0,652**	-0,633**	-0,667**	-0,643**	-0,676**
VIS123	-0,601**	-0,635**	-0,599**	-0,636**	-0,595**	-0,628**	-0,602**	-0,640**	-0,604**	-0,651**
MID57	-0,618**	-0,684**	-0,638**	-0,699**	-0,632**	-0,687**	-0,639**	-0,702**	-0,648**	-0,701**
ABD	-0,599**	-0,649**	-0,609**	-0,662**	-0,603**	-0,650**	-0,608**	-0,664**	-0,616**	-0,668**

* Correlación significativa al nivel 0,05; ** Correlación significativa al nivel 0,01

Otro hecho que confirma el limitado éxito de las segmentaciones en eliminar la heterogeneidad de la muestra es que con ninguna de ellas se superan claramente los coeficientes de correlación alcanzados con la ventana de 3x3 sin restricciones. En este sentido, las segmentaciones que más se alejan de los valores alcanzados con la ventana de referencia son la S₁ y la S₃, mientras que las que más se acercan son las segmentaciones S₂ y, sobre todo, S₄, superando esta última, en algunas variables, los valores de referencia, tanto en el grupo de parcelas del percentil 7 como en el percentil 6. Esta circunstancia indica que de los dos parámetros conjugados a la hora de afrontar las segmentaciones RGB de la composición TM7-TM4-TM3 de la imagen con máscara forestal, el del número de desviaciones estándar a considerar en las tres bandas ha logrado modelar mejor la estructura espacial de los bosques del área de estudio que el número de secciones a obtener en cada una de ellas.

En relación con lo anterior, es necesario recordar que las segmentaciones S_1 y S_3 eran las que mejor se acomodaban a situaciones de alta heterogeneidad espacial de los bosques, ya que eran las que obtenían un mayor número de áreas homogéneas y de menor tamaño. A la vista de los resultados obtenidos, esta “atomización” del espacio no se corresponde con la realidad del área estudiada, que presenta menor grado de fragmentación. Esta realidad espacial, al menos para la estimación de biomasa residual, queda mejor caracterizada por la segmentación S_4 , la que menor número de regiones obtenía y de menor tamaño, por lo que la fragmentación del área forestal analizada es menor de lo que se esperaba *a priori*.

Aparte de que la segmentación S_4 pueda ser la que mejor modele la estructura espacial de las zonas boscosas analizadas, otra circunstancia que puede incidir en que las correlaciones sean mayores en esta segmentación puede estar relacionada con el hecho —señalado por Hyyppä y Hyyppä (2001)— de que la estimación de una variable forestal continua mediante imágenes de teledetección mejora cuanto mayor sea el tamaño del área del cual se dispone de datos de campo. Así, aunque al igual que en las otras segmentaciones los datos radiométricos extraídos en S_4 se restringían a los 8 píxeles vecinos del central de la parcela, el número final de píxeles considerados en cada parcela era mayor que en las otras tres, ya que en ésta existía una mayor probabilidad de que todos los píxeles de la ventana quedaran dentro de la misma región homogénea.

Centrándonos, por tanto, en la segmentación S_4 , el uso de ésta permite la obtención de coeficientes de correlación más altos que los de la ventana sin restricciones con las variables NDVI, TM1 y TC2, en el caso de utilizar las parcelas del percentil 7, y con TM7 y MID57, en el caso de utilizar las parcelas del percentil 6, si bien en este último grupo es donde los coeficientes alcanzados en ambos métodos de extracción son más parecidos, llegando a ser prácticamente iguales. El máximo valor de correlación se da precisamente con las variables MID57 y TM7 en grupo del percentil 6 (130 parcelas), superándose el umbral de 0,7 (0,704 y 0,702, respectivamente, utilizando la segmentación S_4 , y 0,701 con la ventana de referencia). Inmediatamente después de estos índices, con valores superiores a 0,69 en los dos métodos de extracción, aparecen las variables TC3 y TM5, quedando más alejada la quinta variable relacionada directamente con el contenido de humedad de la vegetación, el MSI. Estos valores de correlación son similares a los alcanzados por estas variables en el percentil 4 (clúster 3) en el apartado II.2.1, cuando solamente se empleaba como método de extracción la ventana fija de 3x3.

De esta manera, aunque la utilización del método de segmentación no ha conseguido proporcionar correlaciones mucho más elevadas que mediante el uso de ventanas fijas de 3x3, la exploración de la utilidad de este método sí ha permitido identificar un grupo de parcelas más numeroso que el utilizado en el ajuste de los modelos de regresión obtenidos en el apartado II.2.1 (el doble de parcelas que las contenidas en percentil 4 —clúster 3— y más del triple que las incluidas en el percentil 3 —clúster 4—). Además, este nuevo grupo de parcelas identificado presenta correlaciones algo superiores en las variables MID57, TM5 y TM7 que el grupo de áreas homogéneas de aptitud 3, que presentaba el mismo tamaño muestral.

Como resultado, la utilización de este grupo de parcelas permite obtener modelos de estimación más representativos del área de estudio y con menos probabilidad de estar sobre-ajustados que los generados en el apartado II.2.1, al tiempo que ofrecen más garantías que los obtenidos en el apartado II.2.2.1 con las áreas homogéneas delimitadas visualmente,

ya que, a diferencia de lo que sucedía en este apartado, existe seguridad de que los datos radiométricos extraídos sí que se corresponden a la realidad de la variable medida en la parcela.

Dado que las correlaciones alcanzadas con la utilización de la segmentación S_4 y ventanas fijas con restricción son prácticamente iguales a las que se obtienen con el uso de ventanas fijas sin restricción, la causa de que se haya encontrado este grupo de 130 parcelas con las características ya comentadas debe achacarse al hecho de que, en esta ocasión, a diferencia de lo hecho en las otras dos metodologías de extracción ensayadas, sólo se han considerado las parcelas en las que existía concordancia entre el IFN-2 y el MFA. Este hecho pone de manifiesto, una vez más, la precaución que hay que tener con la información del IFN-2 a la hora de utilizar sus datos para la estimación de parámetros forestales mediante teledetección, ya que la consideración de parcelas no clasificadas como forestales por otras fuentes de información ha podido ser motivo por el que no se han obtenido mejores resultados en anteriores modelos de estimación.

En consecuencia, estas 130 parcelas del percentil 6 son utilizadas en el siguiente subapartado para ajustar modelos de regresión univariantes y modelos de regresión lineal múltiple. Para ello, debido a la similitud de las correlaciones obtenidas a partir del uso de la segmentación S_4 y de la ventana 3×3 sin restricciones, se utilizan los datos radiométricos derivados de las dos metodologías de extracción a la espera de que estos análisis permitan discriminar de manera más clara si una es mejor que la otra, ya que, dado el carácter no lineal de las relaciones observado anteriormente y las limitaciones que el índice de correlación de *Pearson* tiene para medir este tipo de relaciones (Ebdon, 1982), este índice puede no haber sido suficiente para resaltar las diferencias entre los dos métodos.

II.2.2.2.3. Ajuste de modelos de regresión

— Modelos de regresión simple

Debido a que, una vez más, las variables relacionadas con el contenido de agua de la vegetación son las más correlacionadas con la biomasa residual, solamente se ajustaron modelos univariantes para estas variables (TM5, TM7, TC3, MSI y MID57). La Tabla II.2.29 recoge, para cada una de ellas, el mejor de los modelos obtenidos con las cinco muestras aleatorias del 80% de las 130 parcelas consideradas utilizando los datos de la segmentación S_4 , mientras que la Tabla II.2.30 muestra los obtenidos a partir de los datos de las ventanas 3×3 . Todos los modelos calculados, incluidos los de las tablas, resultaron significativos tanto a nivel de modelo como a nivel de los coeficientes de regresión que los integran ($p < 0,05$). La variación del R^2 entre los modelos ajustados con una misma variable fue escasa, siendo siempre el modelo exponencial el que mejor ajusta los datos con TM5, TM7, TC3 y MID57 y el lineal con MSI. Estas dos circunstancias muestran la robustez de los modelos representados en las tablas, dado que no se deben a casualidades estadísticas.

■ TABLA II.2.29

Modelos de regresión simple calculados con la información de las 130 parcelas del grupo del percentil 6 obtenida mediante la utilización de la segmentación S_4 y ventanas con restricciones: tipo de modelo, coeficiente de determinación, error estándar y coeficientes de regresión

Variable	Tipo de modelo	R^2	S_e	β_0	β_1
TM5	Exponencial	0,534	0,689	194,655	-0,169
TM7	Exponencial	0,548	0,616	89,434	-0,200
TC3	Exponencial	0,524	0,632	83,115	0,238
MSI	Lineal	0,474	8,469	53,755	-40,987
MID57	Exponencial	0,543	0,683	144,856	-0,094

■ TABLA II.2.30

Modelos de regresión simple calculados con la información de las 130 parcelas del grupo del percentil 6 obtenida mediante la utilización de ventanas fijas sin restricciones: tipo de modelo, coeficiente de determinación, error estándar y coeficientes de regresión

Variable	Tipo de modelo	R^2	S_e	β_0	β_1
TM5	Exponencial	0,537	0,687	179,967	-0,164
TM7	Exponencial	0,538	0,686	88,621	-0,200
TC3	Exponencial	0,524	0,632	79,623	0,232
MSI	Lineal	0,485	8,376	54,110	-41,360
MID57	Exponencial	0,541	0,684	132,553	-0,090

La comparación de los R^2 entre una y otra tabla confirma lo apuntado en el análisis de correlación acerca de las escasas diferencias existentes entre utilizar el método de la segmentación y el método de las ventanas fijas sin restricciones, al menos con el grupo de parcelas analizado. Así, comparando uno a uno los modelos obtenidos por variables, la segmentación ofrece R^2 ligeramente superiores en el caso de las variables TM7 y MID57, el uso de ventanas fijas ofrece resultados levemente mejores con TM5 y MSI y el resultado con TC3 es exactamente el mismo en ambos métodos. En términos absolutos, las variables TM5, TM7 y MID57 vuelven a erigirse como las más útiles, ya que alcanzan los coeficientes de correlación más altos, independientemente del método utilizado.

En cuanto a los errores de estimación alcanzados por estas variables considerando el mejor de sus dos modelos ajustados (Figura II.2.29), el de la variable MID57 es el que menores $RMSE$ y $RMSE_r$ presenta (5,72 tons/ha y 36,01%, respectivamente). En segundo lugar aparecen los obtenidos con las dos variables que forman este índice, con errores relativos inferiores al 44% en ambos casos. Por último, señalar que tanto TC3 como MSI presentan errores superiores a las 10 tons/ha, lo que viene a indicar imprecisiones en la estimación algo superiores al 50%.

Con respecto al grado de saturación de estos modelos, los gráficos de dispersión de la Figura II.2.29 muestran cómo el modelo obtenido con TC3 parece algo más sensible a las

cantidades superiores a las 40 tons/ha que los ajustados con TM5, TM7 y MID57. En cuanto al modelo ajustado con MSI, dado que se trata de un modelo lineal, no se puede afirmar propiamente que se dé una situación de saturación, aunque tal y como se observa en la figura, sí se puede afirmar que la recta deja de ajustar correctamente los datos cuando las cantidades de biomasa residual de las parcelas se sitúan por encima de las 30 tons/ha.

De esa manera, los resultados obtenidos indican que nuevamente la variable MSI es, de las variables radiométricas probadas, la menos útil para estimar la biomasa residual forestal del área de estudio, mientras que MID57 es, una vez más, la mejor, siendo los resultados con esta variable algo superiores cuando se utilizan los datos extraídos utilizando la segmentación S_4 y una ventana de 3x3 con restricciones. Es por ello por lo que se utiliza este modelo para la obtención de la cartografía de la biomasa residual que cierra este subapartado (Figura II.2.30). Además, un beneficio indirecto del hecho de que la variable MID57 haya resultado ser la más útil para cartografiar la biomasa residual es que la validación de esta cartografía permitirá la comparación de la metodología de extracción de la segmentación con las anteriormente utilizadas en este trabajo, ya que al final ésta ha sido la variable radiométrica más utilizada.

■ FIGURA II.2.29

Gráficos de dispersión de los mejores modelos para cada una de las variables consideradas en las Tablas II.2.29 y II.2.30

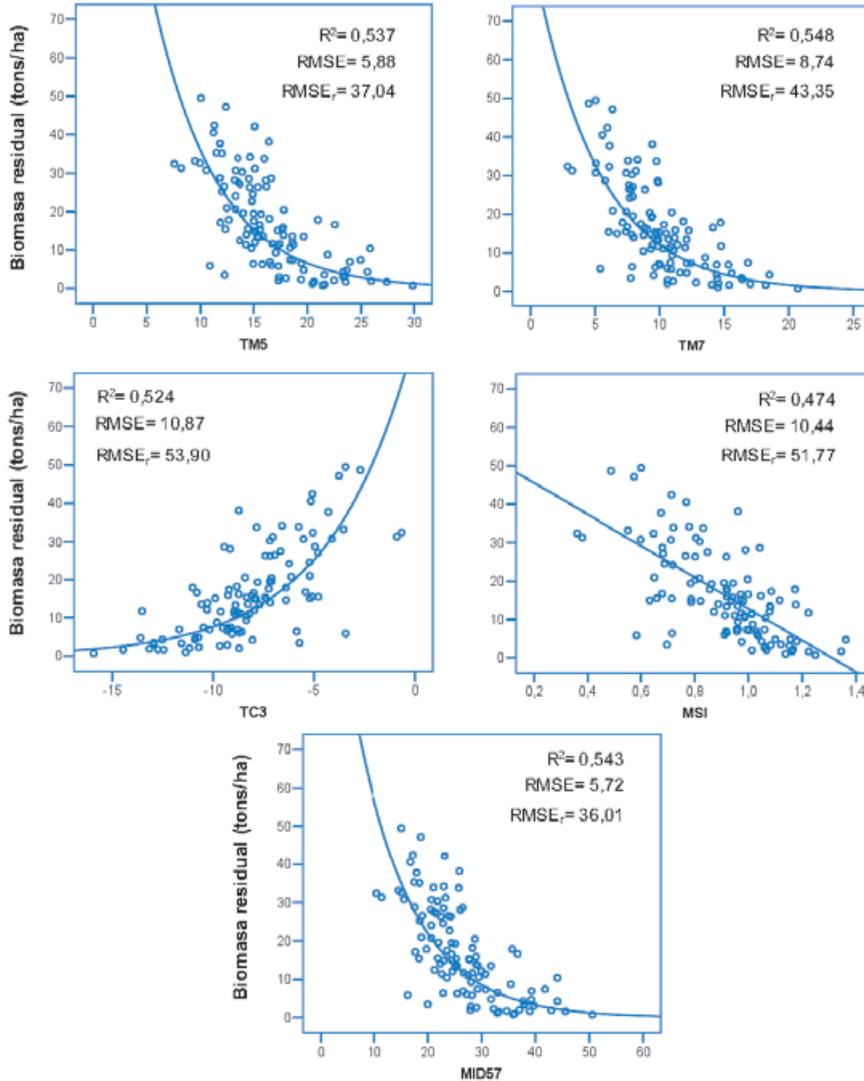
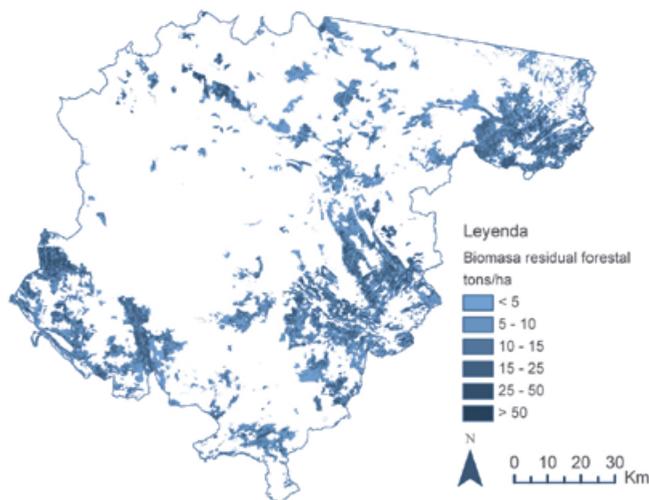


FIGURA II.2.30

Cartografía de biomasa residual forestal obtenida mediante regresión curvilínea usando las parcelas incluidas en el grupo del percentil 6 derivadas de la utilización del método de extracción de segmentación (S_4) y ventanas con restricciones



— *Modelos de regresión lineal múltiple*

Como se ha visto en el anterior apartado, existen escasas diferencias entre los modelos de estimación univariantes ajustados teniendo —o no— en cuenta los patrones espaciales obtenidos en la segmentación S_4 , si bien el modelo más preciso se ha obtenido considerándolos. Dada esta escasa diferencia, parece poco importante que para calcular los modelos de regresión lineal múltiple de las 130 parcelas seleccionadas se utilicen los datos de uno u otro método, ya que, casi con total certeza, los resultados volverán a ser semejantes.

Es por ello por lo que sólo los datos obtenidos a partir del método de segmentación son utilizados para calcular modelos de regresión múltiple. La justificación de esta elección reside en que, si este método de delimitación de áreas forestales no hubiera sido tenido en cuenta, no se hubiera podido delimitar el grupo de 130 parcelas homogéneas cuyo coeficiente de correlación con la biomasa es semejante al grupo de 68 obtenido a partir del uso del CV del apartado II.2.1.2. Otro motivo igualmente importante es que se pretende comparar directamente los resultados de emplear este método de extracción con el de ventanas fijas de 3×3 y el CV y con el de áreas homogéneas forestales delimitadas visualmente. Además, está la circunstancia de que, aunque levemente, este método ofrece una mejor correlación con la variable MID57, que se ha mostrado a lo largo de estas páginas como la más adecuada para estimar la biomasa residual.

Los resultados de las pruebas de normalidad aplicadas sobre los datos obtenidos con el uso de la segmentación S_4 y el uso de ventanas 3×3 con restricciones reflejaron que sólo tres de las variables aquí consideradas, TC3, NDVI y MSI, son normales sin necesidad de ninguna transformación. En el otro extremo aparece CP3, ya que ninguna de las operaciones aplicadas logró revertir la situación de no normalidad de la variable original. A pesar de ello,

dada la cercanía de la distribución de esta variable a la de una curva normal, fue incluida en el modelo. En cuanto al resto, señalar que, con la única excepción de TM4, las transformaciones aplicadas en cada una de ellas son coincidentes con las que se utilizaron con el grupo de parcelas del clúster 3. Otro aspecto a destacar en este último análisis sobre la distribución de las variables para el ajuste de modelos de regresión múltiple es que, un vez más, la raíz cuadrada es la mejor transformación para la variable dependiente.

Todas las variables dependientes originales o transformadas con distribución normal mostraron una relación homocedástica y lineal con la variable transformada de la biomasa residual en los gráficos de dispersión individuales, por lo que fueron consideradas a la hora de establecer los modelos de regresión. Esta situación se dio también con CP3, a pesar de no cumplir esta última variable el requisito anterior, por lo que finalmente también fue tenida en cuenta.

La Tabla II.2.31 recoge los modelos obtenidos en cada una de las cinco muestras del 80% de las 130 parcelas que se obtuvieron utilizando una selección al azar. Como se observa en esta tabla, sólo dos de los cinco modelos, los obtenidos con las dos primeras muestras, quedaron compuestos por más de una variable (TC3 y TM1 en N_1 y MID57 y TM1 en N_2). Sin embargo, el alto índice de condición alcanzado en el modelo N_2 en su dimensión más alta (42,281) es un indicador claro de que este modelo no cumple el supuesto de no colinealidad. En efecto, este extremo quedó confirmado mediante el análisis de la correlación entre las dos variables que lo conforman, que arrojó un valor de 0,820. Dado que este modelo no cumple con uno de los supuestos básicos más críticos, fue eliminado, dejando en su lugar el univariante ajustado por la variable seleccionada en primer lugar en el método de pasos *hacia delante* (Tabla II.2.32). En referencia al modelo múltiple obtenido con la muestra N_1 es preciso señalar que, aunque cumple el criterio de colinealidad, la adición de TM1 como segunda variable no incrementa mucho el R^2 con respecto al modelo obtenido en el primer paso, lo que expresa la escasa importancia de esta variable.

■ TABLA II.2.31

Modelos de regresión múltiple calculados con los datos obtenidos mediante la segmentación S_4 y ventanas con restricciones: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, coeficiente de determinación ajustado, error estándar, índice de condición superior obtenido en las dimensiones en las que se descompone el modelo, variables seleccionadas y coeficientes y significación estadística de esas variables

Modelo-Muestra	R^2_a	S_e	Índice de condición superior	Variables	β	Sig.
N ₁	0,547	0,994	14,668	TC3	0,303	0,000
				ln_TM1	-1,087	0,021
				Constante	7,746	0,000
N ₂	0,566	1,035	42,281	ln_MID57	-2,881	0,000
				ln_TM1	-1,175	0,049
				Constante	14,749	0,000
N ₃	0,560	1,051	12,975	ln_TM7	-3,411	0,000
				Constante	11,395	0,000
N ₄	0,596	0,962	21,757	ln_MID57	-3,928	0,000
				Constante	16,563	0,000
N ₅	0,533	1,047	22,198	ln_MID57	-3,846	0,000
				Constante	16,217	0,000

■ TABLA II.2.32

Modelo de regresión calculado para la muestra N₂ con los datos obtenidos mediante la segmentación S_4 y ventanas con restricciones al eliminar las variables introducidas en el segundo paso: muestra de parcelas sobre la que se ha calculado, variable seleccionada, coeficiente de determinación ajustado, error estándar y coeficientes de regresión

Variable	Tipo de modelo	R^2_a	S_e	β_0	β_1
N ₂	ln_MID57	0,535	1,071	16,409	-3,888

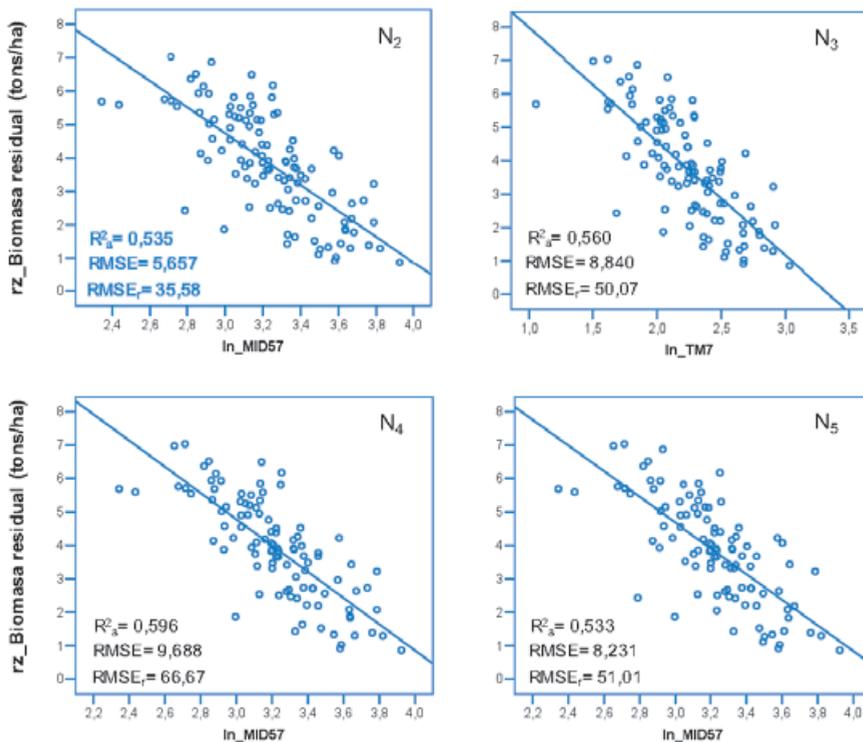
Como resultado, 4 de los modelos obtenidos en este análisis son univariantes, empleando 3 de ellos la variable MID57 (N₂ de la Tabla II.2.32, N₄ y N₅ de la Tabla II.2.31), y la TM7 el restante (N₃). El análisis gráfico de los residuos de cada uno de estos modelos y del múltiple mostró que todos ellos cumplían los supuestos de normalidad, homocedasticidad, linealidad, independencia y no colinealidad, siendo además altamente significativos, por lo que son válidos desde el punto de vista estadístico.

