

EVALUACIÓN DE LOS RECURSOS DE BIOMASA RESIDUAL FORESTAL MEDIANTE IMÁGENES DEL SATÉLITE LANDSAT Y SIG

ALBERTO GARCÍA MARTÍN¹, FERNANDO PÉREZ CABELLO² Y JUAN DE LA RIVA FERNÁNDEZ³

Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio
Facultad de Filosofía y Letras, Universidad de Zaragoza
C/ Pedro Cerbuna 12, 50.009, Zaragoza. España

[1algarcia@unizar.es](mailto:algarcia@unizar.es), [2fcabello@unizar.es](mailto:fcabello@unizar.es), [3delariva@unizar.es](mailto:delariva@unizar.es)

RESUMEN

Diversos trabajos han puesto de manifiesto la existencia de correlaciones entre la biomasa forestal y la información de imágenes de satélite. La aplicación de la teledetección para cuantificar esta biomasa presenta ventajas respecto a la de los inventarios tradicionales. En este contexto, existe una falta de trabajos de teledetección dirigidos al estudio de la biomasa residual forestal, cuyo aprovechamiento energético presenta beneficios medioambientales y socio-económicos. El objetivo es desarrollar una metodología para evaluar -mediante regresión logística- la biomasa residual de los bosques de pináceas de Teruel a partir de una imagen Landsat TM, de información topográfica y de variables derivadas del *Mapa Forestal de Aragón*, tomando como referencia las parcelas del Inventario Forestal Nacional y trabajo de campo. Los resultados indican que el neocanal MSI, TM4 y la variable *nivel de madurez* son los predictores más importantes para evaluar estos recursos.

Palabras clave: biomasa residual forestal, teledetección, SIG, Inventario Forestal Nacional, regresión logística, provincia de Teruel

FOREST RESIDUAL BIOMASS ESTIMATION BASED ON LANDSAT IMAGES AND GIS

ABSTRACT

Many works have shown the existence of correlations between aboveground biomass and radiometric information provided by satellite images. Remote sensing applications to quantify aboveground biomass present some advantages regarding traditional forest inventories. In this context, there is a lack of remote sensing studies which focus on the estimation of forest residual biomass, whose energetic use has some environmental and socio-economic benefits. The objective of this study is to develop a methodology to evaluate -by means of logistic regression- residual

biomass in the pine forests of the Teruel province using a Landsat TM image, topographic variables and forest cartography variables, using as reference data National Forest Inventory plots and field work. The results show that MSI, TM4 and the forest cartography variable *level of maturity* are the best predictors to evaluate this resource.

Keywords: forest residual biomass, remote sensing, GIS, National Forest Inventory, logistic regression, province of Teruel

1. Introducción

El *Plan de Fomento de las Energías Renovables en España* (IDAE, 1999) nació como respuesta a la necesidad de promocionar una política energética que, por un lado, disminuyera la excesiva dependencia exterior (80 % en los últimos años) y, por otro, preservara el medio ambiente y asegurara un desarrollo sostenible. En este documento se marcó como objetivo que la producción de energía en el año 2010 procediera en un 12 % de fuentes de energía renovables, el mismo porcentaje que el fijado en el Comunicado de la Comisión Europea *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). Para ello, se confiaba en el aumento del uso de la biomasa como parte esencial para cumplir el objetivo, fijándose su contribución a la producción de energía en 2010 en una cantidad casi tres veces superior a la que presentaba en 1998 (9.629 ktep -kilotoneladas equivalentes de petróleo- en 2010 frente a los 3.629 ktep en 1998). Dentro de los recursos considerados como proveedores de biomasa, se señalaba a los residuos forestales como uno de los más importantes (450.000 tep-año en 2010) (IDAE, 1999).