Centrándonos en los coeficientes de determinación obtenidos, todos ellos se sitúan en el intervalo comprendido entre 0,5 y 0,6, siendo dos de los modelos ajustados con MID57 los que marcan el valor mínimo (0,533 en N₅) y el máximo (0,596 en N₄). Así, en términos de capacidad de predicción, los resultados obtenidos mediante el análisis de regresión multivariante son algo superiores a los alcanzados previamente en la regresión univariante, ya que ninguno de estos últimos sobrepasaba el umbral de 0,55.

Sin embargo, esta ligera diferencia a favor de los modelos lineales obtenidos en este apartado no se mantiene cuando se utilizan como referencia los errores de estimación, ya que solamente uno de los ajustados en este apartado presenta un $RMSE_r < 40\%$, mientras que en el anterior se obtuvieron dos con esta característica. El error absoluto y relativo más bajo en los modelos univariantes es el alcanzado en el modelo N_2 , mientras que el más alto se da en el modelo N_4 (Figura II.2.31). Por su parte, el modelo bivalente N_1 se sitúa entre ambos extremos, con un $RMSE$ de 9,064 tons/ha y un $RMSE_r$ de 44,95%.

FIGURA II.2.31

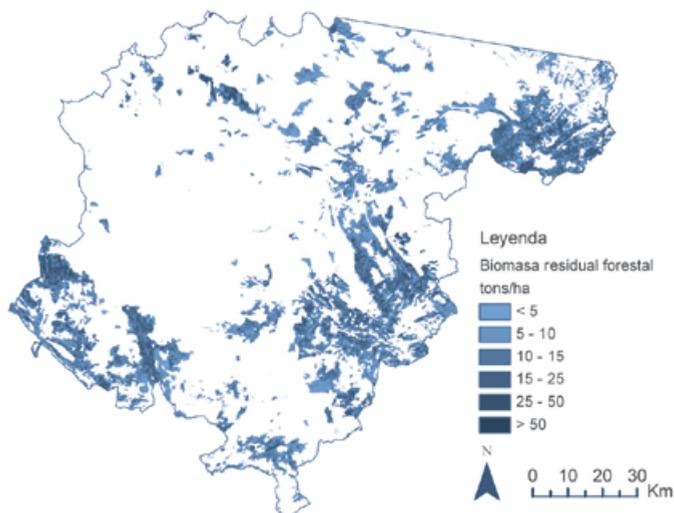
Gráficos de dispersión de modelos de regresión lineal univariantes de las Tablas 3.37 y 3.38



Dado que los modelos univariantes ajustados con la variable MID57 son los más repetidos, se elige uno de ellos para obtener la cartografía de estimación representativa de la metodología de análisis llevada a cabo en este subapartado. Para escoger entre ellos se volvió a seguir el criterio de seleccionar el que mejor equilibrio presentaba entre su capacidad de predicción y el error de estimación obtenido con la muestra de validación. Como resultado, se seleccionó el modelo ajustado con la muestra N_2 , ya que éste, a pesar de no ser el que mejor R^2 tiene de los tres, presenta el error de estimación menor. La Figura II.2.32 muestra el resultado de aplicar este modelo de regresión.

FIGURA II.2.32

Cartografía de biomasa residual forestal obtenida mediante regresión lineal usando las parcelas incluidas en el grupo del percentil 6 derivadas de la utilización del método de extracción de segmentación (S₄) y ventanas con restricciones



II.2.2.2.4. Conclusiones

Los resultados obtenidos en los apartados de análisis de correlación y de ajuste de modelos de regresión a partir de la información radiométrica obtenida mediante la utilización de áreas homogéneas forestales delimitadas a partir de técnicas de segmentación y de ventanas fijas de 3x3, con y sin restricciones, nos permiten derivar las siguientes conclusiones:

I. Aunque el algoritmo de aglomeración *RGB clustering* se mostró útil para segmentar la imagen en áreas radiométricas homogéneas, existen pocas diferencias entre los resultados obtenidos al utilizar —o no— esta información para restringir el número de píxeles vecinos a considerar en las ventanas fijas

Como se ha indicado con anterioridad, el uso de regiones espectralmente homogéneas en la extracción de la información es una forma eficiente de eliminar algunos de los errores en el análisis de la imagen debidos a errores en su georreferenciación o en la localización de los puntos (Mäkelä y Pekkarinen, 2001). Sin embargo, al igual que en los trabajos de Mäkelä y Pekkarinen (2001) y Pekkarinen (2002), el uso de estas regiones no ha servido para mejorar significativamente las estimaciones del parámetro forestal estudiado.

Tal y como indican estos autores, uno de los motivos de esta escasa diferencia puede estar relacionado con el pequeño tamaño de las parcelas de campo, que hace que cualquier error en su localización introduzca errores que no pueden ser solventados mediante el uso de la segmentación, ya que un mínimo desplazamiento con respecto a la realidad hace que

el píxel central de la ventana sea asignado a una región o a otra. Un segundo motivo puede ser que las segmentaciones acometidas no han sido exitosas a la hora de obtener áreas homogéneas en contenido de biomasa residual. Esta circunstancia puede estar relacionada con el hecho de que cuanto más pequeñas son las unidades forestales, la proporción relativa de píxeles mixtos aumenta, con lo que existe mayor probabilidad de confusión en el análisis de la imagen (Mäkelä y Pekkarinen, 2001). Por último, indicar que, posiblemente, la consideración de las 482 parcelas en lugar de únicamente las parcelas que se sitúan dentro de los grupos 7 y 6 definidos a partir del CV calculado con la ventana fija de 3x3, hubiera permitido encontrar más diferencias entre estos dos métodos de extracción, seguramente a favor del uso de regiones espectralmente homogéneas.

A pesar de lo anterior, las diferencias existentes entre los cuatro tipos de segmentaciones llevadas a cabo demuestran que existe una relación directa entre la estructura espacial de los bosques y la capacidad de estimar biomasa residual. Así, los mejores coeficientes de correlación se han obtenido cuando las áreas homogéneas delimitadas eran más grandes, lo que coincide con lo apuntado en el trabajo de Hyypä y Hyypä (2001) respecto de que cuanto mayor es el tamaño de la unidad de referencia, mejor es el resultado de la estimación.

Una posibilidad para mejorar los resultados hubiera sido el utilizar ventanas fijas más grandes para la extracción. Sin embargo, como se indicó al principio del apartado II.2.1, la consideración de tamaños más grandes en un medio forestal mediterráneo tan heterogéneo hubiera incrementado el riesgo de asociar a la respuesta radiométrica de la parcela otras realidades espaciales distintas a las existentes en ella.

Por último, resaltar que el resultado más positivo de aplicar esta metodología de extracción es el haber identificado un grupo de parcelas con un tamaño muestral doble y coeficientes de correlación similares que el más numeroso de los delimitados con el CV en el apartado II.2.1 sobre los que se ha obtenido cartografía de estimación (percentil 4-grupo clúster 3 y percentil 3-grupo clúster 4). De esta manera los modelos generados tienen menos probabilidad de estar sobre-ajustados y más posibilidades de ser representativos de todo el área de estudio. Al mismo tiempo, estos modelos ofrecen mayores garantías que los obtenidos a partir del uso de áreas homogéneas delimitadas visualmente, ya que los datos radiométricos pertenecen al interior de la parcela y de su vecindad más inmediata, utilizándose un número idéntico de parcelas. Este doble hecho justifica por sí solo todos los esfuerzos realizados en este subapartado.

II. Las variables radiométricas relacionadas con el contenido de humedad de la vegetación obtenidas de la imagen Landsat vuelven a confirmarse como las mejores a la hora de estimar la biomasa residual forestal

Los análisis de correlación efectuados sobre los datos obtenidos mediante la utilización de áreas forestales homogéneas delimitadas a partir técnicas de segmentación y ventanas fijas con restricciones señalan nuevamente a las variables relacionadas de forma positiva o negativa con el contenido de agua de la vegetación como las más útiles en la estimación de la variable forestal aquí estudiada. Más concretamente, las variables TM5 y TM7 y, sobre todo, la variable MID57 se postulan como las mejores para obtener cartografía en el área de estudio, dado que muestran la mejor relación entre grado de explicación y error de predicción en los modelos de regresión.

III. Los modelos de regresión ajustados logran peores resultados que los obtenidos con el método de ventanas fijas y CV, pero mejores que los alcanzados con el método de las áreas homogéneas delimitadas visualmente

Los modelos obtenidos con las variables relacionadas con el contenido de humedad en el análisis de regresión simple mediante la utilización de áreas forestales homogéneas delimitadas a partir técnicas de segmentación y ventanas fijas con restricciones (Figura II.2.29) presentan una capacidad de predicción media aproximadamente un 30% más baja que los ajustados con esas mismas variables con el método de ventanas fijas y CV en el grupo del clúster 3 (Figura Figura II.2.12). Esta diferencia a favor de los últimos se mantiene cuando el error de predicción es el parámetro considerado, ya que, mientras en éstos la media del $RMSE_r$ se sitúa en torno al 40%, en los obtenidos usando las áreas homogéneas radiométricas esa media asciende al 44%. Sin embargo, si se comparan sólo los modelos obtenidos con la variable MID57, esta diferencia entre los dos métodos se reduce, sobre todo en el error de estimación. Así, el $RMSE_r$ obtenido con el método de segmentación es, incluso, algo inferior al calculado con el método de ventanas fijas y CV (36,01% frente a 36,18 %).

En cuanto a la comparación con los obtenidos con el método de extracción de las áreas homogéneas visuales, los derivados de la utilización de la segmentación también presentan una peor capacidad explicativa, ya que los primeros manifiestan R^2 que oscilan, entre 0,6 y 0,7 y los segundos entre 0,5 y 0,6, a excepción de los ajustados con MSI (Figuras II.2.23 y II.2.29, respectivamente). Por el contrario, los $RMSE_r$ son siempre mejores en los modelos basados en la segmentación espectral independientemente de la variable relacionada con la humedad considerada, siendo esta diferencia mayor en la variable que ha servido para derivar la cartografía de estimación, MID57 (36,01% de $RMSE_r$ en el método de segmentación y 60,76% en el de áreas visuales).

Con respecto a las diferencias existentes considerando los modelos derivados del análisis de regresión lineal múltiple, apuntar en primer lugar que, al igual que en las otras dos metodologías de extracción de la información empleadas en este trabajo, tampoco se logra reducir con este método —basado en la segmentación espectral— el efecto de colinealidad entre las variables, que impide el ajuste de modelos multivariantes.

Comparando los modelos lineales obtenidos utilizando los datos extraídos a partir de la segmentación S_4 con los derivados mediante el uso de las ventanas fijas y el CV en el clúster 3, estos segundos vuelven a ser mejores tanto en los coeficientes de determinación alcanzados como en los errores de predicción evaluados mediante el $RMSE$ y el $RMSE_r$. La menor diferencia se da entre los modelos empleados en cada uno de estos métodos para obtener la cartografía de estimación, ambos ajustados con la variable MID57 ($RMSE_r$ de 26,67% utilizando las ventanas fijas y el CV y de 35,58% usando la segmentación S_4). En cambio, los modelos calculados en este apartado, aunque no superan los R^2 obtenidos en el apartado que utiliza las áreas homogéneas visuales, sí que presentan $RMSE_r$ inferiores a estos últimos. Así, en el caso de los modelos utilizados para derivar cartografía, la diferencia neta en este índice es de casi 24 puntos a favor del modelo finalmente utilizado en este apartado (35,58% de $RMSE_r$ frente al 59,48% en el modelo que utiliza las áreas forestales homogéneas visuales).

Por último, señalar que, a pesar de que los R^2 de los modelos derivados del análisis de regresión simple y múltiple no son muy altos, los $RMSE_r$ son netamente inferiores a los presentados en Mäkelä y Pekkarinen (2001) y Pekkarinen (2002), trabajos que han inspirado el

empleo en nuestra investigación de esta metodología basada en la segmentación. Este es un dato importante considerando que se trata de trabajos llevados a cabo en ambientes boreales donde *a priori*, como se ha señalado, la estimación de parámetros forestales mediante el uso de imágenes de satélite da mejores resultados. Además, dado que el *RMSE*, obtenido con este método de segmentación con la variable MID57 es mejor que el derivado del uso de áreas homogéneas con esta misma variable, es preciso resaltar que también es mejor que los obtenidos en el conjunto de trabajos citados anteriormente en las conclusiones de este método de extracción. En cuanto al tercer trabajo que ha estimulado nuestro empleo de las segmentaciones, el de Hall *et al.* (2006), debe señalarse que la comparación no es posible, ya que dicha investigación utiliza la segmentación para estimar variables dimensionales del árbol, no variables de volumen total.

En resumen, aunque el método combinado de extracción de la información basado en el uso de técnicas de segmentación sobre la imagen Landsat y de ventanas fijas con restricciones no ha logrado mejorar el grado de correlación entre la biomasa residual forestal y las variables radiométricas en comparación con el uso de ventanas fijas simples del mismo tamaño, sí ha permitido individualizar un grupo de parcelas más numeroso que con la metodología de ventanas fijas y *CV* del apartado II.2.1, idéntico al basado en el uso de áreas homogéneas forestales visuales del apartado II.2.2.1, manteniendo coeficientes de correlación similares. Esta circunstancia permite afirmar que los modelos de regresión ajustados con este método están menos sobre-ajustados a la muestra que los del apartado II.2.1, por lo que son a su vez más representativos del área de estudio, mientras que estas características se mantienen con respecto a los ajustados en el apartado II.2.2.1. La principal ventaja de los modelos ajustados en este apartado con respecto a los de este último es que los *RMSE*, obtenidos son bastante inferiores, seguramente debido al hecho de que, en esta ocasión, existe más probabilidad de que los datos radiométricos extraídos correspondan realmente a la cantidades de biomasa residual de las parcela del IFN-2, ya que solamente se han considerado los píxeles situados en su interior y los de su inmediata vecindad.

II.2.3. Validación de las cartografías de estimación de biomasa residual forestal

La validación de los modelos que han servido para obtener cartografías de estimación de la cantidad exacta de biomasa residual forestal mediante el 20% de las muestras con las que han sido calculados señala que los obtenidos mediante el método de ventanas fijas y el *CV* son los más adecuados en términos de capacidad de predicción y de error, aunque, debido al escaso número de parcelas, estos resultados pueden ser engañosos y poco representativos de la realidad. Esta última cuestión queda resuelta mediante la utilización de áreas homogéneas forestales delimitadas visualmente o mediante el uso de técnicas de segmentación y ventanas fijas con restricciones, ya que con ambas metodologías de extracción se logra ajustar modelos más representativos a escala provincial, pero a costa de disminuir la capacidad de predicción y de incrementar el error de estimación. El problema de la disminución de la capacidad predictiva afecta principalmente a los modelos obtenidos a partir del uso de técnicas de segmentación, mientras que el aumento del error es más claro en los modelos ajustados a partir del uso de áreas forestales homogéneas delimitadas mediante fotointerpretación.

Todas las regresiones calculadas utilizadas para derivar cartografía se han basado en el uso de un conjunto de parcelas más o menos reducido con respecto a la muestra inicial, que, en principio, compartían la característica común de estar libres de posibles fuentes de error que dificultan el establecimiento de modelos biofísicos representativos y precisos, tales como errores de localización, consideración de otras cubiertas de vegetación, etc. Estas mismas parcelas "ideales" también han sido la fuente utilizada para medir el acierto de estos modelos y compararlos.

Sin embargo, dado que para obtener las diferentes cartografías de estimación de la variable estudiada todos estos modelos, independientemente de la técnica de extracción de la información utilizada, han sido aplicados a cada uno de los píxeles de la imagen Landsat clasificados como bosque de pináceas según el MFA, el grado de acierto de cada uno de ellos tiene que ser evaluado también a esta escala. Se trata pues de obtener una medida real del grado de precisión de cada una de las cartografías obtenidas.

El resultado de esta validación es el que permite finalmente decidir cuál de los modelos es más adecuado para la realidad del área de estudio, siendo la cartografía con menor error de estimación la seleccionada para inventariar la existencia de este recurso energético en el territorio estudiado.

Sin duda, la forma ideal de validar estas cartografías es la realización de trabajo de campo siguiendo las siguientes fases: (i) localización en las cartografías de estimación de píxeles representativos de todo el rango de biomasa residual presente en el área de estudio, proporcional a la superficie ocupada por cada una de las cuatro especies y procurando una distribución homogénea en todo el territorio; (ii) delimitación en el campo de la superficie de esos píxeles mediante el uso de fotografías aéreas de alta resolución y sistemas GPS; (iii_a) apeo de los pies presentes en la superficie delimitada y pesado de la biomasa residual en húmedo, cogiendo muestras de acículas y ramas para su posterior secado y empleo en el cálculo de la biomasa en seco, ó (iii_b) medición del *dbh* y la altura de los pies presentes para estimar la biomasa residual mediante el uso de las regresiones de estimación por especie utilizadas en este trabajo. Sin embargo, la imposibilidad de obtener permisos por parte de la Administración forestal para llevar a cabo la tarea (iii_a) y el elevado coste en tiempo y, sobre todo, en dinero de la tarea (iii_b) hizo desistir del empleo de esta metodología para validar las cartografías.

Ante estas restricciones, una alternativa más factible e igualmente válida desde el punto de vista estadístico es la utilización de las parcelas del IFN-2 sobre las que se tiene información de biomasa residual que no han sido utilizadas para el cálculo del modelo que da lugar a la cartografía. Esta alternativa hace que se respeten los criterios de contar con una muestra de validación numerosa, representativa de la superficie ocupada por cada una de las cuatro especies consideradas y distribuida por toda el área de estudio. Así, por ejemplo, las cartografías obtenidas con la utilización del 80% de las parcelas integrantes del grupo denominado como clúster 3 en el apartado II.2.1 pueden ser validadas potencialmente con un total de 430 parcelas²⁰. No obstante, el hecho de que la estimación de los modelos sólo se ha aplicado sobre los píxeles identificados como forestales en el MFA, dada la circunstancia de la no coincidencia de este documento con el IFN-2 ya mencionada, implica que el número

²⁰ Resultado de restar a las 482 parcelas que componen la muestra total las 52 que se emplean, aproximadamente, en los modelos ajustados con el grupo de parcelas del clúster 3.

final de parcelas útiles para la validación sea algo menor que el total de las no utilizadas en el ajuste de los modelos.

Dado el tamaño variable de las parcelas del IFN-2 (de 5 a 25 m de radio según el *dbh* de los pies situados en su interior, Tabla II.1.4), existen dos posibilidades a la hora de validar las cartografías: (i) considerar sólo el valor de biomasa del píxel central de la parcela, (ii) considerar el valor resultante de la media de los píxeles contenidos total o parcialmente en esa parcela. Para dilucidar cuál de estas opciones es más adecuada no queda otra alternativa que calcular el error en cada cartografía con estos dos métodos. A este respecto, la Figura II.2.33 muestra los resultados obtenidos en las 8 cartografías de estimación de la biomasa residual obtenidas a lo largo de esta investigación con la nueva denominación dada en la Tabla II.2.33, utilizando para ello el máximo de parcelas disponibles para la validación en cada una de ellas.

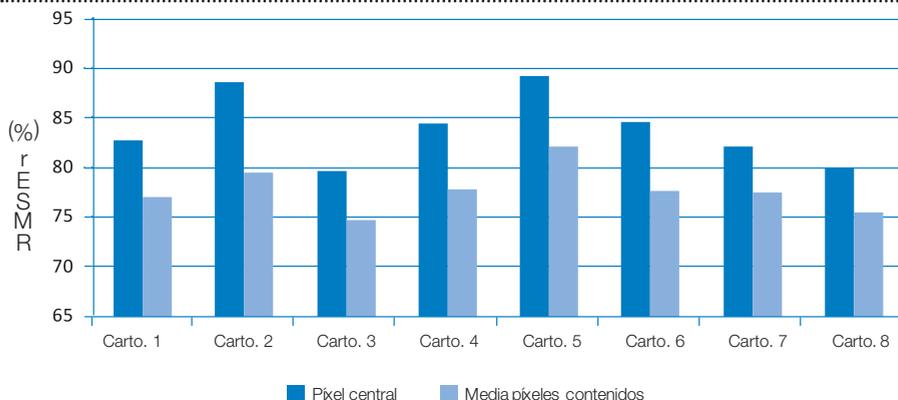
■ TABLA II.2.33

Cartografías de estimación de biomasa residual forestal obtenidas en los apartados II.2.1 y II.2.2. según el método de extracción de la información, el tipo de modelo utilizado, apartado donde aparecen y número de figura.

Cartografía	Metodología de extracción de información	Tipo de modelo	Apartado	Nº de figura
Cartografía 1	Ventana 3x3 y CV (clúster 3)	Curvilínea	II.2.1.3.2	II.2.13
Cartografía 2	Ventana 3x3 y CV (clúster 4)	Curvilínea	II.2.1.3.2	II.2.15
Cartografía 3	Ventana 3x3 y CV (clúster 3)	Lineal	II.2.1.3.3	II.2.18
Cartografía 4	Ventana 3x3 y CV (clúster 4)	Lineal	II.2.1.3.3	II.2.20
Cartografía 5	Áreas homogéneas	Curvilínea	II.2.2.1.3	II.2.24
Cartografía 6	Áreas homogéneas	Lineal	II.2.2.1.3	II.2.26
Cartografía 7	Segmentación y ventana 3x3	Curvilínea	II.2.2.2.3	II.2.30
Cartografía 8	Segmentación y ventana 3x3	Lineal	II.2.2.2.3	II.2.32

FIGURA II.2.33

RMSE, de cada una de las cartografías de estimación obtenidas en los apartados II.2.1 y II.2.2 con el máximo de parcelas disponibles en cada una de ellas para la validación



Como se observa en la Figura II.2.33, los *RMSE*, obtenidos en todas las cartografías utilizando la biomasa residual resultante de la media de los píxeles contenidos en cada parcela son netamente mejores que si solamente se considera la del píxel central, situándose el promedio de esta mejora por encima del 7,35%. El motivo de este hecho cabe achacarlo a que los modelos de regresión utilizados para la obtención de las cartografías, con independencia del método de extracción empleado, utilizan siempre datos provenientes de un promedio de píxeles constituido por el píxel central y un conjunto de píxeles situados en su vecindad. Además, otro factor influyente puede ser que, como se ha señalado en varias ocasiones, la utilización de varios píxeles reduce la comisión de errores de localización, por lo que aumenta la probabilidad de correspondencia real entre lo predicho en la parcela del IFN-2 y lo estimado en la cartografía.

Centrándonos en esta última cuestión, dado que la utilización de los promedios de píxeles contenidos en la parcela parece más acertada, también parece conveniente examinar la incidencia que en la validación tiene el considerar todas las parcelas disponibles en cada cartografía, incluyendo aquéllas que pueden no ser óptimas para este propósito, debido a errores en la localización o por estar situadas en ambientes muy heterogéneos, o un grupo algo menor que ofrezca mayores garantías de calidad.

En efecto, como hemos visto anteriormente, algunas de las parcelas del IFN-2 consideradas se caracterizaban por estar situadas en zonas de borde entre distintos tipos de cubiertas o en ambientes altamente heterogéneos, por lo que la información radiométrica que contenían era debida no sólo a los árboles inventariados, sino que también podía estar relacionada con la presencia de otros elementos. Si se utilizan estas parcelas en la validación para calcular el promedio de biomasa residual en la parcela se considerará también el valor de estos píxeles erróneos, con lo que el error de estimación aumentará. Además, como se ha mostrado mediante el uso de fotografía aérea de alta resolución en el apartado II.2.1 para el análisis de casos atípicos, algunas de las parcelas presentan errores de localización muy

graves, no existiendo correspondencia entre lo descrito en el IFN-2 y lo observado en las ortofotografías.