La biomasa residual forestal refiere a las ramas, hojas, acículas y despuntes generados tanto en los tratamientos aplicados a las masas forestales para la defensa y mejora de éstas, como a los generados en aprovechamientos madereros finales (IDAE, 1999; Velázquez, 2006). Así pues, estos residuos pueden tener su origen en actividades selvícolas muy diversas como podas, trasmochos, clareos, claras, cortas finales... cuyos objetivos pueden ser muy variados: creación de cortafuegos, apertura de caminos para líneas eléctricas, cortas fitosanitarias, aprovechamiento maderero, etc. (Esteban *et al.*, 2004). Los tratamientos más comúnmente aplicados a estos residuos son la quema controlada o el amontonamiento en el monte, siendo pocas veces triturada o astillada en el monte para favorecer su rápida incorporación al horizonte orgánico (Velázquez, 2006).

Existen dos vías para el aprovechamiento energético de estos residuos forestales: mediante su utilización en aplicaciones térmicas (estufas y calderas domésticas o industriales) o en aplicaciones eléctricas (centrales de biomasa y/o co-combustión), siendo estas últimas a las que más cantidad de recurso se destina (IDAE, 2005b). Los beneficios obtenidos de esta utilización se pueden agrupar en dos tipos: medioambientales y socio-económicos. Los primeros se dan tanto en la fase de producción, al recogerse un material que generalmente queda disperso por el monte entrando en un proceso de descomposición y secado que aumenta el riesgo de incendios y plagas forestales, como en la fase de aplicación, ya que la producción de CO₂ originada por la combustión de la biomasa presenta un balance neutro (Domínguez, 2002; IDAE, 2005a). Por su parte, los beneficios socio-económicos se dan a dos escalas: a escala nacional, al reducirse la dependencia energética, y a escala local, debido a la aparición de empresas dedicadas a la generación,

recolección, transporte y aprovechamiento de los residuos forestales. Este último aspecto, además de generar empleo, puede suponer un importante impulso para mejorar las infraestructuras del medio rural ayudándose así a fijar una población necesaria para el mantenimiento del medio natural (Domínguez, 2002; IDAE, 2005a).

Con todo, el despegue de la biomasa como fuente de energía no ha ido cumpliendo las expectativas y ha ido creciendo más lentamente que otras fuentes de energía renovables (Domínguez *et al.*, 2003; IDAE, 2005a; Domínguez *et al.*, 2006).

Ante esta situación, en el *Plan de Energías Renovables en España 2005-2010* (PER) (IDAE, 2005a), además de revisarse los anteriores objetivos fijados en el área de la biomasa e incrementarse el aporte de los residuos forestales hasta las 462.000 tep-año, se identifican las barreras detectadas durante la vigencia del primer plan que han impedido el crecimiento de esta energía renovable (IDAE, 2005b). En el PER se señala como uno de los principales inconvenientes el desconocimiento de la capacidad real de producción de biomasa residual de una masa forestal. Este es un punto fundamental, ya que impide conocer la oferta constante de biomasa residual que asegure la producción en las centrales termoeléctricas que la pudieran utilizar (Domínguez *et al.*, 2003; IDAE, 2005a). Para superar esta barrera es necesario desarrollar, entre otras cosas, una metodología que permita determinar el potencial de los recursos forestales existente en una zona.

A este respecto, el tratamiento de imágenes de satélite se ha mostrado como una herramienta válida para el estudio de los bosques ya que proporciona información de carácter completo y continuo de un territorio, superando las limitaciones que presentan los muestreos puntuales de los inventarios, si bien es ineludible el trabajo de campo (Howard, 1991; Roller y Bergen, 2000). La extracción de información biofísica constituye una de las líneas más fructíferas en el ámbito de las aplicaciones forestales de la teledetección espacial (Bergen, *et al.*, 2000; Dobson, 2000; Goetz, 2002), siendo muy numerosos los trabajos orientados a la estimación de LAI y biomasa, principalmente con imágenes Landsat (Curran *et al.*, 1992; Todd *et al.*, 1998; Fazakas *et al.*, 1999; Eklundh, L. *et al.*, 2001; Mickler *et al.*, 2002; Reese *et al.*, 2002; Foddy *et al.* 2003; Phua y Saito, 2003; Lu *et al.*, 2004; Zheng *et al.*, 2004). No obstante, los ámbitos de aplicación han sido, mayoritariamente, bosques boreales densos, homogéneos y de topografía poco compleja, siendo escasas las experiencias en ámbitos mediterráneos (Salvador y Pons, 1998a, 1998b; Mallinis *et al.*, 2004). Además, hay una carencia importante de estudios acerca de la posibilidad de estimar biomasa residual forestal mediante imágenes de satélite.