Para evaluar esta circunstancia se utiliza la información de homogeneidad radiométrica proporcionada por el CV en el apartado II.2.1. Así, se procede a validar las cartografías mediante la inclusión de todas las parcelas disponibles (entre 312 y 395, dependiendo del número utilizado para el ajuste del modelo de regresión de cada cartografía) y usando las parcelas que, considerando el CV de su entorno radiométrico, habían quedado englobadas en los grupos de los percentiles 9 y 8 (entre 225 y 308 y entre 140 y 222, respectivamente), eliminándose así las parcelas con mayor probabilidad de presentar problemas de localización o de estar situadas en zonas de borde, pero conservándose un número alto para garantizar que los resultados de la validación no están sesgados por la utilización solamente de parcelas "ideales". Finalmente, las 5 parcelas del grupo del percentil 8 que mayor diferencia presentan entre el valor real y el valor estimado en todas las cartografías son analizadas mediante el uso de fotografía de alta resolución para ver si se trata parcelas atípicas en las que no existe correspondencia entre las dos fuentes de información. Si esto se confirma de forma clara e inequívoca se eliminan estas parcelas y se vuelve a repetir la estimación con el resto de parcelas del percentil 8.

La Figura II.2.34 muestra los resultados de este análisis. Como en ella se observa, el error de estimación es menor en todas y cada una de las cartografías obtenidas cuando las parcelas utilizadas para ello tienen menos posibilidades de presentar errores de localización o de estar situadas en zonas limítrofes de distintas cubiertas del suelo. Sin embargo, el grado de disminución del error no es constante en los distintos escenarios planteados. Así, la mayor reducción se da cuando se utilizan las parcelas del percentil 9 en lugar de todas las parcelas disponibles en cada cartografía, produciéndose una mejora promedio relativa del 8,25%. En cambio, la menor mejora se da en el paso siguiente, cuando se utilizan las parcelas clasificadas dentro del percentil 8, ya que, en este caso, la mejora promedio con respecto a la utilización de las del percentil 9 no llega al 1% (0,67%). Estos datos muestran la incidencia que en la validación tiene la utilización de parcelas afectadas por los errores comentados con anterioridad, fácilmente detectables a partir del uso del CV, dado que una vez que son eliminadas, el error de estimación permanece constante. De esta manera, es importante desechar el uso de estas parcelas, dado que lejos de ofrecer una medida acertada del error, lo que hacen es distorsionar la realidad e incrementarlo.

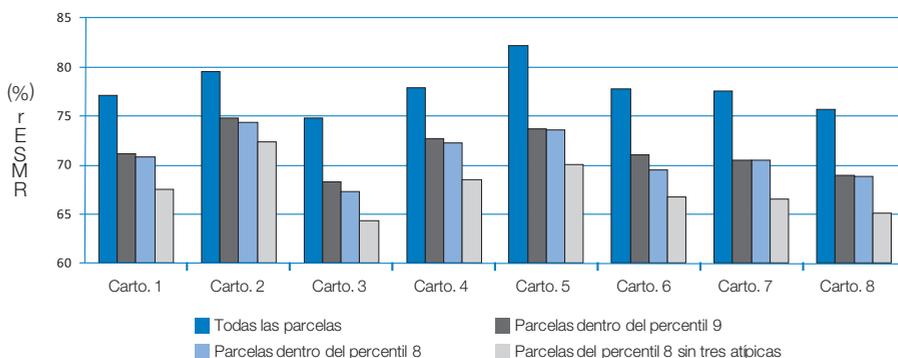
La segunda reducción más importante se da cuando en la muestra del percentil 8 se eliminan 3 parcelas de las 5 que mayores residuales presentan, al no coincidir los datos proporcionados por el IFN-2 con lo observado en las fotografías aéreas. Esta disintonía, que afecta concretamente a las parcelas 38, 508 y 1135, es semejante a la ya encontrada en el apartado II.2.1.3.2 cuando las parcelas pertenecientes al grupo denominado como clúster 3 (percentil 4) fueron analizadas una por una (Figuras II.2.10 y II.2.11). En este caso, lo observado en la fotografía permite intuir con cierta claridad que la cantidad de biomasa residual es mayor que la obtenida en esta parcela del IFN-2 mediante el uso de las ecuaciones de estimación, mientras que en las parcelas 508 y 1135 esta cantidad es manifiestamente menor. La mejora del error promedio al retirar estas tres parcelas de la muestra de validación es del 4,58%, siendo las diferencias mínimas entre las ocho cartografías.

Un último aspecto a señalar con respecto a esta última situación de reducción significativa del error es que, casi con total certeza, el análisis individualizado mediante fotografía aérea

del resto de parcelas que forman el grupo del percentil 8 hubiera hecho que más parcelas fueran eliminadas de la muestra de validación, al repetirse situaciones de no concordancia entre la fotografía y el IFN-2, semejantes a las de las parcelas retiradas en este y en el apartado II.2.1.3.2. Sin embargo, la posición conservadora adoptada a lo largo de todo este trabajo hizo que se desistiera de este análisis pormenorizado. De esta manera, se conservan en la muestra posibles errores que, en mayor o menor grado, casi siempre están presentes en muestras empleadas para la validación en trabajos análogos a este.

FIGURA II.2.34

RMSE_r de cada una de las cartografías de estimación obtenidas en los apartados II.2.1 y II.2.2 con todas las parcelas disponibles en cada una de ellas para la validación, las incluidas en el grupo del percentil 9, las incluidas en el percentil 8 y las que quedan en este grupo tras eliminar 3 parcelas con comportamiento atípico



Finalmente, para comparar el grado de precisión de las cartografías de estimación obtenidas en este trabajo mediante la utilización de tres métodos distintos de extracción de la información y dos de regresión, se utilizan los datos de error obtenidos mediante la muestra de parcelas incluidas en el percentil 8 sin las tres detectadas como atípicas. La Tabla II.2.34 muestra estos datos, así como el número de parcelas empleado en cada una de las cartografías para obtenerlos.

La primera conclusión que se deriva de analizar los $RMSE_r$ obtenidos es que, independientemente del método de extracción de la información utilizado y de la variable radiométrica finalmente utilizada, los modelos de regresión lineal dan lugar a cartografías de estimación de la biomasa residual forestal ligeramente más precisas que los modelos de regresión curvilíneos. Esta circunstancia puede estar relacionada con que este tipo de modelos, al emplear variables linealizadas mediante transformaciones, son levemente menos sensibles a la saturación de las variables radiométricas utilizadas que se observa a partir de las 40 tons/ha. Sin embargo, el análisis de los residuales obtenidos con estos dos tipos de regresión en las parcelas de validación situadas por encima de esta cantidad, que son siempre negativos debido a la saturación, no confirmó esta circunstancia, al ser levemente más bajos en términos absolutos los alcanzados con los modelos de regresión curvilínea. Así pues, el menor error

relativo obtenido con los modelos lineales se debe a que éstos realizan una mejor estimación a lo largo de todo el recorrido de la variable en general.

■ TABLA II.2.34

Número de parcelas utilizado para la validación de las 8 cartografías obtenidas en los apartados II.2.1 y II.2.2 y error de estimación obtenido²¹

Cartografía	Nº de parcelas²¹	RMSE (tons/ha)	RMSEr (%)
Cartografía 1	196	10,575	67,47
Cartografía 2	219	11,316	72,36
Cartografía 3	194	10,276	64,26
Cartografía 4	215	10,790	68,52
Cartografía 5	171	9,668	70,05
Cartografía 6	182	9,417	66,71
Cartografía 7	138	10,017	66,52
Cartografía 8	137	9,872	65,06

Centrándonos en la comparación entre las metodologías de extracción utilizadas, destacar en primer lugar que los errores obtenidos son similares en todas ellas, situándose los absolutos en una horquilla entre las 9,668 y las 11,316 tons/ha y los relativos —los utilizados para comparar— entre el 64,26% y el 72,36%.

Los errores relativos más altos con los dos métodos de regresión se obtienen con el método de ventanas fijas y el CV cuando solamente se consideran las parcelas incluidas en grupo del clúster 4 (percentil 3). Recordamos aquí que este grupo estaba compuesto solamente por 35 parcelas (7,26% de la muestra total), circunstancia ésta que ha hecho que, tal y como se intuía, a pesar de los buenos coeficientes de determinación R^2 y R^2_a alcanzados por los modelos ajustados, éstos son poco representativos para todo el área de estudio.

Seguidamente, considerando de forma separada los modelos de regresión lineal y curvilineal, los *RMSE* más altos se dan en las cartografías obtenidas a partir de los datos extraídos con las áreas homogéneas delimitadas visualmente sobre las fotografías aéreas de alta resolución. Los valores que se alcanzan con este índice son sólo ligeramente superiores a los que se obtenían cuando se utilizaba el 20% de la muestra de las 131 áreas obtenidas de esta manera, por lo que una vez más se confirma la utilidad de la fotointerpretación como técnica útil para la delimitación de áreas homogéneas forestales susceptibles de ser utilizadas para ajustar modelos de estimación de variables forestales. Sin embargo, el hecho de que las unidades delimitadas no sean exactamente iguales —en contenido de biomasa forestal— que la parcela del IFN-2 que queda en su interior puede ser el motivo por el que no se alcanzan valores más bajos.

²¹ La ligera variación que se produce en el número de parcelas empleadas en la validación entre cartografías que han utilizado el mismo grupo de parcelas, pero diferente método de regresión, se debe a la metodología empleada de ajustar cinco modelos de regresión a partir de cinco muestras distintas de aproximadamente el 80% de las parcelas consideradas.

Así, los errores relativos más bajos, tanto en los modelos lineales como en los no lineales, se dan en las cartografías obtenidas a partir del método de ventanas fijas y el CV cuando se utilizan las parcelas incluidas en grupo del clúster 3 (percentil 4) y con el método que utiliza la segmentación S4 y ventanas fijas con restricciones basadas en esa segmentación. La diferencia entre el $RMSE_r$ de la validación de las cartografías obtenidas con estos dos métodos de extracción —utilizando la variable MID57 en los dos tipos de regresión— apenas se sitúa en un 1,40% a favor del método que usa la segmentación en el caso de la regresión curvilínea y en un 1,23% a favor del que usa ventanas fijas y el CV en el caso de la regresión lineal.

Esta leve diferencia entre los dos métodos ha sido observada también en las diferentes validaciones efectuadas en este apartado considerando sólo el valor de biomasa del píxel central de la parcela o usando los píxeles contenidos total o parcialmente en esa parcela (Figura II.2.33) e independientemente del número de parcelas consideradas (Figura II.2.34). Semejanza que indica que las ecuaciones obtenidas en ambos representan una misma relación biofísica entre la biomasa residual forestal y la variable MID57; esta afirmación es corroborada por la similitud de los coeficientes de regresión entre las ecuaciones exponenciales y las lineales obtenidas en los dos métodos (Tabla II.2.35).

■ TABLA II.2.3

Comparación de los coeficientes de regresión de las ecuaciones que han servido para obtener las cartografías de estimación 1, 3, 7 y 8

Cartografía	Metodología extracción	Tipo de modelo	β_0	β_1
Cartografía 1	Ventana 3x3 y CV (clúster 3)	Curvilínea	208,014	-0,107
Cartografía 7	Segmentación y ventana 3x3	Curvilínea	144,856	-0,094
Cartografía 3	Ventana 3x3 y CV (clúster 3)	Lineal	18,879	-4,663
Cartografía 8	Segmentación y ventana 3x3	Lineal	16,409	-3,888

Se puede afirmar que ambos métodos parecen igual de adecuados para cartografiar la biomasa residual forestal del área de estudio si solamente se utiliza el criterio del error de estimación, presentándose las cartografías basadas en los modelos lineales como algo mejores. Por consiguiente, parece oportuno incorporar otros criterios —además del error— a la hora de seleccionar finalmente la cartografía obtenida por este método de regresión, a partir de la cual se va a inventariar este recurso energético en el territorio estudiado. Estos criterios son la capacidad de predicción y la representatividad para el área de estudio:

- Teniendo en cuenta el primero, la capacidad de predicción, la decisión a favor del método de extracción de las ventanas de 3x3 píxeles y CV es clara, ya que presenta unos coeficientes de determinación, tanto en el modelo no lineal como en el lineal, muy superiores a los alcanzados con el método que utiliza la segmentación (0,767-0,711 frente a 0,543-0,535, respectivamente).
- Atendiendo al segundo, su representatividad en el área de estudio, la similitud de los resultados obtenidos en las todas validaciones efectuadas en este apartado manifiesta que el reducido conjunto de parcelas utilizado en el método de las ventanas fijas y

CV es tan representativo de la variable dependiente en el territorio estudiado como el utilizado con el método que emplea la segmentación, a pesar de que este último esté compuesto por el doble de individuos. En conclusión, los modelos que dan lugar a las cartografías 1 y 3 no están tan sobre-ajustados a la muestra como en principio se esperaba por el escaso número de parcelas empleado, ya que dan lugar a errores de precisión similares a otros métodos que utilizan muchas más.

De esta manera, demostrada la representatividad que el pequeño grupo de parcelas del clúster 3 tiene con respecto a la muestra total, se elige finalmente la metodología de extracción de las ventanas de 3x3 píxeles y *CV* del apartado II.2.1 para inventariar la existencia de biomasa residual forestal en la provincia de Teruel, siempre que este método se muestre como extrapolable en el tiempo. Este último aspecto se verifica en el siguiente apartado.

II.2.4. Evaluación del efecto de la temporalidad en la estimación de la biomasa residual forestal mediante imágenes Landsat TM

Los resultados obtenidos a partir de la imagen de junio de 1994 han mostrado que, independientemente del método de extracción de la información utilizado y del método de regresión considerado, las variables radiométricas relacionadas con el contenido de humedad de las hojas son las más adecuadas para estimar la biomasa residual de los bosques de pinos de la provincia de Teruel. Este resultado coincide con trabajos previos que señalan a estas variables como las más útiles para estimar *AGB* (Steininger, 2000; Foody *et al.*, 2001; Lu *et al.*, 2004; Lu, 2005; Lu y Batistella, 2005).

Por otra parte, como se ha indicado en los objetivos, una de las características que debe cumplir la metodología propuesta para estimar la biomasa residual forestal es la de ser fácilmente actualizable a escala provincial o regional. Así, para poder concluir que tanto la metodología empleada como la relación biofísica existente entre variables radiométricas relacionadas con la humedad y la cantidad de biomasa residual son independientes de la fecha de la imagen Landsat utilizada, es necesario validar ambos aspectos con otras escenas capturadas en diferentes fechas a lo largo del año.

Aunque lo deseable para esta validación sería contar con una colección de escenas repartidas a lo largo de los doce meses de un año, ésto no fue posible debido a problemas de presupuesto, que únicamente permitieron la adquisición de las tres escenas Landsat utilizadas²². De esta manera, el efecto que la temporalidad tiene en la validez de la metodología desarrollada sólo puede ser evaluado considerando la estación de verano, más concretamente en los meses de junio, julio y agosto. No obstante, es necesario subrayar que estas imágenes resultan óptimas para este aspecto de validación, ya que son coetáneas a las labores de campo del IFN-2. Por otro lado, conviene recordar que la época estival es la más frecuentemente seleccionada en el campo de las aplicaciones forestales de la teledetección,

²² El acceso libre y gratuito a imágenes Landsat, recientemente habilitado por el USGS (*United States Geological Survey*), así como las posibilidades que ofrece el *Plan Nacional de Teledetección* en España, no existían en el momento de desarrollar el cuerpo fundamental de esta tesis.

ya que se minimiza el efecto de las sombras en la respuesta radiométrica registrada por el sensor debido a que el ángulo de elevación solar presenta sus valores anuales máximos en esta época.

Teniendo en cuenta esto, se diseñaron dos pasos para la evaluar el efecto de la temporalidad:

- En el primero se aplica el método que mejor resultado ha dado con la imagen de junio de 1994 a las de julio de 1993 y agosto de 1994. Se trata de comprobar la validez del método para obtener ecuaciones de estimación de la biomasa residual de forma independiente a la fecha de verano en la cual ha sido tomada la imagen. De igual manera, los resultados parciales y finales que se obtengan en este proceso servirán para validar si las variables relacionadas con el contenido de humedad de la vegetación siguen siendo, de todas las consideradas, las más útiles para ajustar los ajustes de regresión.
- En el segundo apartado se analiza la variación del contenido de humedad en los meses de junio, julio y agosto para las especies de pino consideradas en la presente investigación, con objeto de comprobar si existen diferencias significativas en esta variable durante el periodo de verano. Se pretende con ello valorar la estabilidad temporal de los modelos de estimación de la biomasa basados en el uso de variables radiométricas relacionadas con esta variable; ya que, si la variación de humedad entre los meses de verano es alta, el modelo de estimación será menos robusto, al presentar distintos ajustes para una misma cantidad de biomasa residual.

Para realizar este segundo análisis se utilizan datos procedentes del trabajo de campo del proyecto FIRERISK, recopilados por personal investigador del Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio de la Universidad de Zaragoza. La adquisición de estos datos, como se detallará más adelante, se hizo en dos áreas de muestreo de la Comunidad Autónoma de Aragón —fuera, aunque próximas, de la provincia de Teruel— y en fecha muy posterior —años 2001 y 2002— a la de las imágenes Landsat utilizadas en este trabajo. Debido a estos dos condicionantes y a la escasez de datos disponibles (sólo dos años), este análisis no podrá ser tomado como estadísticamente representativo para concluir certezas, aunque sí como exploratorio para derivar conclusiones parciales.

A continuación se recogen las conclusiones que se derivan de los resultados obtenidos en estos dos análisis:

I. El método que combina el uso de ventanas fijas 3x3 para extraer la información radiométrica, con el cálculo del CV de estas ventanas para individualizar grupos de parcelas del IFN-2 dependiendo de su heterogeneidad radiométrica, se muestra válido para estimar biomasa residual forestal, independientemente de la fecha de adquisición de la imagen Landsat dentro del periodo estival.

Esta conclusión descansa sobre los siguientes hechos, observados al emplear las imágenes de junio de 1994 en el los anteriores apartados y la de julio de 1993 y agosto de 1994 en el proceso de validación enunciado:

- La aplicación de este método proporciona grupos de parcelas en función de su heterogeneidad-homogeneidad radiométrica semejantes en número. Esta circunstancia permite llevar a cabo análisis cuantitativos semejantes en las tres imágenes, de modo que los resultados son directamente comparables.
- Los grupos de parcelas obtenidos con esta metodología en las tres imágenes contrastan la hipótesis de que a mayor homogeneidad del entorno radiométrico de la parcela, mayor correlación entre la biomasa residual forestal y las variables radiométricas, independientemente de la imagen utilizada. En este sentido, casi todas las correlaciones obtenidas con las variables radiométricas consideradas en este trabajo presentan el mismo tipo de relación (directa o inversa) y, sobre todo, similar grado de correlación en cada uno de los 10 grupos de parcelas delimitados. La única excepción a esta norma la constituyen los neocanales obtenidos mediante el ACP, ya que, dado su carácter imagen-dependiente, no sintetizan la información radiométrica de igual manera en cada una de ellas; por ello, los componentes CP2 y CP3 presentan un grado de significación variable en su relación con la biomasa residual dependiendo de la imagen analizada.
- En las tres imágenes, el grupo de parcelas del percentil 4 se revela como el mejor para generar buenos modelos de estimación de la biomasa residual. Esto es así porque en él las correlaciones entre la biomasa residual y las variables radiométricas son suficientes para conseguir ajustar ecuaciones de regresión simple con coeficientes de determinación importantes, circunstancia ésta indispensable al no poderse ajustar regresiones múltiples debido a la alta auto-correlación existente entre las variables radiométricas.
- Los modelos de regresión lineal y no lineal —ajustados mediante este método— que finalmente se utilizan para obtener cartografía presentan valores de R^2 , $RMSE$ y $RMSE_r$ muy parecidos, por lo que resulta indiferente cuál de ellos se aplique definitivamente para inventariar este recurso energético en el área de estudio. Además, todos estos modelos estimativos utilizados para obtener cartografía con las tres escenas se basan en un mismo tipo de variables: las relacionadas con el contenido de humedad de la vegetación. Por último, en este mismo sentido, debe añadirse que los resultados obtenidos en las pruebas de validación llevadas a cabo sobre las cartografías obtenidas con este método son también semejantes, ya que el $RMSE_r$ varía escasamente entre la cartografía más precisa y la menos (61,16% y 67,47%, respectivamente).
- Dado que este $RMSE_r$ es similar o inferior al obtenido en las cartografías derivadas con la imagen de junio con otros métodos que utilizaban más parcelas en el ajuste de las ecuaciones, se puede concluir que los modelos ajustados con la metodología empleada en este capítulo no están sobre-ajustados a la muestra, a pesar del reducido número de parcelas empleado. En consecuencia, este método —que utiliza ventanas 3x3 y el CV— se muestra como adecuado para seleccionar un grupo de parcelas suficientemente representativo del territorio con unas condiciones de homogeneidad que permiten ajustar buenas ecuaciones de estimación.

II. Las variables radiométricas relacionadas de forma directa o inversa con el contenido de agua de la vegetación son las más útiles para estimar la biomasa residual forestal en el área de estudio, independientemente de la fecha de adquisición de la imagen Landsat dentro del periodo estival.

Esta conclusión descansa en el hecho de que, como sucede con la imagen de junio de 1994, las variables radiométricas relacionadas con el contenido de agua de la vegetación son también las más correlacionadas con la biomasa residual con las imágenes de julio de 1993 y de agosto de 1994. Este mayor grado de correlación se da en todos los grupos de parcelas delimitados en función de su heterogeneidad-homogeneidad radiométrica. Esta circunstancia, unida a la alta auto-correlación existente entre las variables radiométricas, hace que los modelos estimativos lineales y no lineales ajustados con las tres escenas para obtener cartografía utilicen siempre una de estas variables.

Destaca, en particular, la variable MID57, ya que su uso en los modelos no lineales en las tres imágenes siempre alcanza un buen compromiso entre el grado de ajuste de la función y el error de estimación obtenido con la muestra de validación. Además, junto a TM7, es también la variable que más se repite en los modelos lineales ajustados con las escenas de junio, julio y agosto. Es por ello que la variable MID57 es utilizada para obtener 5 de las 6 cartografías derivadas mediante este método de extracción de la información. Los resultados de las validaciones de estas cartografías, que se sirven de aproximadamente el 80% de las parcelas no utilizadas previamente en el ajuste de este modelo, muestran que el error de estimación medido con el *RMSE*, es similar en todas ellas, por lo que su utilidad no depende del momento del verano en el cual se adquiere la imagen.

La razón del ajuste de mejores modelos curvilíneos con MID57, frente al resto de variables relacionadas con la humedad, puede estar relacionada con el hecho anteriormente mencionado de que esta variable siempre presenta un rango dinámico más amplio que las otras para explicar las variaciones de biomasa residual forestal. Esta circunstancia se observa claramente en la Tabla II.2.36, que compara el rango de MID57 en los modelos que se han utilizado para obtener cartografía con el de los modelos desechados que se valen de otras variables relacionadas con la humedad, siempre para la misma muestra de parcelas. Sin embargo, en los modelos lineales, la transformación de la banda 7 presenta un mayor rango que la de MID57, razón por la cual la primera variable resulta elegida en más ocasiones en las distintas pruebas que se hacen con este tipo de regresión. Aun así, el mejor compromiso que existe entre la capacidad de predicción y el error de estimación hace que se seleccionen los modelos lineales que utilizan MID57, con la única excepción de los ajustados con la imagen de agosto.

■ TABLA II.2.36

Comparación del rango de MID57 en los modelos que se han utilizado para obtener cartografía con el de los modelos desechados ajustados con otras variables relacionadas con la humedad para la misma muestra de parcelas

Imagen	Tipo de modelo	Rango dinámico				
		MID57	TM5	TM7	TC3	MSI
Junio de 1994	Curvilíneal	35,68	20,19	15,84	13,40	0,90
	Lineal	1,24	1,13	1,35	–	–
Julio de 1993	Curvilíneal	42,29	23,38	18,92	14,55	0,93
	Lineal	1,54	–	1,84	–	–
Agosto de 1994	Curvilíneal	38,79	21,73	17,54	14,02	0,81
	Lineal	–	–	1,35	–	–

Los resultados obtenidos en el análisis de las muestras de campo disponibles respecto de la variación del contenido de humedad en los meses de junio, julio y agosto de las cuatro especies de pino consideradas muestran que no existen diferencias significativas de esta variable durante el periodo estival. Esta circunstancia, unida a que las variables radiométricas relacionadas con el contenido de humedad son siempre las más correlacionadas en las tres imágenes y las seleccionadas en el proceso de ajuste de los distintos modelos de regresión, lleva a concluir que, en principio, esta relación biofísica es estable e independiente del momento de adquisición de la imagen dentro del verano. Sin embargo, dada la escasez de la muestra utilizada, es necesario señalar que, para garantizar la validez estadística de esta afirmación, sería necesario contar con más datos de campo de contenido de humedad, siendo también deseable que la muestra, más que en territorios cercanos, se situara dentro del área de estudio.

En resumen, se concluye que la metodología que combina el uso de ventanas fijas 3x3 para extraer la información radiométrica con el cálculo del CV de estas ventanas para individualizar grupos de parcelas dependiendo de su heterogeneidad radiométrica es replicable en el tiempo siempre que las imágenes Landsat que se utilicen hayan sido adquiridas en los meses de junio, julio y/o agosto. Esta afirmación descansa en el hecho de que los modelos operativos que se obtienen con las imágenes de este periodo del año siempre utilizan variables relacionadas con el contenido de humedad, destacando, dentro de éstas, MID57. Estos modelos representan una relación biofísica robusta, ya que tanto los coeficientes de regresión de estas ecuaciones, como su grado de ajuste global y los errores de estimación calculados con sus respectivas muestras de validación son muy similares. Asimismo, el grado de error de las distintas cartografías de estimación obtenidas con estos modelos es de la misma magnitud, oscilando en un intervalo inferior al 7%. El hecho de que la variabilidad del contenido de humedad medida en el campo tampoco presente diferencias significativas dentro de los meses de verano apunta también a la robustez biofísica de los modelos obtenidos, aunque para poder confirmar este extremo sería necesario disponer de una mayor muestra estadística.

La no correspondencia exacta de los modelos derivados con una u otra escena de verano y, por lo tanto, de las cartografías de estimación derivadas a partir de ellos, puede deberse

principalmente a imprecisiones producidas durante los procesos de corrección geométrica y radiométrica de las tres imágenes. Cualquier ligera imprecisión en estos pretratamientos, modifica la relación existente entre el dato tomado en el campo y la información radiométrica. Sin embargo, es preciso señalar que, a tenor de la similitud de los resultados obtenidos tanto en los modelos como en las cartografías, las imprecisiones que se han podido cometer en estos procesos han sido poco relevantes. Otro motivo de la no correspondencia estricta es que, a pesar de haberse utilizado parcelas pertenecientes al mismo percentil para la elaboración de los modelos, éstas no son exactamente las mismas en todos los casos, por lo que es lógico que los coeficientes de regresión de las ecuaciones varíen ligeramente.

II.3. La biomasa residual forestal actual de la provincia de Teruel. Inventario del recurso y localización de zonas óptimas para su aprovechamiento

Comprobada la replicabilidad del método seleccionado y la utilidad y estabilidad de las variables radiométricas relacionadas con el contenido de agua de la vegetación para estimar la variable biomasa residual forestal, siendo independientes estas dos cuestiones de la fecha de la imagen Landsat utilizada dentro del periodo estival, sólo resta aplicar cualquiera de las ecuaciones así obtenidas para conocer la cantidad existente de este recurso en la provincia de Teruel en la actualidad.

Cumpliendo con la fase III recogida en el apartado de metodología y materiales, el presente capítulo se desglosa en tres bloques:

- En el primero se realizan los procesos de pretratamiento (corrección geométrica y radiométrica) sobre una imagen Landsat de características análogas a las utilizadas en el anterior capítulo, pero de fecha más cercana a la actualidad. Una vez corregida, si la ecuación de estimación seleccionada lo requiere, se obtendrá el neocanal necesario. Seguidamente, se aplicará el modelo de estimación, obteniéndose así una cartografía base, equivalente a las ya calculadas, en las que cada píxel está expresado en tons/ha.
- El segundo bloque consistirá en derivar información cartográfica y estadística de la biomasa residual forestal obtenida para los tres niveles de división administrativa operativos en el territorio turolense: provincial, comarcal y municipal, si bien sólo se producirá cartografía para los dos primeros. Para ello, la cartografía obtenida en el apartado anterior, en la que cada píxel está expresado en tons/ha, será utilizada para calcular otra nueva en la que se exprese la cantidad de biomasa contenida realmente en cada píxel, ya que cada uno de ellos representa una superficie de 0,0625 ha.
- Por último, se ensayará una metodología para localizar las zonas óptimas para el aprovechamiento de este recurso. Mediante herramientas SIG esta metodología modelará cuatro variables críticas para conocer la viabilidad económica de la extracción de la biomasa residual forestal (cantidad, extensión de la masa forestal, orografía y proximidad a pistas, caminos o carreteras que permitan su extracción y transporte), obteniéndose un valor de aptitud para cada punto del territorio.

II.3.1. Estimación de la biomasa residual forestal actual de Teruel

La selección de la imagen utilizada en este capítulo se hizo entre las disponibles de forma gratuita en el *Plan Nacional de Teledetección*. En concreto, se buscó entre las escenas disponibles en 2008 que correspondían a la misma órbita de observación terrestre y fila que las utilizadas para obtener los modelos de regresión (*track 199/ frame 32*) y que hubieran sido adquiridas en algún momento del verano. De las imágenes que cumplían este doble criterio, sólo la escena de 5 de julio se encontraba libre de nubes en su mayor parte, por lo que finalmente fue la seleccionada.

Comprobada la correcta radiometría de la imagen mediante su análisis visual y el de los histogramas de cada banda, se iniciaron los pretratamientos para eliminar las distorsiones geométricas y radiométricas, obteniéndose una imagen expresada en valores de reflectividad. Los procesos de corrección aplicados con el mismo rigor que para las imágenes de 1993 y 1994, utilizándose los mismos métodos. De esta manera se garantizó la correcta extrapolación temporal de los modelos de estimación obtenidos en los anteriores capítulos.

En el caso de la corrección geométrica, se volvió a emplear un modelo empírico basado en el uso de puntos de control, utilizándose nuevamente las ortofotografías del *SIG Oleícola Español* como documento auxiliar de referencia y el MDE disponible para lograr resultados más precisos y ajustados. El polinomio de ajuste fue también de segundo grado. El total de puntos de control utilizados fue de 122, obteniéndose un error inferior al píxel, concretamente de 0,52 píxeles (15,73 m). Cumplido el nivel de tolerancia exigido en este trabajo, se procedió a la transferencia de los ND originales a la posición corregida mediante el método del vecino más próximo.

La imagen georreferenciada fue sometida al proceso de corrección radiométrica utilizando para ello el modelo no-Lambertiano propuesto por Colby (1991), recalcular los valores específicos relacionados con la imagen y el momento de su adquisición. Finalmente, la imagen de reflectividad obtenida tras este proceso de corrección fue re-escalada de tantos por uno a tantos por cien para facilitar los análisis posteriores.

Realizados los pretratamientos, fue necesario decidir cuál de los mejores modelos de estimación de la biomasa residual forestal obtenidos en el capítulo anterior, para las imágenes de junio de 1994 y julio de 1993 y agosto de 1994, iba a ser aplicado, ya que en función de ello sería necesario —o no— aplicar la transformación preceptiva a la imagen de reflectividad de 2008 para obtener el neocanal utilizado en esa ecuación.

Dado que tanto el mejor modelo lineal y no lineal obtenido para cada una de las tres imágenes anteriores utiliza siempre una variable relacionada con el contenido de humedad, el criterio empleado para seleccionar los de una u otra imagen debe ser temporal: debe seleccionarse entre los dos de la imagen que más próxima este en el calendario con la de julio de 2008, ya que el contenido en agua de la vegetación en ambas imágenes será más similar que con otras.

De esta manera, teniendo en cuenta que la imagen de 2008 fue tomada el 5 de julio, la imagen utilizada para obtener modelos de estimación que puede presentar mayor similitud es la de junio de 1994, ya que fue registrada sólo 7 días antes (29 de junio). Por tanto, prescindiendo de las posibles fluctuaciones interanuales, el contenido de humedad de los bosques de pináceas en la imagen del 5 de julio de 2008 tiene que ser más similar con la imagen de 29 de junio de 1994 que con las imágenes de 28 de julio de 1993 y 16 de agosto de 1994, más adelantadas en la época estival y, en consecuencia, con contenidos de agua en la vegetación menores, al menos desde el punto de vista teórico.

Para la elección entre el modelo no lineal o el lineal, ajustados con la imagen de junio de 1994 mediante el método de ventanas fijas y el CV considerando las parcelas del clúster 3 (percentil 4), se debe atender a dos criterios: (i) cuál de los dos alcanza con esta imagen mejores resultados en términos de capacidad predictiva y de error de estimación con la muestra y en la cartografía obtenida y (ii) qué tipo de regresión ofrece resultados más estables con las tres imágenes analizadas.

En atención al primer criterio, tanto el modelo curvilíneo como el lineal obtenidos utilizan la variable MID57 y presentan un R^2 elevado ($>0,7$), si bien el del modelo curvilíneo es algo más alto (0,767 frente a 0,711). Sin embargo, cuando se observan los resultados alcanzados en los errores de estimación con sus respectivas muestras no utilizadas en el ajuste de la ecuación, el modelo lineal presenta $RMSE_r$ más bajos en casi 10 puntos (26,67% frente a 36,18% en el curvilíneo) (Figuras II.2.12d y II.2.17). Esta diferencia entre modelos se debe principalmente a la división aleatoria de la muestra para ajuste y validación que se ha utilizado en ambos. En

consecuencia, el error de estimación en las cartografías obtenido en el apartado II.2.3 es un parámetro más sólido a la hora de escoger uno de los dos.

Como se observa en la Tabla II.2.34, la cartografía obtenida con el modelo lineal (cartografía 3) presenta un $RMSE_r$ sensiblemente inferior al de la cartografía derivada de aplicar la curvilínea (cartografía 1) (64,26% frente a 67,47%), siendo además la que presenta el mejor resultado de las ocho cartografías obtenidas con diferentes metodologías de extracción y de regresión con la imagen de junio de 1994. Así pues, este primer criterio señala a la ecuación lineal como la más adecuada para obtener la información de biomasa residual con la imagen de julio de 2008.

El segundo criterio también señala al modelo lineal como el mejor para ser utilizado con la imagen de 2008, ya que el $RMSE_r$ obtenido con este tipo de ecuaciones presenta resultados más estables que el curvilínea en las tres imágenes. Atendiendo a los datos absolutos, la variación del $RMSE_r$ entre las cartografías de las tres fechas es solamente de 1,71 puntos porcentuales cuando se ha utilizado un modelo lineal, mientras que en las cartografías creadas con modelos exponenciales es de 6,31 puntos.

En consonancia con los anteriores resultados, se escogió para estimar la biomasa residual actual el modelo lineal²³. Como se observa en la Ecuación 10, para su aplicación se hizo necesario el cálculo del neocanal MID57 con la imagen de julio de 2008 (Figura II.3.1).

$$y = -4,663 \cdot (\ln MID57) + 18,879 \quad \text{Ecuación 10}$$

II.3.2. Inventario del recurso energético

Como ya se ha indicado, para obtener correctamente la cantidad de biomasa residual de la provincia de Teruel a escala provincial, comarcal y municipal, es necesario transformar la cartografía obtenida en el anterior apartado —en la que cada píxel está expresado en tons/ha— en otra en el que se exprese la cantidad de biomasa contenida realmente en cada píxel. Para ello se utilizó el módulo *Spatial Analyst* de ArcGIS, concretamente la herramienta *Raster Calculator*, en la cual se multiplicó la cartografía obtenida por el valor 0,0625, siendo el resultado obtenido la cartografía de la Figura II.3.2. El valor máximo de biomasa contenido en un píxel de 25x25 m en la provincia de Teruel no supera las 7 toneladas.

²³ Esta ecuación se corresponde a la ajustada con la muestra de parcelas N₁ de la Tabla II.2.19

Para el inventariado del recurso existente en los tres niveles administrativos considerados, esta capa raster se cruzó mediante la herramienta *Zonal Statistics* de *Spatial Analyst* con las capas vectoriales de comarcas y municipios de la provincia de Teruel. En los siguientes subapartados se recogen los resultados obtenidos.

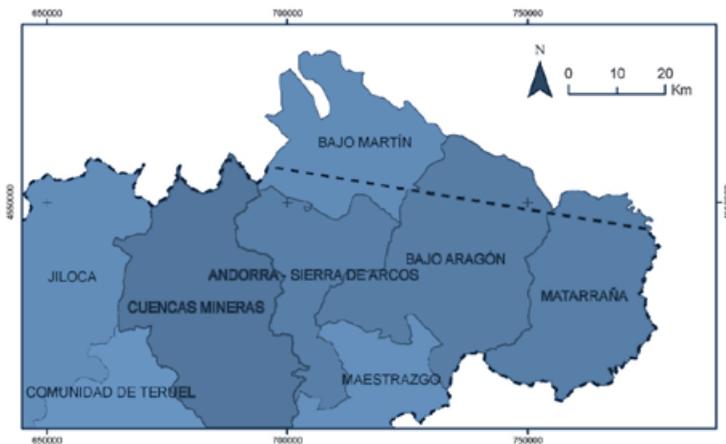
II.3.2.1. INVENTARIO A ESCALA PROVINCIAL

El total de biomasa residual forestal aprovechable potencialmente como recurso energético en la provincia de Teruel en julio de 2008, omitiendo el sector más septentrional que queda fuera de la escena Landsat utilizada (Figura II.3.3)²⁴, asciende a 5.449.252 tons.

Como se observa en las Figuras II.3.1 y II.3.2, la distribución de esta biomasa no es homogénea por todo el territorio, sino que se concentra, como era esperado, en las zonas de sierra de la mitad meridional (Sierras de Gúdar, Javalambre y Albarracín), que es donde se localizan los bosques más extensos y mejor conservados de toda la provincia, compuestos principalmente de *P. sylvestris* en las zonas más altas y *P. nigra* conforme se desciende en altitud, muchas veces introducido por repoblación. Dentro de esta zona, un importante sector de acumulación de recurso aparece en los llamados “pinos de rodeno”, compuestos fundamentalmente por *P. pinaster*.

FIGURA II.3.3

Detalle de la superficie provincial —sector septentrional de las comarcas de Bajo Martín, Bajo Aragón y Matarraña— no inventariada



Destaca en segundo lugar el sector nororiental (Puertos de Beceite), donde se combina, en un gradiente altitudinal, la presencia de *P. sylvestris*, *P. nigra* y *Pinus halepensis*. En el sector central de la provincia, las zonas con mayores acumulaciones de biomasa residual se

²⁴ Esta circunstancia afecta, en orden de importancia, a las comarcas del Bajo Martín (79,30% de su territorio), Bajo Aragón (18,92%) y Matarraña (9,97%).

corresponden con las masas de pinar situadas en las laderas de las Sierras Menera, Cucalón, Palomera y San Just, destacando sobre todo la segunda, fruto de la existencia en esta zona de repoblaciones densas de *P. nigra*. Por último, señalar la existencia, en la zona más septentrional de la provincia, de teselas —de menor continuidad espacial que las anteriores y con menor contenido de recurso— que se identifican con masas de *P. halepensis* de estructura abierta, características de este sector de la provincia.

II.3.2.2. INVENTARIO A ESCALA COMARCAL

La Tabla II.3.1 y la Figura II.3.4 muestran, respectivamente, cómo se distribuye en cantidades absolutas y en porcentajes la biomasa residual forestal en las 10 comarcas turolenses. Como puede observarse, en la comarca de Gúdar-Javalambre es donde se concentra la mayor cantidad de recurso, seguida por la comarca de la Sierra de Albarracín y por la del Matarraña, a pesar del territorio de esta última que ha quedado sin inventariar; en cuarto lugar, con un porcentaje algo inferior debido sobre todo a su menor superficie, se encuentra la comarca del Maestrazgo. Estas cuatro comarcas contienen conjuntamente casi las tres cuartas partes del total de la biomasa residual forestal de la provincia de Teruel (74,32%).

■ TABLA II.3.1

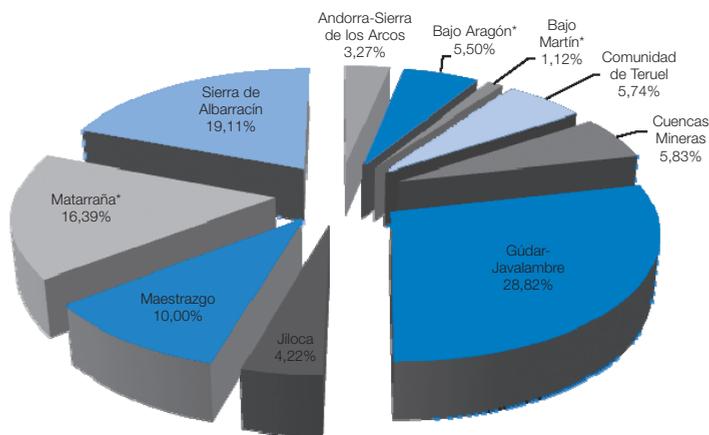
Biomasa residual forestal en cada una de las comarcas turolenses

Comarca	Toneladas
Andorra-Sierra los Arcos	178.051
Bajo Aragón*	299.612
Bajo Martín*	61.030
Comunidad de Teruel	312.907
Cuencas Mineras	317.533
Gúdar-Javalambre	1.570.650
Jiloca	230.206
Maestrazgo	544.989
Matarraña*	892.904
Sierra de Albarracín	1.041.370

* Comarca no inventariada totalmente

FIGURA II.3.4

Distribución porcentual por comarcas de la biomasa residual forestal (*comarca no inventariada totalmente)



Las seis comarcas restantes presentan siempre proporciones de recurso inferiores al 6% del total provincial, destacando entre ellas las de Cuencas Mineras, Comunidad de Teruel y Bajo Aragón (>5%). El contenido total de las tres comarcas con menor cantidad de biomasa residual forestal —Jiloca, Andorra-Sierra los Arcos y Bajo Martín— asciende a un total de 469.287 toneladas, lo que equivale a sólo el 8,61% del total provincial.

Para cerrar este apartado, se recogen como ejemplo dos de las cartografías a color obtenidas a escala comarcal, las cuales permiten observar de manera más detallada la distribución espacial de la biomasa residual forestal en cada una de ellas (Figuras II.3.5 y II.3.6). El resto de cartografías a escala comarcal pueden observarse en el CD-Rom que acompaña a esta publicación.

II.3.2.3. INVENTARIO A ESCALA MUNICIPAL

En este subapartado se recoge simplemente como ejemplo dos tablas con el contenido de biomasa residual forestal de los municipios que componen las dos comarcas de las que se ha adjuntado cartografía en el apartado anterior (Tablas II.3.2 y II.3.3). Los datos del resto de municipios de Teruel para los que se han obtenido datos por estar total o parcialmente contenidos en la imagen Landsat utilizada pueden consultarse en el CD-Rom que acompaña a esta publicación.

FIGURA II.3.5

Biomasa residual forestal en la comarca de Gúdar-Javalambre (tons/ha, julio 2008)

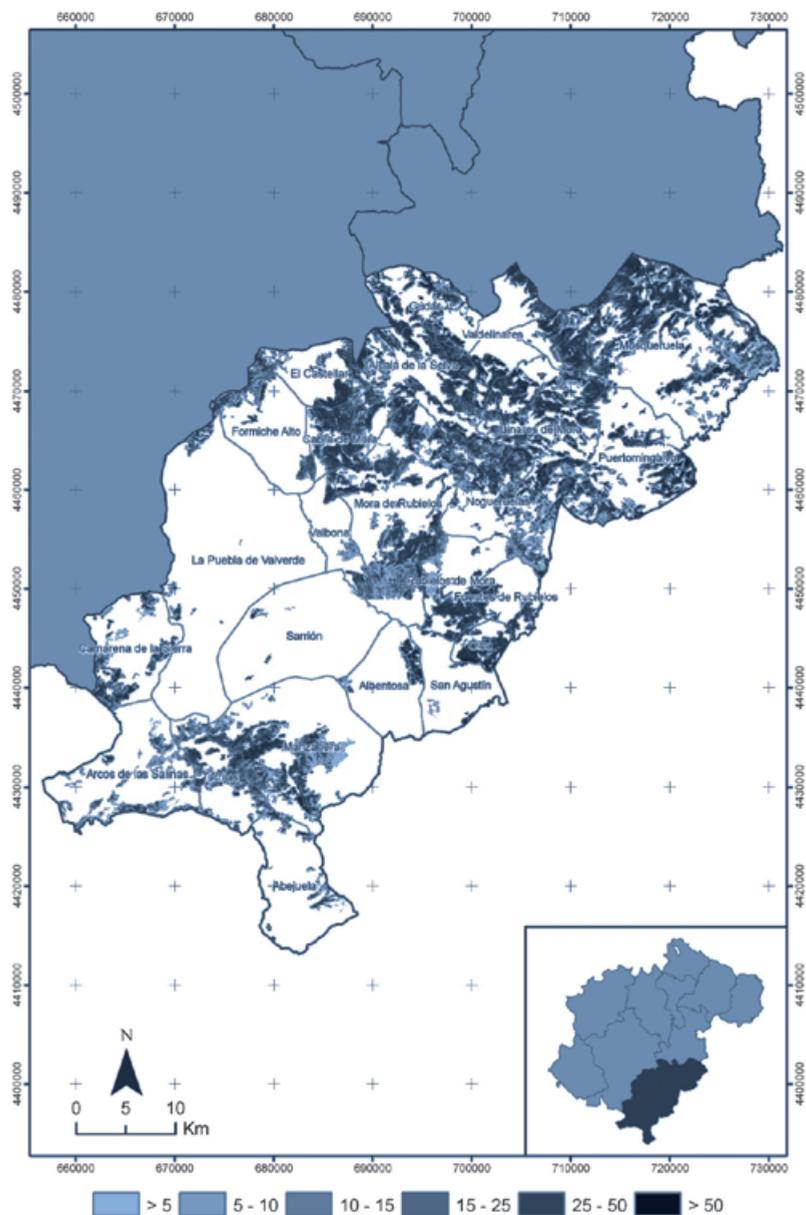
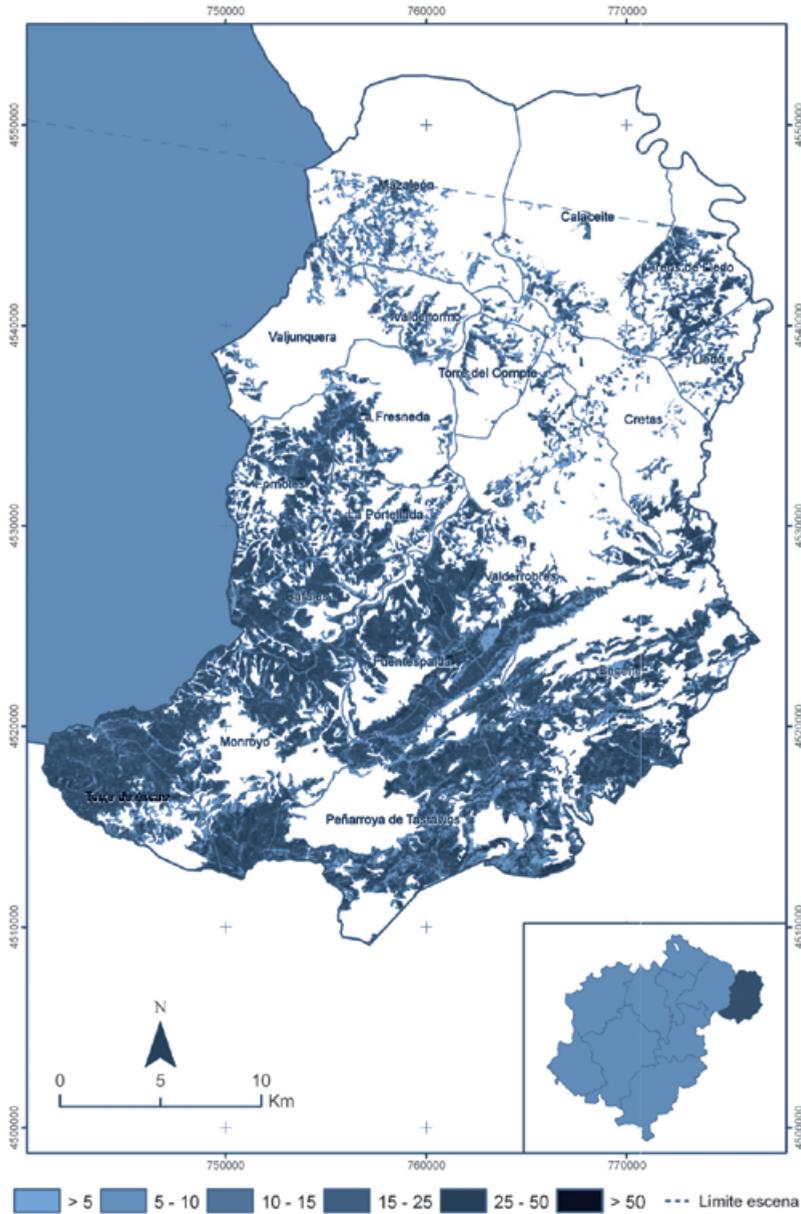


FIGURA II.3.6

Biomasa residual forestal en la comarca del Matarraña (tons/ha, julio 2008)



■ TABLA II.3.2

Biomasa residual forestal por municipios de la comarca de Gúdar-Javalambre

Gúdar-Javalambre			
Municipio	Toneladas	Municipio	Toneladas
Abejuela	12676,90	Manzanera	94965,79
Albentosa	19407,09	Mora de Rubielos	140938,00
Alcalá de la Selva	139302,00	Mosqueruela	326061,10
Arcos de las Salinas	24275,19	Noguerauelas	99438,89
Cabra de Mora	57097,30	Olba	39097,00
Camarena de la Sierra	41067,19	Puertomingalvo	82153,79
El Castellar	39851,00	Rubielos de Mora	54238,10
Formiche Alto	22638,50	San Agustín	4884,66
Fuentes de Rubielos	28716,40	Sarrión	2942,04
Gúdar	65125,00	Torrijas	43187,39
La Puebla de Valverde	12894,20	Valbona	13620,40
Linares de Mora	160233,00	Valdelinares	45839,60

■ TABLA II.3.2

Biomasa residual forestal por municipios de la comarca del Matarraña

Matarraña*			
Municipio	Toneladas	Municipio	Toneladas
Arens de Lledo*	27372,40	Mazaleón*	11597,70
Beceite	134217,00	Monroyo	141310,10
Calaceite*	7398,70	Peñarroya de Tastavins	121100,00
Cretas	15728,90	Ráfales	65118,39
Fornoles	44587,00	Torre de Arcas	68398,60
Fuentespalda	71728,50	Torre del Compte	5047,12
La Fresneda	18031,69	Valdeltormo	5962,16
La Portellada	19143,30	Valderrobres	123053,11
Lledo	6811,18	Valjunquera	6297,97

* Comarca y/o municipio no inventariados totalmente

II.3.3. Determinación de las zonas de aprovechamiento óptimas mediante la utilización de un índice espacial

Como se ha señalado en la síntesis descriptiva de esta publicación (Parte I), el desconocimiento de la cantidad de biomasa residual presente en un territorio es una de las mayores barreras que limita su utilización como fuente de energía. Una vez resuelta esta incógnita, es necesario modelizar otros factores de índole espacial que también inciden de forma decisiva

en su aprovechamiento, por cuanto determinan el coste de la extracción del recurso. Estos factores son la extensión del área forestal, la pendiente del terreno y la distancia a pistas, caminos y carreteras que puedan ser utilizados para su evacuación y transporte desde la zona de extracción (Álvarez, 2004).

Estos tres factores son fácilmente modelizables en un SIG, adoptando para cada punto del territorio valores de aptitud recogidos en la bibliografía específica en relación con la viabilidad económica y técnica de la extracción de la biomasa residual. Una vez modelizados, estos tres factores se pueden integrar junto al factor cantidad de biomasa residual para desarrollar un único índice que los integre, determinando así las zonas de aprovechamiento óptimas, las que presentan mayor viabilidad desde el punto de vista económico y técnico.

En consecuencia, en las siguientes páginas se desarrolla una metodología para determinar mediante SIG las zonas de la provincia de Teruel que presentan una mayor aptitud para el aprovechamiento de su biomasa residual forestal, teniendo en cuenta las características de las masas forestales (cantidad de biomasa residual y superficie de la masa), las características orográficas del terreno (pendiente) y la existencia de las infraestructuras necesarias en términos de cercanía a pistas y caminos. Esta metodología consiste, en primer lugar, en obtener y reclasificar cada uno de los cuatro factores señalados para después, en un segundo paso, crear un índice de aptitud espacial que sintetice la viabilidad técnico-económica de extraer la biomasa residual forestal presente en una zona. Este índice tiene que ofrecer además la posibilidad de ponderar cada factor de forma diferente en función de las características del territorio o de la experiencia de técnicos y gestores. Esta metodología fue diseñada conjuntamente con personal de CIRCE (ver Pascual *et al.*, 2006; 2007).

II.3.3.1. OBTENCIÓN Y MODELIZACIÓN DE LOS FACTORES PARCIALES

II.3.3.1.1. Factor cantidad de biomasa residual forestal (F_{BRF})

La cantidad de biomasa residual potencialmente aprovechable existente presenta una relación directa con la aptitud de la masa forestal para su extracción ya que, siempre que el resto de los factores contemplados se mantengan constantes, a mayor cantidad el coste de extracción es menor y, por tanto, mayor es la rentabilidad.

No es fácil encontrar en la bibliografía un valor determinado de cantidad de biomasa residual forestal a partir del cual determinar si la extracción del recurso en una determinada área es rentable. Así, por ejemplo, Esteban *et al.* (2004) aplican una función para corregir el coste de la extracción en relación con la biomasa existente, considerando como valor óptimo 7 tons/ha. Richardson *et al.* (2002), al analizar las condiciones del monte como factores de coste, citan como factor normalizador una cantidad de metros cúbicos de residuo por cada 100 metros de calle de tractor de arrastre (*skidder*) que equivale a unas 6-10 tons/ha. Por último, Álvarez (2004) establece que el menor coste para cada tipo de tratamiento necesario para el uso energético de la biomasa se da cuando la cantidad de biomasa verde es mayor de 35 tons/ha, lo que, suponiendo un contenido de agua del 50%, equivale a 17,5 tons/ha de biomasa seca. En definitiva, a la vista de las referencias consultadas, no existe consenso a la hora de determinar el valor óptimo mínimo a partir del cual es rentable la extracción de biomasa, estando éste comprendido en un amplio rango que oscila de las 6 tons/ha hasta las 17,5 tons/ha.

Por otro lado, es necesario señalar que la gestión forestal sostenible de las masas forestales requiere que se mantengan determinados umbrales de fertilidad que se relacionan con el contenido de materia orgánica y el nivel de pH de los suelos, estando estas dos cuestiones ligadas a la fracción de biomasa de los árboles que se desprende de éstos y pasa a formar parte de humus y, más tarde, del horizonte orgánico del suelo. Por ello, no toda la biomasa residual existente en la masa forestal puede ser extraída, siendo necesario mantener determinados aportes al suelo para garantizar la sostenibilidad de los bosques intervenidos. En la búsqueda bibliográfica efectuada, sólo se encontró un trabajo sobre evaluación del recurso de la biomasa forestal en el cual se citaba una cifra precisa sobre la cantidad de biomasa residual que debía permanecer en el bosque para evitar estos problemas, situándose esta cifra en las 11 tons/ha (McNeil Technologies, 2003).

Un último factor que se debe tener en cuenta a la hora de establecer el factor relacionado con la cantidad de biomasa óptima para garantizar la rentabilidad económica y ecológica de su extracción es la eficiencia de la maquinaria empleada. De acuerdo con los trabajos de Hakkila (2003) y Ranta (2005), los sistemas de recogida tienen siempre una eficiencia inferior al 100%, incluso en las condiciones más favorables, llegando a alcanzar en estas situaciones una eficacia del 70%.

En función de los tres factores señalados se decidió considerar como óptimas aquellas masas forestales con un contenido en biomasa ≥ 37 tons/ha, dado que, aun suponiendo el máximo de eficiencia de recogida de la maquinaria (70%), queda siempre garantizada la cantidad mínima de residuo necesario para asegurar el aporte de nutrientes del suelo (11,1 tons/ha), siendo la cantidad neta de residuos obtenida de 25,9 tons/ha, cifra ésta muy superior al valor óptimo mínimo contemplado en los trabajos de Richarson *et al.* (2002), Esteban *et al.* (2004) y Álvarez (2004), a partir del cual es rentable la extracción de biomasa: entre 6 y 17,5 tons/ha.

Establecido el valor óptimo mínimo y teniendo en cuenta que a menor cantidad de este valor debe disminuir el factor cantidad de biomasa (F_{BRF}), solamente resta establecer la función que controle este índice. Esta función tiene que cumplir la siguiente condición: un valor constante y máximo para cantidades ≥ 37 tons/ha y decreciente para valores menores. En este contexto se optó por asignar el valor 100 a cantidades ≥ 37 tons/ha, mientras que para cantidades inferiores se utiliza una función decreciente directamente proporcional. Esta clasificación se hizo en intervalos regulares, con la excepción del segundo y el último, asignando como valor de F_{BRF} el promedio de cada intervalo (Tabla II.3.4).

■ TABLA II.3.4

Valores de F_{BRF} en función de la cantidad de biomasa residual forestal calculada en tons/ha

Toneladas de biomasa	F_{BRF}
≥37	100
30 – 37	91
25 – 30	74
20 – 25	61
15 – 20	47
10 – 15	34
5 – 10	20
0,1 – 5	7
0 – 0,1	0

Dado que la cartografía de biomasa residual forestal utilizada para inventariar este recurso en la provincia de Teruel en 2008 no está expresada en tons/ha sino en toneladas por cada 0,0625 ha (el área de cada píxel), es necesario transformar este índice para poder aplicarlo a nuestra esta cartografía. Esto se hace multiplicando el valor de tons/ha por 0,0625 (Tabla II.3.5).

■ TABLA II.3.5

Valores de F_{BRF} en función de la cantidad de biomasa residual forestal calculada en tons/píxel (1 píxel=0,0625 ha)

Toneladas de biomasa	F_{BRF}
≥2,31	100
1,87 – 2,31	91
1,56 – 1,87	74
1,25 – 1,56	61
0,93 – 1,25	47
0,62 – 0,93	34
0,31 – 0,62	20
0,01 – 0,31	7
0,00 – 0,01	0

La cartografía de este índice se elabora reclasificando la de biomasa residual forestal que ha servido para inventariar este recurso de acuerdo con los intervalos de la anterior Tabla II.3.5, obteniéndose así una nueva capa raster en la que cada píxel de 25x25 m representa el valor de idoneidad en función de la cantidad de biomasa residual contenida. Para facilitar su comparación con la cartografía obtenida con el resto de factores considerados y con los índices que los combinan, se utiliza una leyenda común en todas ellas de intervalos continuos (Figura II.3.7).

En consecuencia, se adopta la superficie de 18,5 ha como valor mínimo óptimo de la extensión de la masa forestal, asignándose a ésta o mayores extensiones un valor de 100 en el F_{sup} . Para calcular el valor de este factor para teselas de menor área se utiliza nuevamente una función decreciente directamente proporcional. Al igual que en factor F_{BRF} , se clasifica la función en intervalos regulares, asignando como valor de F_{sup} el valor promedio de cada intervalo (Tabla II.3.6).

■ TABLA II.3.6

Valores de F_{sup} en función de la superficie (ha) de la masa forestal

Superficie de la masa	F_{sup}
≥18,5	100
16 – 18,5	94
14 – 16	81
12 – 14	70
10 – 12	59
8 – 10	49
6 – 8	38
4 – 6	27
2 – 4	16
0 – 2	5

Para obtener este índice se utilizó la cartografía vectorial procedente del MFA 1:50.000 utilizada para crear la máscara usada en las cartografías de estimación. En esta cartografía vectorial se creó un nuevo campo con la superficie en hectáreas de cada tesela, siendo posteriormente esta capa convertida a raster, tomando el valor de cada píxel el de la superficie de la parcela que lo contiene. Finalmente, este raster es reclasificado, asignando a cada píxel el valor del índice F_{sup} de acuerdo con las equivalencias recogidas en la Tabla II.3.6; la Figura II.3.8 muestra el resultado obtenido.

II.3.3.1.4. Factor distancia a desembosque (F_{dist})

El coste de extracción de la biomasa es dependiente tanto de la naturaleza del terreno como de la distancia de saca o desembosque (Richardson *et al.*, 2002). Por ello, en el presente subapartado se pretende modelar el efecto que tiene en la aptitud de una zona para el aprovechamiento de la biomasa residual la distancia entre la zona de corta de la biomasa y las pistas, caminos o carreteras donde habitualmente se sitúan las zonas de acopio del recurso.

Los datos de la relación productividad-distancia de desembosque se obtuvieron a partir de los resultados mostrados en los trabajos de Richardson *et al.* (2002) y Sanz y Piñeiro (2003). El primero de ellos representa la variación de la productividad en función de la capacidad de carga de la maquinaria y de la distancia de desembosque, mientras que el segundo considera, junto a la distancia de desembosque, la productividad en función de la especie (pino o eucalipto) y la forma de preparación del residuo. Los datos de productividad obtenidos se transformaron a porcentaje, utilizando para normalizar la muestra el máximo valor. Del estudio de estos datos se concluyó que la rentabilidad era máxima cuando las distancias de desembosque eran <100 m, disminuyéndose de una forma proporcional hasta llegar a distancias >3000 m, en las que el beneficio es nulo. De esta forma, al igual que en los anteriores factores, este óptimo de distancias <100 m fue igualado a un valor máximo de 100 en el factor F_{dist} ; a partir de ahí el valor del factor va disminuyendo de forma proporcional hasta un valor nulo para distancias ≥ 3000 m. La Tabla II.3.8 muestra el valor de este índice F_{dist} para diferentes intervalos.

■ TABLA II.3.8

Valores de F_{dist} en función de la superficie (ha) de la masa forestal

Distancia a desembosque	F_{dist}
0 – 100	100
100 – 200	97
200 – 300	93
300 – 400	90
400 – 500	86
500 – 600	83
600 – 700	79
700 – 800	76
800 – 900	72
900 – 1000	69
1000 – 1500	60
1500 – 2000	43
2000 – 2500	26
2500 – 3000	7
≥ 3000	0

$$I_{aptM} = F_{BRF} \cdot F_{sup} \cdot F_{pend} \cdot F_{dist} \cdot 10^{-6} \quad \text{Ecuación 11}$$

donde F_{BRF} es el factor parcial en función de la cantidad de biomasa residual forestal; F_{sup} es el factor en función de la superficie de la masa forestal; F_{pend} es el factor en función de la pendiente; y F_{dist} es el factor en función de la distancia a desembosque.

El segundo índice, denominado índice de aptitud ponderado (I_{aptP}), es el resultado del sumatorio de los cuatro parciales considerados, pudiéndose asignar diferentes pesos entre 0 y 100 a cada uno de ellos para modelar su importancia en la aptitud global (Ecuación 12).

$$I_{aptP} = (W_{BRF} \cdot F_{BRF}) + (W_{sup} \cdot F_{sup}) + (W_{pend} \cdot F_{pend}) + (W_{dist} \cdot F_{dist}) \quad \text{Ecuación 12}$$

donde W_{BRF} , W_{sup} , W_{pend} y W_{dist} son los pesos que se asignan, respectivamente, a los índices parciales F_{BRF} , F_{sup} , F_{pend} e F_{dist} .

II.3.3.3. RESULTADOS DE LOS FACTORES PARCIALES Y DE LOS ÍNDICES DE APTITUD GLOBAL

II.3.3.3.1. Resultados de los factores parciales

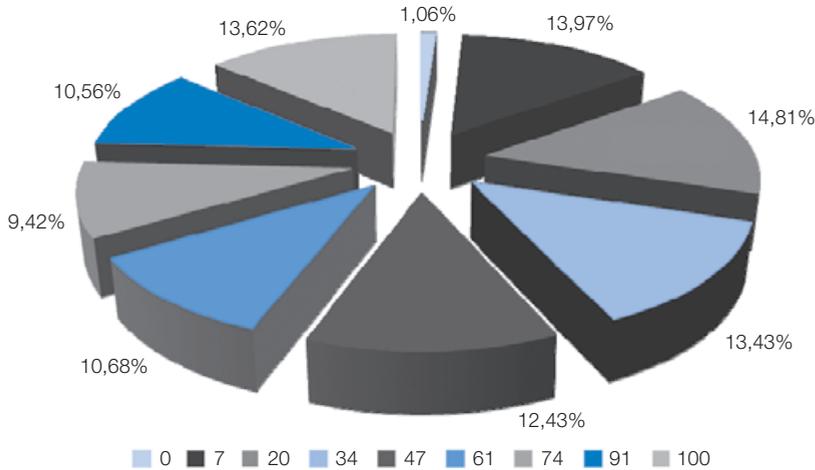
— Resultados del índice F_{BRF}

A pesar del alto valor propuesto como indicador de las masas óptimas para ser explotadas en función de la cantidad en comparación con el más alto de los trabajos consultados (37 tons/ha frente a 17,5 tons/ha), un 13,62% de los bosques de pináceas de Teruel presentan un F_{BRF} de 100, lo que supone 37.167 ha. Además, tal y como se observa en la Figura II.3.11, el porcentaje de estos bosques que queda con valores de $F_{BRF} > 60$ puntos es muy elevado, abarcando casi la mitad de la superficie boscosa total (44,29%, 120.838 ha).

El porcentaje de superficie con valores de F_{BRF} intermedios, entre 20 y 47 puntos, se sitúa en torno al 40%. La rentabilidad —o no— de explotar estos bosques dependerá en gran medida de los valores que se obtengan en los otros factores parciales. Por último, reseñar que, desde el punto de vista de este factor, un 15% de las masas de pinos sobre las que se ha obtenido la cantidad de biomasa residual forestal no son óptimas para la explotación, ya que obtienen una valoración igual o inferior a 7. Estas masas serán, además, *a priori* las menos rentables según los índices de aptitud que combinan los factores parciales, ya que aunque presenten valores muy altos en los otros tres factores parciales, el bajo valor en F_{BRF} explicará una baja puntuación global.

FIGURA II.3.11

Distribución de la superficie forestal de pináceas respecto al factor F_{BRF}



— Resultados del factor F_{sup}

El 98,09% de las teselas forestales sobre las que se ha estimado la biomasa residual tienen una extensión $>18,5$ ha. De esta manera, casi la totalidad de la superficie inventariada queda con un valor 100 en el factor F_{sup} , no incluyéndose en ninguno de los intervalos restantes contemplados en este factor superficies $>0,5\%$ de la total. Este resultado es producto, en primer lugar, de la escala de trabajo utilizada en la elaboración del MFA (1:50.000) y, en segundo, de que se ha aplicado una reclasificación del mismo hecha con el objetivo de sintetizar la leyenda original en categorías más simples, agrupando las teselas por especies. Este doble hecho hace que el tamaño de la tesela final utilizada sea bastante grosero, tal y como evidencia el factor F_{sup} .

Por tanto, los resultados obtenidos sugieren que el factor F_{dist} es superfluo, ya que no aporta nada a la hora de determinar la aptitud de las masas para la explotación del recurso; casi todas ellas resultan igualmente idóneas desde el punto de vista de su extensión, al menos en función de la cartografía de referencia empleada. Sin embargo, dado el carácter restrictivo que tiene el índice de aptitud multiplicativo I_{aptM} —ya que al multiplicarse todos los factores por igual sólo las mejores zonas en todos ellos resultarán óptimas— se decidió mantener el F_{dist} en su cálculo. En cambio, es eliminado del índice I_{aptP} , por haberse constatado que su peso relativo con respecto a los demás índices parciales es mínimo o prácticamente nulo.

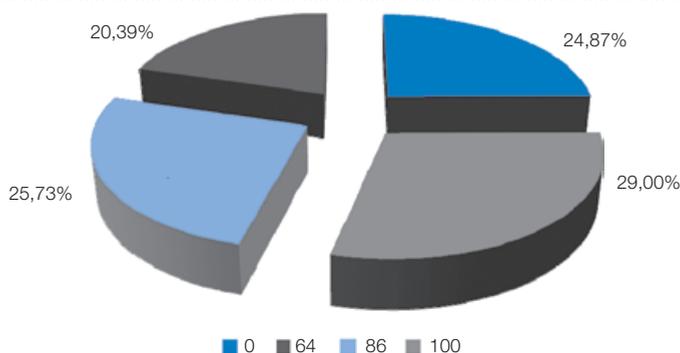
— Resultados del factor F_{pend}

De acuerdo con lo esperado, el factor F_{pend} tiene un carácter mucho más restrictivo que el anterior (Figura II.3.12). Así, en casi un 25% de la superficie forestal considerada resulta inviable retirar la biomasa presente, ya que se encuentra en zonas con pendientes $>35\%$, que impiden el uso de determinada maquinaria, encareciéndose en demasía su extracción. Aun

así, la cantidad de bosque que se considera óptima desde el punto de vista de este parámetro puede calificarse como elevada, ya que algo más del 46% presenta un F_{pend} superior a 86 puntos, lo que supone un total de 125.800 ha.

■ FIGURA II.3.12

Distribución de la superficie forestal de pináceas respecto al factor F_{pend}



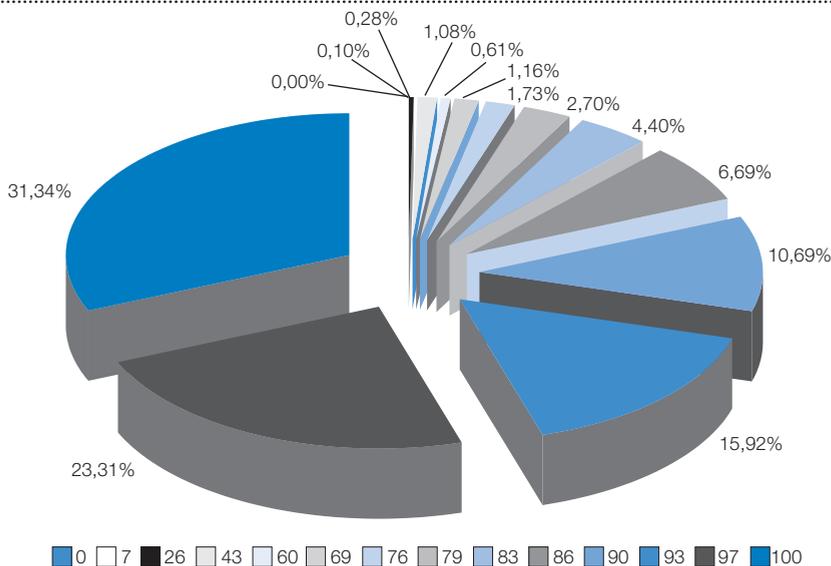
La rentabilidad-viabilidad de explotar el restante 29% dependerá, al igual que en el caso de la superficie clasificada con valores intermedios de F_{BRF} , de lo obtenido para los otros tres factores considerados en esas áreas con pendientes entre el 20-35%. Si en ellas existe una gran cantidad de recurso y la distancia de desembosque es pequeña serán óptimas, mientras que si se dan cantidades y distancias a pistas y caminos intermedias su aptitud para la obtención de recurso será escasa o nula.

— *Resultados del índice F_{dist}*

Tal y como se observa en la Figura II.3.13, la mayor parte de las masas forestales presenta unos valores F_{dist} elevados. En concreto, el 81,26% de la superficie inventariada presenta un valor ≥ 90 , lo que significa que está situada a <400 m de una pista, camino o carretera desde donde realizar el desembosque del recurso. Dentro de este grupo, las áreas clasificadas con un F_{dist} de 100 son las más abundantes, representando casi un 31,5% de la superficie total. Un último dato a destacar, que refuerza la viabilidad de explotación de los bosques de pináceas de Teruel teniendo en cuenta únicamente este factor, es que tan sólo 3.990 ha tienen un $F_{dist} < 60$, apenas el 1,5% del total.

FIGURA II.3.13

Distribución de la superficie forestal de pináceas respecto al factor F_{dist}

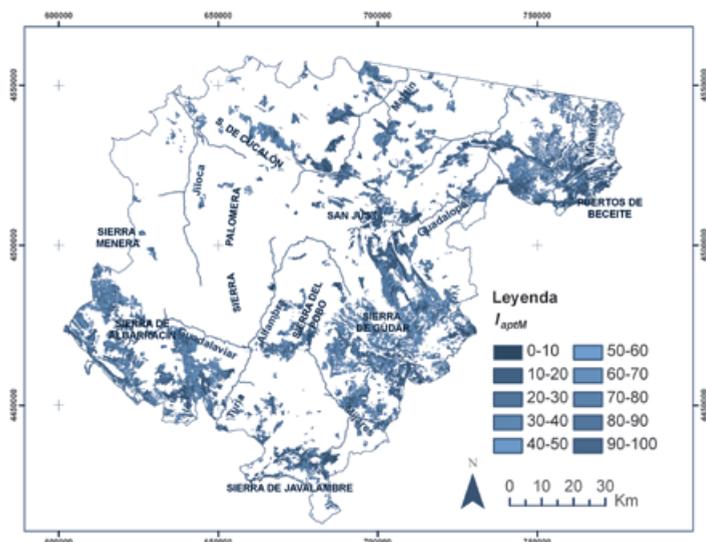


Este resultado, fruto de la existencia de una buena infraestructura forestal y de un exhaustivo inventario de la misma por parte de la Administración autonómica, indica que la distancia de desembosque no va a ser un factor limitante a la hora de determinar si una zona resulta óptima o no a la hora de extraer su biomasa residual.

II.3.3.3.2. Resultados del índice de aptitud multiplicativo (I_{aptM})

La cartografía obtenida mediante la aplicación del índice de aptitud multiplicativo I_{aptM} (Figura II.3.14) permite visualizar y seleccionar de forma precisa aquellas zonas en las que es, o puede ser, viable económicamente el aprovechamiento de la biomasa residual forestal con fines energéticos manteniendo criterios de sostenibilidad de los bosques. Aquellas masas con un valor >50 serán zonas con un moderado interés, mientras que valores por encima de 70-75 identificarán zonas muy apropiadas. Sin embargo, es necesario volver a subrayar, antes de interpretar los resultados obtenidos, el carácter restrictivo de este índice multiplicativo, dado que sólo es posible obtener para él valores altos cuando todos y cada uno de los 4 factores considerados presentan sus valores máximos. Así, por ejemplo, si una zona presenta un valor de 90 en los 4 factores parciales considerados, el resultado del I_{aptM} será de 65,61 puntos.

FIGURA II.3.14

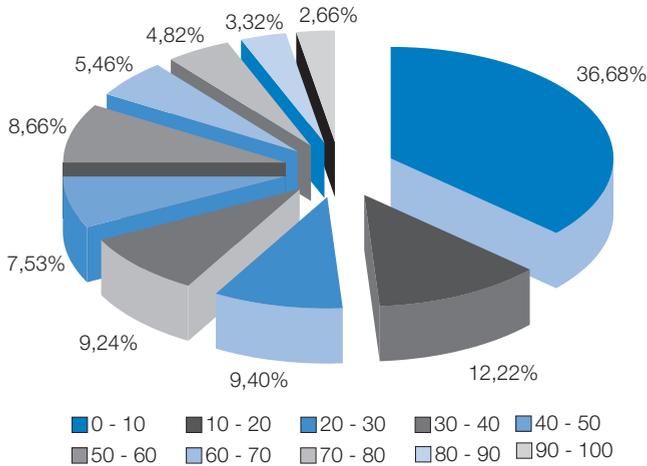
Cartografía obtenida tras aplicar el índice I_{aptM} 

Teniendo en cuenta la anterior premisa, no es extraño que, tal y como se observa en la Figura II.3.15, sólo el 25% de la superficie forestal inventariada es considerada como de moderado interés para la explotación de biomasa, mientras que las zonas consideradas como muy apropiadas ($I_{aptM} \geq 70$) se reducen apenas al 10,80%. Por último reseñar que un total de 7.251 ha se identifican como zonas excepcionalmente apropiadas, dado que presentan valores de I_{aptM} superiores a 90. Estas zonas corresponden a masas forestales de >37 tons/ha, con una superficie $>18,5$ ha, situadas sobre un terreno con pendientes entre el 0 y el 10% y con una distancia de desembosque <200 m.

Como se observa en la cartografía, tres zonas son las que concentran la mayor parte de las masas forestales que han quedado clasificadas como de un interés medio-alto para su explotación: la Sierra de Albarracín (Sierra del Tremedal y Pinares de Ródono), la Sierra de Cúcalón y el sector nororiental de la Sierra de Gúdar. Dado que los dos factores más restrictivos, de los cuatro considerados, son la cantidad de recurso y la pendiente, es fácil concluir que estas tres zonas estarán caracterizadas por una alta cantidad de biomasa residual y por unas pendientes bajas; la visualización de las cartografías de los índices parciales F_{BRF} e F_{pend} así lo confirma.

FIGURA II.3.15

Distribución de la superficie forestal de pináceas respecto al índice I_{aptM}



II.3.3.3.3. Resultados del índice de aptitud ponderado (I_{aptP})

Como ya se ha adelantado, el factor F_{SUP} no es utilizado en el cálculo del índice de aptitud ponderado (I_{aptP}) dada su escasa significación (98% de la superficie con I_{aptP} 100). Para conocer cómo influyen las ponderaciones asignadas en este índice a las tres variables restantes se llevaron a cabo un total de 3 pruebas, asignando un peso mayor en cada una de ellas a cada factor sobre los otros dos (Tabla II.3.9).

TABLA II.3.9

Pesos asignados a cada uno de los índices parciales considerados en las tres pruebas con el índice I_{aptP}

Pruebas con I_{aptP}	Peso asignado a F_{BRF}	Peso asignado a F_{pend}	Peso asignado a F_{dist}
A	0,6	0,2	0,2
B	0,2	0,6	0,2
C	0,2	0,2	0,6

Las tres pruebas realizadas con el índice I_{aptP} (Figuras II.3.16, II.3.17 y II.3.18) presentan una mayor cantidad de superficie forestal con aptitudes medias y altas para la extracción de biomasa residual que con el índice I_{aptM} . Así, en la cartografía resultado de asignar un peso de 0,6 al índice F_{BRF} y 0,2 a F_{pend} y F_{dist} (prueba A, Figuras II.3.16 y II.3.19), un 65,40% de la superficie queda clasificada con un valor por encima de los 50 puntos y un 35,35% tiene un índice superior a 70. De esta manera, a pesar de la alta cantidad de biomasa establecida como valor óptimo en el factor F_{BRF} (37 tons/ha) —aquel con mayor peso en esta prueba—, un total de 96.451 ha quedan clasificadas como masas muy apropiadas para la explotación

del recurso. La masas excepcionalmente apropiadas, por encima de los 90 puntos ascienden a 36.429 ha, es decir, a un 13,35% del total.

FIGURA II.3.16

Cartografía obtenida tras aplicar el índice I_{aptP} con los pesos de la prueba A

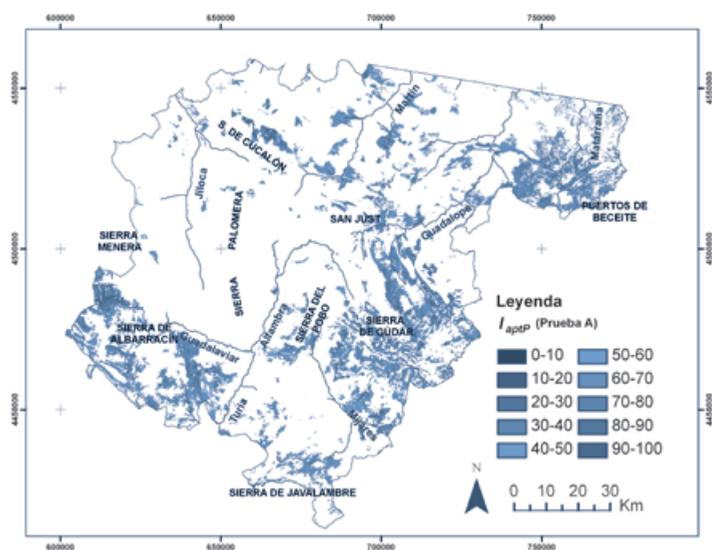
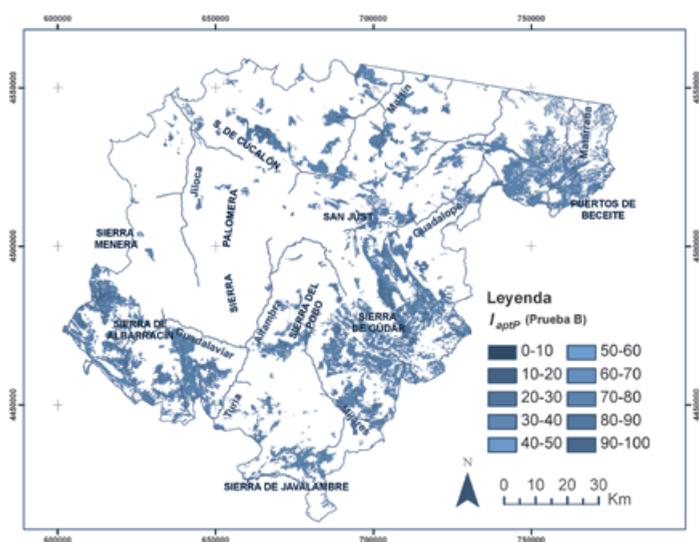


FIGURA II.3.17

Cartografía obtenida tras aplicar el índice I_{aptP} con los pesos de la prueba B

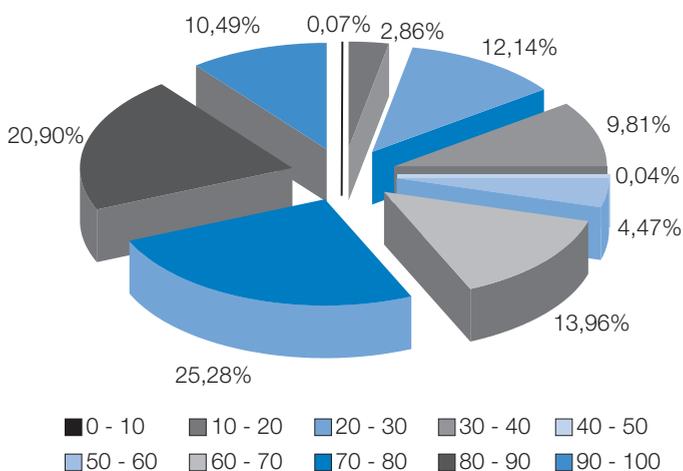


del Tremedal y Pinares de Rodeno), la Sierra de Cucalón y el sector nororiental de la Sierra de Gúdar se confirman como las mejores zonas, si bien hay que destacar que la superficie considerada como excepcionalmente o muy adecuada es mucho mayor. Esta situación se observa, sobre todo, en la Sierra de Gúdar, ya que la mayor parte del entramado de sierras que la componen presenta estos elevados valores, no sólo las sierras nororientales que resultaban destacadas con I_{aptM} . Por último, señalar la presencia de una nueva e importante zona con valores altos de aptitud según esta prueba A del índice I_{aptP} ; se trata del sector nororiental, en la comarca del Matarraña, donde se localizan los Puertos de Beceite. Asimismo destacar que, además de en estas zonas, aparecen numerosas teselas de menor tamaño con altos valores de este índice por todo el territorio provincial.

A pesar de que la cartografía obtenida en la prueba B es fruto de otorgar más peso a uno de los factores más restrictivos —la pendiente— frente a los otros dos considerados (0,6 a F_{pend} y 0,20 a F_{BRF} e F_{dist}), los resultados (Figuras II.3.17 y II.3.20) son más semejantes a los de la prueba A que a los obtenidos con el índice I_{aptM} . Así, tres cuartas partes de la superficie inventariada queda clasificada con valores de aptitud iguales o superiores a 50, elevándose el porcentaje de masas forestales muy apropiadas para la explotación —las que presentan valores por encima de 70 puntos— al 56%, es decir, más de la mitad de la superficie inventariada. El porcentaje de masas con valores superiores a 90 puntos se sitúa en esta ocasión alrededor del 10%.

FIGURA II.3.20

Distribución de la superficie forestal de pináceas respecto a la prueba B del índice I_{aptP}



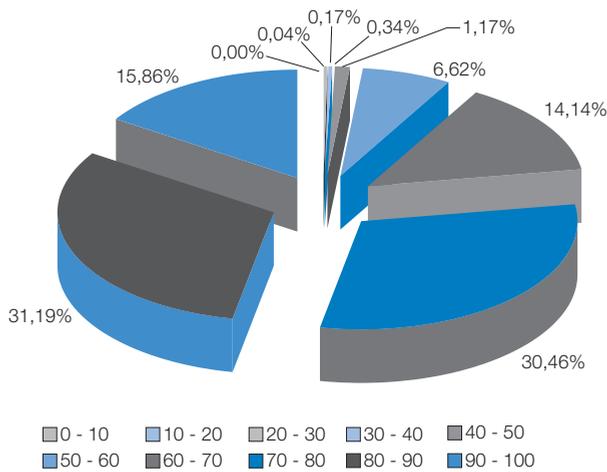
Por tanto, los resultados de esta prueba B reflejan una situación de rentabilidad-viabilidad de explotación algo más optimista que la de la prueba A. Esta conclusión también se desprende del análisis comparado de las cartografías obtenidas. Así, las zonas consideradas como óptimas son, a grandes rasgos, las mismas en una y otra, existiendo dos matices: (i) las superficies situadas en la orla de las zonas más rentables en la prueba A han pasado a

pertenecer también a este intervalo en la cartografía de la prueba B; (ii) la superficie óptima del sector nororiental de los Puertos de Beceite se ha visto reducida, debido a los altos porcentajes de pendiente que caracterizan estas zonas; en cambio, las zonas llanas de este sector, situadas al norte, presentan altos índices de aptitud, compensándose el dato medio.

Por último, la prueba C del índice I_{aptP} es la que ofrece unos resultados más posibilistas en cuanto a la aptitud de las masas forestales inventariadas de cara a su explotación (Figuras II.3.18 y II.3.21). Según los resultados obtenidos, la práctica totalidad de la superficie inventariada es de un interés moderado (el 98,28% tiene un valor por encima de los 50 puntos), aunque lo que quizás es más llamativo es que algo más del 77% queda clasificado como muy apropiado. La obtención de valores tan elevados se debe a la distribución de pesos efectuada, que ha sobreestimado el protagonismo de la variable F_{dist} , la menos restrictiva de las tres dado que el 81,26% de las masas tenían una pista o camino a <400 m, lo que le otorgaba un valor de 90. Así, en la cartografía sólo se identifican como zonas menos óptimas aquellas con una menor densidad de infraestructuras viarias, dependiendo la mayor o menor aptitud del resto de la combinación por igual de los factores cantidad y pendiente.

FIGURA II.3.21

Distribución de la superficie forestal de pináceas respecto a la prueba C del índice I_{aptP}



II.3.3.4. CONCLUSIONES

En el presente apartado se ha desarrollado una metodología útil para valorar y espacializar la viabilidad de explotar la biomasa residual forestal presente en un territorio desde el punto de vista técnico y económico sin perder de vista la sostenibilidad de ecológica de los bosques. Ello es así por cuanto los índices de aptitud propuestos integran cuatro factores críticos a la hora de establecer la adecuación de las masas forestales para hacer rentable la extracción: (i) la cantidad potencial de recurso que se puede obtener; (ii) la existencia de masas de superficie suficiente para minimizar los tiempos improductivos de trabajo debido a los desplazamientos;

(iii) la pendiente, que controla la posibilidad de utilizar o no una maquinaria u otra para hacer más eficiente el trabajo; y (iv) la distancia de desembosque, que, al igual que la variable superficie, controla la cantidad de recurso que se puede extraer en cada jornada de trabajo. El resultado de integrar estos cuatro factores parciales con los modelos de síntesis propuestos mediante las funciones implementadas en un SIG permite la obtención de una cartografía de alta resolución espacial (25 m de píxel), facilitándose así la localización y delimitación precisa de las zonas más factibles de explotación de este recurso.

Las características de la provincia de Teruel y los criterios utilizados a la hora de valorar estos cuatro factores hacen que la cantidad de biomasa y la pendiente sean los factores más restrictivos para considerar la explotación de una zona óptima. Sin embargo, es necesario señalar que hay diferencias entre estas dos variables, ya que mientras que los intervalos propuestos para modelar la incidencia de la pendiente son bastante rígidos (la eficiencia de la maquinaria es menor conforme aumenta la pendiente hasta un umbral en el que ya no se puede utilizar), los propuestos para modelar el papel de la cantidad son bastante más arbitrarios, pudiéndose modificar dependiendo de las necesidades de la planta de generación eléctrica y/o de las experiencias de futuros trabajos encaminados a dilucidar esta cuestión. A este respecto recordar que en este trabajo, debido a que se ha adoptado una perspectiva conservadora, se ha utilizado un valor óptimo para definir los intervalos de este factor muy elevado —más del doble— en comparación con el de otros trabajos. En concreto, con el motivo de preservar 11 tons/ha de residuo forestal que garanticen la sostenibilidad de los bosques, se ha aplicado un valor que supera en 19,5 tons/ha el valor más alto propuesto en los trabajos consultados, que era de 17,5 tons/ha. La utilización de un valor más bajo que también garantizara un elevado número de nutrientes al suelo, que podrían ser complementados con la necromasa procedente de arbustos, matorrales y herbáceas anuales, hubiera hecho que la valoración de la aptitud de los bosques turolenses fuera mucho más alta que la finalmente obtenida con los dos índices utilizados²⁵.

El carácter menos limitante de los factores parciales relacionados con la superficie de la masa boscosa (F_{sup}) y con la distancia de desembosque (F_{dist}) también se debe a diferentes motivos. En el caso del factor F_{sup} , la escasa incidencia en la valoración final de la aptitud de las masas forestales se debe a la cartografía utilizada para delimitar la superficie forestal, que tiene un tamaño de tesela demasiado grosero. Así, esta variable sólo tendrá incidencia en la evaluación final si se utiliza como referencia para delimitar la superficie forestal una cartografía de más detalle, que proporcione teselas más precisas. Por su lado, el escaso poder restrictivo del factor F_{dist} no guarda relación con la metodología seguida, debiéndose, exclusivamente, a la existencia de una buena infraestructura de pistas forestales y caminos en el territorio estudiado.

Los dos índices creados para combinar los factores parciales y ofrecer una valoración integrada de la aptitud de las masas forestales para la obtención de la biomasa forestal también presentan grandes diferencias. Así, el índice I_{aptM} , al estar formulado como una simple multiplicación de factores, presenta una complicada lectura, teniendo además un carácter

²⁵ Por ejemplo, si el valor mínimo óptimo de cantidad de biomasa se hubiera establecido en 26 tons/ha, manteniendo el 70% de eficiencia de recogida contemplado en este trabajo, se hubiera garantizado la recogida de 18,2 tons/ha (0,7 tons/ha más que la cantidad más alta encontrada en la bibliografía), garantizándose un aporte de nutrientes al suelo de este material de 7,8 tons/ha.

restrictivo muy importante, ya que solamente da un valor alto a aquellas zonas en las que los cuatro factores tienen valores máximos. Por su parte, el índice de ponderado I_{aptP} , además de presentar un carácter menos restrictivo, permitiendo presentar valores superiores a 90 aunque alguno de los factores adopte un valor medio, tiene la importante ventaja de permitir modificar el peso de cada factor de acuerdo con los criterios de los técnicos forestales y de los gestores del territorio. La complejidad de este índice radica, por tanto, en la dificultad de fijar unos pesos ajustados y objetivos según experiencias reales que se adapten bien al efecto parcial de cada factor y a la realidad del territorio evaluado.

Por último, señalar dos posibles mejoras sobre el índice de aptitud I_{aptP} , el mejor de los dos propuestos en este trabajo, que pueden abordarse en futuros trabajos de investigación:

- (i) El factor de cantidad de biomasa F_{BRF} podría incorporar información sobre la necesidad de tratamientos selvícolas en las masas forestales estudiadas, de forma que no se prime únicamente la cantidad potencial de recurso existente, sino también la pertinencia de extraer en ese momento el recurso.
- (ii) Dado que los factores parciales considerados identifican factores muy influyentes en el coste de explotación del recurso, se debería intentar reclasificar estas variables —o los pesos asignados— en función del coste de extracción expresado en €/tons. De esta manera se podría obtener cartografía del coste real de la extracción del recurso en cada punto del territorio analizado.

II.4. Conclusiones generales

Nuestro modo de vida actual descansa sobre la energía. La energía ha sido la responsable del nivel de desarrollo actual y, a buen seguro, condicionará también el desarrollo de los próximos años. El concepto de “dependencia energética”, tan utilizado en los últimos tiempos, resume perfectamente la relación existente entre la calidad de vida alcanzada en los países occidentales y la energía.

Dos son las cuestiones que afectan al modelo energético actual, principalmente basado en el uso de los combustibles fósiles y, dentro de éstos, en el petróleo:

- En primer lugar, sus consecuencias ambientales. Hoy en día, nadie pone en duda la relación existente entre los millones de toneladas de CO₂ vertidas a la atmósfera desde los inicios de la actividad industrial con el efecto invernadero, y, por consiguiente, con el cambio climático. A este respecto, la única duda razonable que queda es valorar la proporción que esta actividad antrópica tiene en el calentamiento global y si todavía es posible evitar rebasar un determinado umbral que marcaría el desastre. En este sentido, desde la firma del Protocolo de Kyoto, hace ya 14 años, las distintas Administraciones de carácter supranacional y nacional, primero, y regionales y locales, después, vienen adoptando medidas con objeto de reducir las emisiones de dióxido de carbono, basadas principalmente en el ahorro energético y en el impulso de fuentes menos contaminantes, como la controvertida energía nuclear y las renovables. Junto a esta acción de los poderes públicos es necesario también subrayar la participación activa en los últimos años de la sociedad en general, cada vez más concienciada con la problemática medioambiental y, por lo tanto, más exigente y vigilante con todas las cuestiones que le rodean, incluyendo el origen de la energía.
- La segunda cuestión refiere al precio de la energía y a la seguridad del suministro futuro, cuestiones íntimamente relacionadas con la incertidumbre existente sobre las reservas de petróleo. A este respecto, la teoría formulada en 1956 por Hubbert, conocida como *Teoría del pico de Hubbert*, señalaba que entre los años 1995 y 2000 se alcanzaría el máximo de producción mundial. A partir de este pico, el modelo preveía que la producción de este recurso descendiera tan rápido como había crecido, siendo factores limitantes el coste económico de la extracción y la energía necesaria para ello. Aun siendo objeto de numerosos debates, esta teoría sobre el fin de la era del petróleo abundante y barato está aceptada²⁶ tanto por la comunidad científica como, lo que es más importante, por las propias empresas petroleras, siendo la única discusión cuándo se producirá exactamente ese pico. En este sentido, si bien las previsiones más optimistas —las de la industria del petróleo— aseguran que el pico no se alcanzará hasta el final del presente siglo, las más realistas efectuadas por la ASPO, formada por científicos de diversas universidades e instituciones globales, aseguran que acaecerá en torno a 2010, es decir, en la actualidad. Sin embargo, la subida en el precio del barril de petróleo experimentada a lo largo de 2007 y en el primer semestre de 2008, producida principalmente —a diferencia de las crisis de 1973 y 1979 en las que los motivos políticos fueron los responsables— por el espectacular incremento de la demanda, especialmente por parte de China e India, unida

²⁶ La *Teoría del pico de Hubbert* predijo con éxito el momento en que Estados Unidos alcanzó su máximo de producción: 1970.

a la negativa (o incapacidad) de los principales países productores de incrementar la producción, sugieren que las predicciones de la *ASPO* son más acertadas que las defendidas por algunas empresas petroleras. Un dato más a favor de esta corriente de opinión es que, a pesar de la crisis actual, el barril de petróleo presenta a mediados de 2011 un precio similar al que tenía antes de la fuerte subida de 2007.

En este contexto, el uso de la biomasa residual forestal como recurso energético para producir energía eléctrica y térmica puede jugar un papel relevante en las dos cuestiones señaladas:

- Respecto a la problemática ambiental: al tener un balance neutro en cuanto a la producción de CO_2 , ya que las cantidades emitidas en su combustión son iguales o inferiores a las fijadas durante su formación. Además, como se ha señalado, durante la producción y recolección de este material se generan otros beneficios medioambientales, como la mejora del estado de las masas forestales y la disminución del riesgo de incendios y de su severidad.
- Respecto al precio de la energía y a la seguridad de suministro en el futuro: al ayudar a reducir la dependencia del petróleo en un momento en que la tendencia de su precio parece que sólo puede ser ascendente. Asimismo, al igual que el resto de las energías renovables, la utilización de la biomasa residual contribuye a implantar un modelo de producción energética descentralizado y diversificado. Junto a esto hay que recordar los beneficios económicos y sociales, al estimular la fijación de la población del medio rural mediante la generación de empleo y la mejora de las infraestructuras locales.

El actual coste de producción de energía, principalmente de electricidad, mediante la utilización de biomasa residual forestal es mayor que mediante la utilización de combustibles fósiles e incluso que de otras energías renovables. Sin embargo, el hecho de que la energía de la biomasa presenta la ventaja de una disponibilidad constante junto al previsible aumento de los precios de la energía, de los derechos de emisión de gases contaminantes y de las primas de explotación de energías renovables hace que se necesite conocer las masas forestales con mayor potencial para su aprovechamiento como punto de partida de una planificación energética basada en el desarrollo sostenible.

La presente tesis doctoral ha desarrollado una metodología que permite superar una de las principales barreras identificadas para la utilización de la biomasa residual forestal como fuente de energía: el desconocimiento de la cantidad disponible de este recurso a una escala regional mediante el uso de imágenes de satélite y trabajo de campo. Para ello, las tres fuentes de información típicamente usadas para estimar biomasa (datos de muestreo en el campo, imágenes de satélite e información auxiliar) (Lu, 2006) han sido tratadas de forma cuidadosa teniendo en cuenta las características específicas de los bosques mediterráneos.

Las principales aportaciones de este trabajo de investigación en el campo de la teledetección residen en la fracción de la biomasa estudiada y en aumentar las experiencias en medios mediterráneos, donde la heterogeneidad de sus bosques dificulta la obtención de modelos predictivos precisos y robustos de variables forestales.

En el apartado II.1 se han mostrado y aplicado un conjunto de métodos para obtener las variables necesarias para ajustar el modelo de estimación perseguido. La principal aportación en este apartado es la metodología aplicada para la obtención de la información de la biomasa

residual en el área de estudio. Esta se ha mostrado útil para obtener datos susceptibles de ser relacionados con la información espectral proporcionada por las imágenes de satélite, minimizándose el trabajo de campo, que, en muchas ocasiones, se convierte en la tarea más costosa en tiempo y dinero. Es de destacar que el método aplicado permite considerar toda el área de estudio, eliminándose así cualquier sesgo espacial en los resultados obtenidos. Los modelos de regresión ajustados a partir de los datos obtenidos en el muestreo de campo para cada una de las cuatro especies consideradas resultaron muy satisfactorios, al presentar todos ellos un R^2_a por encima de 0,90. En cuanto a los métodos aplicados para obtener las variables que actúan como predictoras en el modelo (radiométricas, topográficas y forestales), debe señalarse la sencillez y rigor de todos ellos para derivar la información buscada. La adopción de estos métodos fácilmente replicables por otros grupos de trabajo o por personal de las Administraciones Públicas, responde a la voluntad expresada en los objetivos de generar una metodología sencilla y extrapolable, tanto en el espacio como en el tiempo, que permita inventariar este recurso en otros territorios distintos al estudiado.

En el apartado II.2 se han estudiado las relaciones existentes entre la biomasa residual forestal y todas las variables dependientes consideradas, estableciéndose diferentes modelos de regresión mediante el uso de variables radiométricas derivadas de imágenes Landsat. Estos modelos, validados siempre con al menos el 20% de las parcelas consideradas en sus respectivas muestras, han servido para cartografiar la biomasa del área de estudio, siendo todas ellas sometidas también a procesos de validación independientes para determinar cuál ofrece mejores resultados. A continuación se enumeran las principales conclusiones de este capítulo, retomadas de las parciales incluidas en los apartados correspondientes:

- I. La heterogeneidad espacial-radiométrica de los bosques mediterráneos juega un papel esencial para obtener modelos estimativos precisos y operativos de biomasa residual forestal.
- II. Respecto a los métodos de extracción ensayados para reducir la influencia de la heterogeneidad:
 - El método que combina el uso de ventanas fijas de 3x3 píxeles y el CV se erige como el más adecuado dado que consigue aislar un grupo de parcelas homogéneo y representativo de toda el área de estudio. Además, se ha mostrado la replicabilidad de este método sobre otras imágenes.
 - Los inconvenientes de los otros dos métodos son:
 - o De la técnica del análisis visual: la imprecisión en la delimitación de nuevas áreas homogéneas y el hecho de asumir un valor constante de biomasa residual para todo el área a partir de una localización puntual.
 - o De la técnica de segmentación: dificultad de modelar correctamente el patrón espacial de distribución de la BRF
- III. Respecto a la capacidad de predicción de las variables independientes consideradas para ajustar el modelo:
 - Las variables radiométricas son las más adecuadas de las consideradas.
 - La relación entre la biomasa residual forestal y las variables radiométricas es predominantemente de carácter curvilíneo.
 - La elevada auto-correlación entre las variables radiométricas no permite el ajuste de modelos de estimación multivariantes.

- Las variables radiométricas relacionadas con el contenido de agua de la vegetación son las mejores para estimar la biomasa residual. Esto es debido mayor rango dinámico que de las bandas 5 y 7 presentan con respecto a otras bandas de Landsat para explicar la varianza de la variable forestal estudiada.
- La relación biofísica entre humedad de la vegetación y biomasa residual forestal es robusta e independiente de la fecha de adquisición de la imagen Landsat dentro del verano.
- El error de estimación se sitúa en torno al 60% a escala de píxel, considerado satisfactorio teniendo en cuenta las experiencias previas en ambientes boreales. A continuación se ofrece un inventario de las posibles fuentes de error que impiden obtener modelos más precisos a esta escala:
 - o Imprecisiones en los datos de biomasa residual forestal obtenidos en las parcelas del IFN-2. Este tipo de imprecisiones pueden tener su origen en cualquiera de las dos fases de la metodología de muestreo. Se trata de errores generados en el trabajo de campo para la medición de las variables dbh y altura de los individuos, tanto por los operarios del IFN-2 como por los componentes del equipo LIGNOSTRUM en los pies apeados. Además también se pueden haber cometido imprecisiones en el pesado de la biomasa residual correspondiente a cada pie.
 - o Imprecisiones al relacionar los datos de campo con las imágenes de satélite. Esta fuente de error es debida a la metodología seguida en el IFN-2 para la localización y delimitación de las parcelas en el campo mediante el empleo de cartografía 1:50.000 y fotografía aérea a escala 1:30.000. Aunque los tres métodos empleados para extraer la información ayudan a reducir de forma considerable esta fuente de error, es posible que afecte a algunas parcelas de la muestra considerada.
 - o Limitaciones de la resolución espectral, radiométrica y espacial del sensor TM. Tal y como se ha mostrado, los sensores TM y ETM+ han sido utilizados ampliamente para la estimación de AGB en diferentes regiones. Sin embargo, en ambientes forestales heterogéneos como los mediterráneos, estos sensores presentan ciertas limitaciones en sus características de resolución espacial, radiométrica y espectral que impiden obtener modelos precisos de estimación (Salvador y Pons, 1998a,b; Lu, 2006). A pesar de estas limitaciones, su uso contrastado en aplicaciones forestales, el tamaño de las imágenes que proporcionan, la sencillez de los pretratamientos a aplicar sobre ellas, su carácter global y periódico y su gratuidad, son factores de primera magnitud para utilizar este tipo de imágenes de satélite teniendo en cuenta el objetivo planteado en esta investigación de proporcionar una metodología sencilla y fácilmente asumible por las distintas Administraciones como herramienta útil para la gestión forestal y para la planificación del territorio.
 - o Imprecisiones relacionadas con la heterogeneidad de la muestra. A pesar de las diversas medidas adoptadas para reducir la heterogeneidad de la muestra a utilizar con el objetivo de eliminar los elementos que pudieran distorsionar las relaciones biofísicas entre la variable biomasa residual y las explicativas consideradas, se conserva un cierto grado debido a dos factores íntimamente relacionados: (i) a que la muestra está compuesta por cuatro especies de pino distintas;

y (ii) a que cada una de estas especies se distribuye en diferentes regiones de la provincia de Teruel, estando condicionadas por distintos parámetros biofísicos (p.e. micro-climas, suelos, litologías, etc.) y/o diferentes parámetros topográficos (p.e. elevación, pendiente...).

Por último, en el apartado II.3 se ha obtenido una estimación del contenido de biomasa residual forestal de los bosques de pináceas de la provincia de Teruel a partir de una imagen Landsat de julio de 2008. A partir de ella, se obtuvo información cartográfica y estadística de la biomasa residual forestal presente en las tres escalas de división administrativa en que se divide el territorio turolense. Junto a esto, se ha desarrollado también una metodología mediante herramientas SIG para localizar las zonas óptimas para el aprovechamiento del recurso. Esta metodología se revela como útil para espacializar y valorar la posibilidad de explotar la biomasa residual forestal de un determinado espacio desde el punto de vista técnico y económico y sin perjudicar la sostenibilidad ecológica de los bosques. Ésto se logra creando un índice que integra las cuatro variables básicas que intervienen en el grado de aptitud de una masa para hacer rentable y sostenible la extracción del recurso. De los dos índices desarrollados, el que opera mediante la suma ponderada de los cuatro factores considerados es el más adecuado, ya que es menos restrictivo, más fácil de interpretar y permite modificar el peso de cada factor de acuerdo con los criterios técnicos; de las cuatro variables consideradas, la cantidad de biomasa y la pendiente resultan las más limitantes para la rentabilidad de la explotación. Este método puede ser mejorado mediante la integración de nuevas variables, como la necesidad de tratamientos selvícolas, y mediante el añadido de rutinas de análisis espacial y de cálculo que permitan conocer, para cualquier punto del territorio, tanto la cantidad de residuos existentes y sus características como los sistemas tecnológicos más adecuados para su recolección y aprovechamiento, ofreciéndose una valoración económica lo más ajustada posible.

III. Bibliografía y acrónimos estadísticos

- ALONSO, E., ASÍN, J. y PASCUAL, J. (2005): "Biomasa residual forestal: regresiones para las especies del género *Pinus* existentes en la provincia de Teruel". En Sociedad Española de Ciencias Forestales (Ed.), *La ciencia forestal: respuestas para la sostenibilidad. 4º Congreso Forestal Español*, Sociedad Española de Ciencias Forestales, Zaragoza (CD-Rom).
- ÁLVAREZ, A. (2004): *Estudio sobre la utilización de la biomasa con fines energéticos: análisis metodológico sobre abastecimiento y costes*. Consejería de Medio Ambiente de la Junta de Castilla y León, Valladolid.
- ANAYA, J.A., CHUVIECO, E. y PALACIOS, A. (2008): "Estimación de biomasa aérea en Colombia a partir de imágenes MODIS". *Revista de Teledetección*, Vol. 30, pp. 5-22.
- ANAYA, J.A., CHUVIECO, E. y PALACIOS-ORUETA, A. (2009): "Aboveground biomass assessment in Colombia: A remote sensing approach". *Forest Ecology and Management*, Vol. 257, pp. 1237-1246.
- ARDÖ, J. (1992): "Volume quantification of coniferous forest compartments using spectral radiance recorded by Landsat Thematic Mapper". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 13, pp. 1779-1786.
- BARET, F. y GUYOT, G. (1991): "Potentials and limits of vegetation indices for LAI and PAR assessment". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 35, pp.161-173.
- BARTELINK, H.H. (1997): "Allometric relationships for biomass and leaf area of beech (*Fagus sylvatica* L)". *Annals of Forest Science*, Vol. 54, pp. 39-50.
- BAULIES, X. y PONS, X. (1995): "Approach to forestry inventory and mapping by means of multi-spectral airborne data". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 16, pp. 61-80.
- BORSBOOM, N.W.J., HEKTOR, B., MCCALLUM, B. y REMEDIO, E. (2002): "Social implications of forest energy production". En J. Richardson, R. Björheden, P. Hakkila, A.T. Lowe, y C.T. Smith (Eds.), *Bioenergy from Sustainable Forestry: Guiding Principles and Practice*, Forestry Sciences Vol. 71, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 265-297.
- BROWN, S.L., SCHROEDER, P. y KERN, J.S. (1999): "Spatial distribution of biomass in forest of the eastern USA". *Forest Ecology and Management*, Vol. 123, pp. 81-90.
- CALVAO, T. y PALMEIRIN, J.M. (2004): "Mapping Mediterranean scrub with satellite imagery: biomass estimation and spectral behaviour". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 25, pp. 3113-3126.
- CHUVIECO, E. (1996): *Fundamentos de teledetección espacial*. Rialp, Madrid, 568 pp.
- CHUVIECO, E. (2002): *Teledetección ambiental. La observación de la tierra desde el espacio*. Ariel, Barcelona, 586 pp.
- CHUVIECO, E., RIAÑO, D., DANSON, F.M. y MARTÍN, P. (2006): "Use of a radiative transfer model to simulate the postfire spectral response to burn severity". *Journal of Geophysical Research*, Vol. 111, G04S09.
- COHEN, W.B., MAIERSPERGERS, T.K., SPIES, T.A. y OETTER, D.R. (2001): "Modelling forest cover attributes as continuous variables in a regional context with Thematic Mapper data". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 22, pp. 2279-2310.
- COLBY, J.D. (1991): "Topographic normalization in rugged terrain". *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 57, pp. 531-537.
- CONSEJO DE LA UNIÓN EUROPEA (1995): "Reunión nº 1.850, 1 de junio de 1995 – Resolución del Consejo sobre el Libro verde. Por una política energética de la Unión Europea". En A. Mourelatou y I. Smith (2004), *Energía y medio ambiente en la Unión Europea*, Ministerio de Medio Ambiente, Madrid, 67 pp.

- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (1997): *Energía para el Futuro: Fuentes de Energía Renovables. Libro Blanco para una Estrategia y un Plan de Acción Comunitarios*. COM(97) 599 final, Comisión de las Comunidades Europeas, Bruselas, 59 pp.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2006): *Libro Verde: Estrategia europea para una energía sostenible, competitiva y segura*. COM(2006) 105 final, Comisión de las Comunidades Europeas, Bruselas, 22 pp.
- CROW, T.R. y LAIDL, P.R. (1980): "Alternative models for estimating woody plant biomass". *Canadian Journal of Forest Research*, Vol. 10, pp. 367-370.
- DE LA RIVA, J. (1997): *Los montes de la Jacetania. Caracterización física y explotación forestal*. Consejo de Protección de la Naturaleza de Aragón, Zaragoza, 358 pp.
- DEL RÍO, M., RIVAS, J.C., CONDÉS, S., MARTÍNEZ-MILLÁN, J., MONTERO, G., CAÑELLAS, I., ORDÓÑEZ, C., PANDO, V., SAN MARTÍN, R. y BRAVO, F. (2002): "BASIFOR: aplicación informática para el manejo de bases de datos del Segundo Inventario Forestal Nacional". En F. Bravo, M. Del Río y C. Del Peso (Eds.), *El Inventario Forestal Nacional Elemento Clave para la Gestión Forestal Sostenible*, Fundación General de la Universidad de Valladolid, Valladolid, pp. 181-191.
- DEVEREUX, B.J., AMABLE, G.S. y POSADA, C.C. (2004): "An efficient image segmentation algorithm for landscape analysis". *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 6, pp. 47-61.
- DÍAZ, L. y ROMERO, C. (2004): *La captura de carbono y la gestión forestal*. Instituto Nacional de Investigación y Tecnología Agraria y Alimentaria - Ministerio de Ciencia y Tecnología, Madrid, 79 pp.
- DOMÍNGUEZ, J. (2002): *Los sistemas de información geográfica en la planificación e integración de energías renovables*. Colección de documentos Ciemat, Ciemat, Madrid, 159 pp.
- DOMÍNGUEZ, J., CIRIA, P., ESTEBAN, L.S., SÁNCHEZ, D. y LASRY, P. (2003): "Evaluación de la biomasa potencial como recurso energético en la región de Navarra (España)". *GeoFocus*, Vol. 3, pp. 1-10.
- DONG, J., KAUFMANN, R.K., MYNENI, R.B., TUCKER, C.J., KAUPPI, P., LISKI, J., BUERMANN, W., ALEXEYEV, V. y HUGHES, M.K. (2003): "Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass: Carbon pools, sources, and links". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 84, pp. 393-410.
- EBDON, D. (1982): *Estadística para geógrafos*. Oikos-Tau, Barcelona, 348 pp.
- EKLUNDH, L., HARRIE, L. y KUUSK, A. (2001): "Investigating relationships between Landsat ETM+ sensor data and leaf area index in a boreal conifer forest". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 78, pp. 239-251.
- EKLUNDH, L., HALL, K., ERIKSSON, H., ARDÖ, J. y PILESJÖ, P. (2003): "Investigating the use of Landsat thematic mapper data for estimation of forest leaf area index in southern Sweden". *Canadian Journal of Remote Sensing*, Vol. 29, pp. 349-362.
- ERDAS (2002): *ERDAS Field Guide. Fifth Edition Translation*. Leica geosystems GIS & Mapping Division, Atlanta, 644 pp.
- ERIKSSON, H.M., HALL, J.P. y HELYNEN, S. (2002): "Rationale for forest energy production". En J. Richardson, R. Björheden, P. Hakkila, A.T. Lowe, y C.T. Smith (Eds.), *Bioenergy from Sustainable Forestry: Guiding Principles and Practice*, Forestry Sciences Vol. 71, Springer Netherlands, pp. 1-17.

- ESCUADERO, O. y FRANCHÈS, M.J. (Coor.) (2004): *Memoria de síntesis del mapa forestal de Aragón*. Consejo de Protección de la Naturaleza de Aragón, Zaragoza, 119 pp.
- ESTEBAN, L. y CARRASCO, J. (2001): "Evaluation of crown biomass production in thinnings of cluster pine (*Pinus pinaster* Ait.) in the Spanish northern plateau". En A.A. Kyritsis, (Ed.), *First World Conference on Biomass for Energy and Industry Vol. II*, pp. 2002-2005.
- ESTEBAN PASCUAL, L.S., PÉREZ ORTIZ, P., CIRIA CIRIA, P. y CARRASCO GARCÍA, J.E. (2004): *Evaluación de los recursos de biomasa forestal en la provincia de Soria. Análisis de alternativas para su aprovechamiento energético*. Colección de documentos Ciemat, Ciemat, Madrid, 109 pp.
- FAZAKAS, Z., NILSSON, M. y OLSSON, H. (1999): "Regional forest biomass and wood volume estimation using satellite data and ancillary data". *Agricultural and Forest Meteorology*, Vol. 98-99, pp. 417-425.
- FOODY, G.M., CUTLER, M.E., MCMORROW, J., PELZ, D., TANGKI, H., BOYD, D.S. y DOUGLAS, I. (2001): "Mapping the biomass of Bornean tropical rain forest from remotely sensed data". *Global Ecology and Biogeography*, Vol. 10, pp. 379-387.
- FOODY, G.M., BOYD, D.S. y CUTLER, M. (2003): "Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 85, pp. 463-474.
- FRANKLIN, S.E. (2001): *Remote sensing for sustainable forest management*. Taylor & Francis-CRC Press, New York, 424 pp.
- GARAÑEDA, R.J. y BENGEOA, L. (2005) "Estudio de disponibilidad en seis zonas de Castilla y León". En Sociedad Española de Ciencias Forestales (Ed.), *La ciencia forestal: respuestas para la sostenibilidad. 4º Congreso Forestal Español*, Sociedad Española de Ciencias Forestales, Zaragoza (CD-Rom).
- GEMMEL, F.M. (1995): "Effects of forest cover, terrain, and scale on timber volume estimation with Thematic Mapper data in a Rocky Mountain site". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 51, pp. 291-305.
- GERYLO, G.R., HALL, R.J., FRANKLIN, S.E. y SMITH, L. (2002): "Empirical relations between Landsat TM spectral response and forest stands near Fort Simpson, Northwest Territories, Canada". *Canadian Journal of Remote Sensing*, Vol. 28, pp. 68-79.
- GILBERT, M.A., GONZÁLEZ-PIQUERAS, J. y GARCÍA-HARO, J. (1997): "Acerca de los índices de vegetación". *Revista de Teledetección*, Vol. 8, pp. 1-10.
- GILBERT, M.A., GONZÁLEZ-PIQUERAS, J., GARCÍA-HARO, F.J. y MELIÁ, J. (2002): "A generalized soil-adjusted vegetation index". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 82, pp. 303-310.
- GITELSON, A.A., KAUFMAN, Y.J., STARK, R. y RUNDQUIST, D. (2002): "Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 80, pp. 76-87.
- GITELSON, A.A. (2004): "Wide Dynamic Range Vegetation Index for Remote Quantification of Biophysical Characteristics of Vegetation". *Journal of Plant Physiology*, Vol. 161, pp. 165-173.
- GOBIERNO DE ARAGÓN – IDAE (1997): *Las energías renovables en Aragón. Datos de diagnóstico y perspectivas para una planificación y toma de decisiones*. Gobierno de Aragón – IDAE, Zaragoza, 183 pp.
- GOBIERNO DE ARAGÓN – CIRCE (1997): *Atlas de biomasa para usos energéticos de Aragón*. Gobierno de Aragón, Zaragoza, 213, pp.

- HAAPANEN, R., EK, A.R., BAUER, M.E. y FINLEY, A.O. (2004): "Delineation of forest/non forest land use classes using nearest neighbour methods". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 89, pp. 265-271.
- HAIR, J.F., ANDERSON, R.E., TATHAM, R.L. y BLACK, W.C. (1999): *Análisis multivariante*. Prentice Hall Iberia, Madrid, 799 pp.
- HAKKILA P. (2003): *Developing technology for large-scale production of forest chips. Wood Energy Technology Programme 1999-2003*. Technology programme report 5/2003, Interim report, Tekes, Helsinki, 54 pp.
- HAKKILA, P. y PARIKKA, M. (2002): "Fuel resources from the forest". En J. Richardson, R. Björheden, P. Hakkila, A.T. Lowe, y C.T. Smith (Eds.), *Bioenergy from Sustainable Forestry: Guiding Principles and Practice*, Forestry Sciences Vol. 71, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 19-48.
- HALL, R.J., SKAKUN, R.S., ARSENAULT, E.J. y CASE, B.S. (2006): "Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: application to mapping of aboveground biomass and stand volume". *Forest Ecology and Management*, Vol. 225, pp. 378-390.
- HUETE, A.R. (1988): "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 25, pp. 295-309.
- HYYPÄ, H.J. y HYYPÄ, J.M. (2001): "Effects of stand size on the accuracy of remote sensing-based forest inventory". *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, Vol. 39, pp. 2613-2621.
- HYYPÄ, J., HYYPÄ, H., INKINEN, M., ENGDAHL, M. y LINKO, S. (2000): "Accuracy comparison of various remote sensing data sources in the retrieval of forest stand attributes". *Forest Ecology and Management*, Vol. 128, pp. 109-120.
- IDAE (1999): *Plan de fomento de las energías renovables en España*. Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía, Ministerio de Ciencia y Tecnología, Madrid, 271 pp.
- IDAE (2005a): *Plan de Energías Renovables en España 2005-2010*. Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía, Ministerio de Industria, Turismo y Comercio, Madrid, 345 pp.
- IDAE (2005b): *Resumen del Plan de Energías Renovables en España 2005-2010*, Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía, Ministerio de Industria, Turismo y Comercio, Madrid, 80 pp.
- IDAE (2007): *Energía de la biomasa*. Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía, Ministerio de Industria, Turismo y Comercio, Madrid, 134 pp.
- JAKUBAUSKAS, M.E. (1996): "Thematic mapper characterization of lodgepole pine seral stages in Yellowstone National Park, USA". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 56, pp. 118-132.
- JARABO FRIEDRICH, F. (1999): *La energía de la biomasa*, S.A.P.T. Publicaciones Técnicas, S.L., Madrid, 135 pp.
- JIA, G.J., BURKE, I.C., KAUFMANN, M.R., GOETZ, A.F.H., KINDEL, B.C. y PU, Y. (2006): "Estimates of forest canopy fuel attributes using hyperspectral data". *Forest Ecology and Management*, Vol. 229, pp. 27-38.
- JOOSTEN, R., SCHUMACHER, J., WIRTH, C. y SCULTE, A. (2004): "Evaluating tree carbon predictions for beech (*Fagus sylvatica* L.) in western Germany". *Forest Ecology and Management*, Vol. 189, pp. 87-96.

- KETTERINGS, Q.M., COE, R., VAN NOORDWIJK, M., AMBAGAU, Y. y PALM, C.A. (2001): "Reducing uncertainty in the use of allometric biomass equations for predicting above-ground biomass in mixed secondary forests". *Forest Ecology and Management*, Vol. 146, pp. 199-209.
- KILPELÄINEN, P. y TOKOLA, T. (1999): "Gain to be achieved from stand lineation in Landsat TM image-based estimates of stand volume". *Forest Ecology and Management*, Vol. 124, pp. 105-111.
- KÖHL, M., MAGNUSSEN, S. y MARCHETTI, M. (2006): *Sampling Methods, Remote Sensing and GIS Multiresource Forest Inventory*. Springer, Heidelberg, pp. 373.
- LABRECQUE, S., FOURNIER, R.A, LUTHER, J.E. y PIERCEY, D.E. (2003): "A comparison of three approaches to map forest biomass from Landsat-TM and inventory data in Western Newfoundland". En *Proceedings of 25th Canadian Symposium on Remote Sensing*. Montreal.
- LABRECQUE, S., FOURNIER, R.A, LUTHER, J.E. y PIERCEY, D.E. (2006): "A comparison of four methods to map biomass from Landsat-TM and inventory data in Western Newfoundland". *Forest Ecology and Management*, Vol. 226, pp. 129-144.
- LE TOAN, T. (2002): *BIOMASCA: Biomass monitoring mission for Carbon Assessment*. A proposal in response to the ESA Second Call for Earth Explorer Opportunity Missions, ESA-Earth Explorers, 74 pp.
- LEBOEUF, A., BEAUDOIN, A., FOURNIER, R.A., GUINDON, L., LUTHER, J.E. y LAMBERT, M.C. (2007): "A shadow fraction method for mapping biomass of northern boreal black spruce forests using QuickBird imagery". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 110, pp. 488-500.
- LEHTONEN, A., MÄKIPÄÄ, R., HEIKKINEN, J., SIEVÄNEN, R. y LISKI, J. (2004): "Biomass expansion factors (BEFs) for Scots pine, Norway spruce and birch according to stand age for boreal forests". *Forest Ecology and Management*, Vol. 188, pp. 211-224.
- LILLESAND T.M. y KIEFER, R.W. (2000): *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons, Inc., New York, 724 pp.
- LORENTE, J.M. (2009): "Situación energética y sector forestal: un análisis desde la perspectiva aragonesa". *Foresta*, Vol. 43-44, pp. 132-139.
- LU, D. (2005): "Aboveground biomass estimation using Landsat TM data in the Brazilian Amazon". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 26, pp. 2509-2525.
- LU, D. (2006): "The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 27, pp. 1297-1328.
- LU, D. y BATISTELLA, M. (2005): "Exploring TM image texture and its relationships with biomass estimation in Rondônia, Brazilian Amazon". *Acta Amazonica*, Vol. 35, pp. 249-257.
- LU, D., BATISTELLA, M. y MORAN, E. (2005): "Satellite estimation of aboveground biomass and impacts of forest stand structure". *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 71, pp. 967-974.
- LU, D., MAUSEL, P., BRONDÍZIO, E. y MORAN, E. (2004): "Relationships between forest stand parameters and Landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin". *Forest Ecology and Management*, Vol. 198, pp. 149-167.
- MAGNUSSON, M. y FRANSSON, J.E.S. (2005): "Estimation of forest stem volume using multispectral optical satellite and tree height data in combination". *Scandinavian Journal of Forest Research*, Vol. 20, pp. 431-430.

- MÄKELÄ, H. y PEKKARINEN, A. (2001): "Estimation of timber volume at the sample plot level by means of image segmentation and Landsat TM imagery". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 77, pp. 66-75.
- MÄKELÄ, H. y PEKKARINEN, A. (2004): "Estimation of forest stand volumes by Landsat TM imagery and stand-level field-inventory data". *Forest Ecology and Management*, Vol. 196, pp. 245-255.
- MALLINIS, G., KOUTSIAS, N., MAKRAS, A. y KARTERIS, M. (2004): "Forest parameters estimation in a European Mediterranean landscape using remotely sensed data". *Forest Science*, Vol. 50, pp. 450-460.
- MASELLI, F. y CHIESI, M. (2006): "Evaluation of statistical methods to estimate forest volume in a Mediterranean Region". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 44, pp. 2239-2250.
- MCNEIL TECHNOLOGIES (2003): *Biomass Resource Assessment and Utilization Options for Three Counties in Eastern Oregon*. Oregon Department of Energy, Salem, 177 pp.
- MCROBERTS, R.E. y TOMPPPO, E.O. (2007): "Remote sensing support for national forest inventories". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 110, pp. 412-419.
- MENG, Q., CIESZEWSKI, C. y MADDEN, M. (2009): "Large area forest inventory using Landsat ETM+: A geostatistical approach". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 64, pp. 27-36.
- MICKLER, R.A., EARNHARDT, T.S. y MOORE, J.A. (2002): "Regional estimation of current and future biomass". *Environmental Pollution*, Vol. 116, pp. S7-S16.
- MINISTERIO DE INDUSTRIA, TURISMO Y COMERCIO (2008): *La Energía en España 2007*. Ministerio de Industria, Turismo y Comercio, Madrid, 229 pp.
- Ministerio de Medio Ambiente (1996): *Segundo Inventario Forestal Nacional (1986-1995): Aragón, Teruel*. Ministerio de Medio Ambiente, Madrid, 223 pp.
- MINISTERIO DE MEDIO AMBIENTE (2007): *Inventario Forestal Nacional*. Ministerio de Medio Ambiente, Madrid. Disponible en: <http://www.mma.es/> [consulta: 21 de diciembre de 2007].
- MONTERO, G., RUIZ-PEINADO, R. y MUÑOZ, M. (2005): *Producción de biomasa y fijación de CO₂ por los bosques españoles*. Instituto Nacional de Investigación y Tecnología Agraria y Alimentaria - Ministerio de Ciencia y Tecnología, Madrid, 270 pp.
- MOURELATOU, A. y SMITH, I. (2004): *Energía y medio ambiente en la Unión Europea*, Ministerio de Medio Ambiente, Madrid, 67 pp.
- MUTANGA, O. y SKIDMORE, A.K. (2004): "Narrow band vegetation indices overcome the saturation problem in biomass estimation". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 25, pp. 3999-4014.
- MUUKKONEN, P. y HEISKANEN, J. (2005): "Estimating biomass for boreal forests using ASTER satellite data combined with standwise forest inventory data". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 99, pp. 434-447.
- MUUKKONEN, P. y HEISKANEN, J. (2007): "Biomass estimation over a large area based on standwise forest inventory data and ASTER and MODIS satellite data: A possibility to verify carbon inventories". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 107, pp. 617-624.
- NASA (2008): *The Landsat Program*. NASA Official website. Disponible en: <http://landsat.gsfc.nasa.gov/> [consulta: 24 de enero de 2008].

- PALACIOS-ORUETA, A., CHUVIECO, E., PARRA, A. y CARMONA-MORENO, C. (2005): "Biomass burning emissions: a review of models using Remote-Sensing data". *Environmental Monitoring and Assessment*, Vol. 104, pp. 189-209.
- PALUMBO, I., KUCERA, J., BARBOSA, P., O'BRIEN, V.W. y VALENTÍN, R. (2006): "Using SEVIRI geostationary imagery for active fires analysis and burned biomass estimation: a case study in a Mediterranean ecosystem". En D.X. Viegas (Ed.), *Proceedings of V International Conference on Forest Fire Research*, Elsevier B.V., Amsterdam (CD-ROM).
- PARDO, A. y RUIZ, M.A. (2005): *Análisis de datos con SPSS 13 Base*. Mc Graw Hill, Madrid, 600 pp.
- PARRESOL, B.R. (1999): *Assessing tree and stand biomass: A review with examples and critical comparisons*. *Forest Science*, Vol. 45, pp. 573-593.
- PASCUAL, J., RAMÍREZ, J., FERNÁNDEZ-MANSO, A., LAHOZ, J.M. y GARCÍA, D. (2006): "Location of optimal zones for forest residual biomass harvesting". En *Proceedings of the 7th Seminar on Remote Sensing and GIS Applications in Forest Engineering*, Curitiba (CD-Rom).
- PASCUAL PUIGDEVALL, J., GARCÍA GALINDO, D. y GARCÍA-MARTÍN, A. (2007): "Optimum stands for forest residual biomass harvesting: development of a spatial index". En Maniatis, K., Grimm, H.P., Helm, P. y Grassi, A. (Eds.): *Proceedings of the 15th European Biomass Conference and Exhibition: From Research To Market Deployment*, ETA-Renewable Energies- WIP Renewable Energies, Florence pp.353-360 (CD-Rom).
- PEKKARINEN, A. (2002): "Image segment-based spectral features in the estimation of timber volume". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 82, pp. 349-359.
- PELLICER, F. y DE LA RIVA, J.R. (1999): *Banco de Datos del Agua en Aragón (BADAAR)*. Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio – Diputación General de Aragón, Zaragoza (CD-ROM).
- PERALA, D.A. y ALBAN, D.H. (1994): *Allometric biomass estimators for aspen-dominated ecosystems in the Upper Great Lakes (NC-314)*. North Central Forest Experiment Station – U.S. Forest Service, 38 pp.
- PÉREZ, C. (2007): "Vivir (bien) con el petróleo a 100 dólares". En *EL PAÍS.com* – Sección de Economía (artículo publicado el 11 de noviembre de 2007). Disponible en: http://www.elpais.com/articulo/economia/Vivir/bien/petroleo/dolares/elpepueco/20071111elpepueco_2/Tes.
- PÉREZ-CABELLO, F. (2002): *Paisajes forestales y fuego en el Prepirineo occidental oscense. Un modelo regional de re-construcción ambiental*. Consejo de Protección de la Naturaleza de Aragón, Zaragoza, 358 pp.
- PÉREZ-CABELLO, F. (2003): *Tratamiento digital de las imágenes de satélite: realces, corrección radiométrica, extracción de parámetros físicos y transformaciones aplicadas a la imagen*. Material didáctico del Máster "Tecnologías de la información geográfica para la ordenación del territorio: Sistemas de información geográfica y Teledetección", Universidad de Zaragoza.
- PHUA, M.H. y SAITO, H. (2003): "Estimation of biomass of a mountainous tropical forest using Landsat TM data". *Canadian Journal of Remote Sensing*, Vol. 29, pp. 429-440.
- PILLI, R., ANFODILLO, T. y CARRER, M. (2006): "Towards a functional and simplified allometry for estimating forest biomass". *Forest Ecology and Management*, Vol. 237, pp. 583-593.

- POWELL, S.L., COHEN, W.B., HEALEY, S.P., KENNEDY, R.E., MOISEN, G.G., PIERCE, K.B. y OHMANN, J.L. (2010): "Quantification of live aboveground forest biomass dynamics with Landsat time-series and field inventory data: A comparison of empirical modeling approaches". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 114, pp. 1053-1068.
- PROISY, C., COUTERON, P. y FROMARD, F. (2007): "Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using Fourier-based textural ordination of IKONOS images". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 109, pp. 379-392.
- PUIG SALES, R. (1985): *La biomasa como energía renovable. Recuperación de recursos de los residuos*. Ersa, Madrid, 200 pp.
- QI, J., CHEHBOUNI, AL., HUETE, A. R., KERR, Y. H., y SOROOSHIAN, S. (1994): "A modified soil adjusted vegetation index (MSAVI)". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 48, pp. 119-126.
- QUEROL, J.V. (1995): *Ecogeografía y explotación forestal en las serranías de Albarracín y Gúdar-Maestrazgo*. Consejo de Protección de la Naturaleza de Aragón, Zaragoza, 280 pp.
- RAISON, R.J. (2002): "Environmental sustainability of forest energy production". En J. Richardson, R. Björheden, P. Hakkila, A.T. Lowe, y C.T. Smith (Eds.), *Bioenergy from Sustainable Forestry: Guiding Principles and Practice*, Forestry Sciences Vol. 71, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 159-263.
- RANTA, T. (2005): "Logging residues from regeneration fellings for biofuel production- a GIS based availability analysis in Finland". *Biomass and Bioenergy*, Vol. 28, pp. 171-182.
- REESE, H., Nilsson, M., Sandström, P. y Olsson, H. (2002): "Applications using estimates of forest parameters derived from satellite and forest inventory data". *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 37, pp. 37-55.
- RIANO, D., CHUVIECO, E., SALAS, J. y AGUADO, I. (2003): "Assessment of different topographic corrections in Landsat-TM data for mapping vegetation types". *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, Vol. 41, pp. 1056-1061.
- RICHARDSON, J., BJÖRHEDEN, R., HAKKILA, P., LOWE, A.T. y SMITH C.T. (Eds.) (2002): *Bioenergy from Sustainable Forestry: Guiding Principles and Practice*. Forestry Sciences Vol. 71, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 344 pp.
- ROCK, B.N., VOGELMANN, J.E., WILLIAMS, D.L., VOGELMANN, A.F. y HOSHIZAKI, T. (1986): *Remote detection of forest damage*. *Bioscience*, Vol. 36, pp. 439-445. En E. Chuvieco (1996), *Fundamentos de teledetección espacial*, Rialp, Madrid, 568 pp.
- RONDEAUX, G., STEVEN, M. y BARET, F. (1996): "Optimization of soil-adjusted vegetation indices". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 55, pp. 95-107.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W. y Harlan, J.C. (1974): *Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. Type III, Final Report*, NASA/GSFC, Greenbelt, 371 pp.
- ROY, P.S. y RAVAN, S.A. (1996): "Biomass estimation using satellite remote sensing data. An investigation on possible approaches for natural forest". *Journal of Biosciences*, Vol. 21, pp. 535-561.
- RUIZ DE LA TORRE, J. (1990): *Mapa forestal de España. Escala 1:200.000. Memoria general*. ICONA, Madrid, 191 pp.
- SALVADOR, R. y PONS, X. (1998a): "On the applicability of Landsat TM images to Mediterranean forest inventories". *Forest Ecology and Management*, Vol. 104, pp. 193-208.

- SALVADOR, R. y PONS, X. (1998b): "On the reliability of Landsat TM for estimating forest variables by regression techniques: a methodological analysis". *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, Vol.36, pp. 1888-1897.
- SALVADOR, R., PONS, X. y BAULIES, X. (1997): "Análisis de imágenes multiespectrales aerotransportadas para estimar variables estructurales de bosques mediterráneos de *Quercus ilex L.*". *Orsis*, Vol. 12, pp. 127-139.
- SANZ, F. y PIÑEIRO, G. (2003): "Aprovechamiento de la biomasa forestal producida por la cadena monte-industria. Parte I: Situación Actual y Evaluación de Sistemas de Tratamiento". *Revista CIS-Madera*, Vol.10, pp. 6-25.
- SCHROEDER, P., BROWN, S., MO, J., BIRDSEY, R. y CIESZEWSKI, C. (1997): *Biomass estimation for temperate broadleaf forests of the US using forest inventory data*. *Forest Science*, Vol. 43, pp. 424-434.
- SEBASTIÁN, F. (1999): "Biomasa, Energía Natural". *Tercer Milenio*, Vol. 188.
- SEBASTIÁN, F. y ROYO, J. (2005): "La biomasa como fuente de energías renovables". En J. Mandado, S. Martínez Cotanda y M. Moreno (Eds.), *Energía y medioambiente. II Seminario Problemática Medioambiental*, Departamento de Ciencias de la Tierra, Universidad de Zaragoza, Zaragoza, 140 pp.
- SHOSHANY, M. (2000): "Satellite remote sensing of natural Mediterranean vegetation: a review within an ecological context". *Progress in Physical Geography*, Vol. 24, pp. 153-158.
- STEININGER, M.K. (2000): "Satellite estimation of tropical secondary forest above-ground biomass: data from Brazil and Bolivia". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 21, pp. 1139-1157.
- TODD, S.W., HOFFER, R.M. y MILCHUNAS, D.G. (1998): "Biomass estimation on grazed and ungrazed rangelands using spectral indices". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 11, pp. 95-111.
- TOMPO, E., OLSSON, H., STÅHL, G., NILSSON, M., HAGNER, O. y KATILA, M. (2008): "Combining national forest inventory field plots and remote sensing data for forest databases". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 112, pp. 1982-1999.
- TOTTRUP, C., RASMUSSEN, M.S., EKLUNDH, L. y JÖNSSON, P. (2007): "Mapping fractional forest cover across the highlands of mainland Southeast Asia using MODIS data and regression tree modelling". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 28, pp. 23-46.
- TROTTER, C.M., DYMOND, J.R. y GOULDING, C.J. (1997): "Estimation of timber volume in a coniferous plantation forest using Landsat TM". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 18, pp. 2209-2223.
- TUOMINEN, S. y PEKKARINEN, A. (2005): "Performance of different spectral and textural aerial photograph features in multi-source forest inventory". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 94, pp. 256-268.
- TWELE, A. y ERASMI, S. (2005): "Evaluating topographic correction algorithms for improved land cover discrimination in mountainous areas of central Sulawesi". En S. Erasmí, B. Cyffka, M. Kappas, (Eds.), *Remote sensing and GIS for environmental studies*, Göttinger Geographische Abhandlungen, Göttingen, Vol. 113, pp. 287-295.
- VÁZQUEZ DE LA CUEVA (2005): "Variabilidad en la respuesta espectral de tres tipos de vegetación seleccionados de parcelas del IFN-3". En Arbelo, M., González, A. y Pérez, J.C. (Eds.): *Teledetección. Avances en la observación de la Tierra*. Asociación Española de Teledetección, Tenerife, 113-116 pp.

- VELÁZQUEZ, B. (2006): "Situación de los sistemas de aprovechamiento de los residuos forestales para su utilización energética". *Ecosistemas*, Vol. 15, pp. 77-86.
- WANG, C. (2006): "Biomass allometric equations for 10 co-occurring tree species in Chinese temperate forests". *Forest Ecology and Management*, Vol. 222, pp. 9-16.
- WULDER, M.A., WHITE, J.C., FOURNIER, R.A., LUTHER, J.E. y MAGNUSSEN, S. (2008): "Spatially explicit large area biomass estimation: three approaches using forest inventory and remotely sensed imagery in a GIS". *Sensors*, Vol. 8, pp 529-560.
- YOUNG, H.E., STRAND, L. y ALTENBERGER, R. (1964): "Preliminary fresh and dry weigh tables for seven tree species in Maine". En Hakkila, P. y Parikka, M. (2002): "Fuel resources from the forest". En J. Richardson, R. Björheden, P. Hakkila, A.T. Lowe, y C.T. Smith (Eds.), *Bioenergy from Sustainable Forestry: Guiding Principles and Practice*, Forestry Sciences Vol. 71, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 19-48.
- ZHANG, Q., PAVLIC, G., CHEN, W., LATIFOVIC, R., FRASER, R. y CIHLAR, J. (2004): "Deriving stand age distribution in boreal forests using SPOT VEGETATION and NOAA AVHRR imagery". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 91, pp. 405-418.
- ZHENG, D., RADEMACHER, J., CHEN, J., CROW, T., BRESEE, M., LE MOINE, J. y RYU, S.R. (2004): "Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 93, pp. 402-411.
- ZHENG, D, HEATH, L.S. y DUCEY, M.J. (2007): "Forest biomass estimated from MODIS and FIA data in the Lake States: MN, WI and MI, USA". *Forestry*, Vol. 80, pp. 265-278.
- ZIANIS, D. y MENCUCCINI, M. (2004): "On simplifying allometric analyses of forest biomass". *Forest Ecology and Management*, Vol. 187, pp. 311-332.

ACRÓNIMOS DE PARÁMETROS ESTADÍSTICOS UTILIZADOS RELACIONADOS CON EL ANÁLISIS DE REGRESIÓN

Acronimo	Parámetro
R	Coefficiente de correlación de Pearson
R^2	Coefficiente de determinación
R^2_a	Coefficiente de determinación ajustado
S_e	Error estándar de la estimación
RMSE	Error cuadrático medio
$RMSE_r$	Error cuadrático medio relativo

Consejo Económico y Social de Aragón

Composición del Pleno (a 26/4/2012)

En representación del Gobierno de Aragón

Titulares

D. Mariano Alierta Izuel
 D. Ignacio Alvo Rituerto
 D. Jesús Arbiol Tena
 D. Enrique Barbero Lahoz
 D^a. Natividad Blasco de las Heras (*Presidenta*)
 D. José M^a García López
 D^a. Inmaculada García Mainar
 D. José Alberto Molina Chueca
 D^a. Laura Moreno Casado

Suplentes

D^a. Cristina Asensio Grijalba
 D^a. Isabel Cebrián Alós
 D^a. Elena García-Lechuz Moya
 D^a. María Lacasa Mateo
 D^a. M^a Ángeles López Artal
 D. Juan Carlos Martín Mallén
 D. Víctor Montuenga Gómez
 D. Ignacio Moralejo Menéndez
 D. Javier Villanueva Sánchez

En representación de las Organizaciones Sindicales

Designados por la Unión General de Trabajadores (UGT Aragón)

Titulares

D. Jorge Abarca Viñas
 D. José Juan Arceiz Villacampa
 D^a. Ana Fuertes Cruz
 D. Julián Lóriz Palacio
 D^a. Carmen Melendo Vera (*Vicepresidenta*)

Suplentes

D. Javier Asensio Galdiano
 D. José Antonio Cid Felipe
 D^a. Carmen García Nasarre
 D. Raúl Machín Lapeña
 D. Ricardo Rodrigo Martínez

Designados por la Unión Sindical de Comisiones Obreras (CCOO Aragón)

Titulares

D^a. Marta Arjol Martínez
 D. Julián Buey Suñén
 D. Manuel Martínez Morales
 D. José Manuel Penella Cambra

Suplentes

D^a. Sofía Bergasa Pérez
 D^a. Rosina Lanza Lanza
 D^a. Margarita Lasmarías Bustín
 D. Pablo Martínez Soriano

En representación de las Organizaciones Empresariales

Designados por la Confederación Regional de Empresarios de Aragón (CREA)

Titulares

D^a. Beatriz Callén Escartín
 D. Fernando Callizo Oliván (*Vicepresidente*)
 D. Carlos Mor Sanz
 D. Jesús Morte Bonafonte
 D. José Enrique Ocejo Rodríguez

Suplentes

D^a. Marta Alonso Casamajó
 D. Jorge Alonso Vallejo
 D. Sergio Calvo Bertolín
 D. Juan Carlos Dehesa Conde
 D^a. Rosa García Torres

Designados por la Confederación de la Pequeña y Mediana Empresa (CEPYME Aragón)

Titulares

D. Enrique Bayona Rico
 D. Salvador Corede Bergua
 D. Aurelio López de Hita
 D. Carmelo Pérez Serrano

Suplentes

D. Guillermo Arrizabalaga Lizarraga
 D^a. Pilar Gómez López
 D. Antonio Hinojal Zubiaurre
 D. Rafael Zapatero González

Publicaciones del Consejo Económico y Social de Aragón

ÚLTIMAS PUBLICACIONES

Informes anuales

- Informe sobre la situación económica y social de Aragón 2010.

Memorias de actividades

- Memoria de actividades 2011.

Colección Estudios

- Tipos de jornada y productividad del trabajo.
- Organización del trabajo, conciliación y absentismo.
- La actividad cultural y su repercusión social en Aragón.
- Las familias monoparentales en Aragón.
- Posibilidades y viabilidad para la reapertura del Canfranc.

Colección Tesis Doctorales

- Aplicación de los pulsos eléctricos de alto voltaje al proceso de vinificación.

Colección Proyectos de Investigación

- El capital humano en la empresa aragonesa.

Colección Dictámenes*

- Dictamen 1/2012 sobre el Proyecto de modificación del Decreto 32/2007, por el que se regula la admisión de alumnos en los centros públicos y privados concertados.

ESTUDIOS EN CURSO

- Situación socioeconómica de Teruel: presente y futuro.
- Informe socioeconómico de la Década en Aragón 2001-2010**.

* Desde 2011 los dictámenes se editan en formato electrónico.

** Actualmente en proceso de publicación.