Es importante resaltar que la biomasa no puede ser medida directamente mediante imágenes de satélite, pero la información de reflectividad 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). Este mismo principio se puede aplicar a la biomasa residual.

En cuanto a información forestal, el *Segundo Inventario Forestal Nacional* (IFN-2) (MMA, 1996), es una de las fuentes más detalladas en España, pero no ofrece información sobre biomasa. Sin embargo, utilizando ecuaciones alométricas que relacionen la biomasa residual de cada pie arbóreo con su diámetro normal (DBH) y su altura se puede calcular la biomasa residual contenida en cada parcela de este inventario, tal y como se ha demostrado en el proyecto LIGNOSTRUM, en el que se enmarca este trabajo (Alonso *et al.*, 2005).

2. Objetivos

En este contexto, en el presente trabajo se pretende desarrollar una metodología eficaz para localizar y estimar la biomasa residual de los bosques de *Pinus sylvestris*, *P. halepensis*, *P. nigra* y *P. pinaster* de la provincia de Teruel mediante ajustes de regresión logística entre los datos obtenidos a partir de ecuaciones estimativas de biomasa residual forestal aplicadas a las parcelas del IFN-2 (variable dependiente) y los registros de una imagen de satélite Landsat 5 TM, de variables topográficas y de variables derivadas del *Mapa Forestal de Aragón* (variables independientes). Este procedimiento permitirá inventariar los montes de Teruel respecto a una variable hasta ahora no utilizada, los residuos energéticamente aprovechables que se obtendrían si se realizaran los tratamientos selvícolas adecuados.

3. Área de estudio

El área de estudio es la provincia de Teruel (14.804 km²). Esta provincia se encuentra situada en el cuadrante noreste de la Península Ibérica, en una posición muy próxima al mar Mediterráneo ([Figura 1](#)). Desde el punto de vista biogeográfico, todo su territorio queda incluido dentro de la Región Mediterránea (Querol, 1995; MMA, 1996; González *et al.*, 2001), presentando una superficie catalogada como terreno forestal del 27% (Departamento de Agricultura y Alimentación, 2004). Este porcentaje pone de manifiesto la importancia de la cubierta forestal de esta provincia. Sin embargo, su distribución no es uniforme, concentrándose la mayor parte de la riqueza forestal en las sierras ibéricas. La elección de las especies a estudiar se debe a que las pináceas son las que ocupan una mayor superficie en la provincia (según el IFN-2, en 1994 existía un total 235.431 ha en las que alguna de las cuatro especies seleccionadas aparecía como dominante).

Por otra parte, la provincia de Teruel es una de las más desfavorecidas de todo el territorio español. De forma muy sintética puede definirse como una provincia despoblada y envejecida, localizándose su población principalmente en el medio rural. Desde un punto de vista socio-económico, conserva un marcado carácter agrario tradicional muy patente en todas sus comarcas, con escaso desarrollo del sector industrial y de servicios, que se concentra principalmente en la capital provincial.

Estos dos condicionantes (gran superficie forestal y existencia de espacios rurales desfavorecidos económicamente) convierten a esta provincia en escenario ideal para verificar las hipótesis de los beneficios del empleo con fines energéticos de la biomasa, en general, y de los residuos forestales, en particular.

4. Metodología y materiales

La metodología que se aplica en este trabajo se sitúa en el contexto de las nuevas tecnologías de la información geográfica (Teledetección y Sistemas de Información Geográfica, SIG) como fuentes de información y herramientas para la gestión forestal. La escala de trabajo elegida es 1:50.000, adecuada para el trabajo con imágenes Landsat y a la cual viene referida la

información forestal utilizada. El método estadístico de análisis empleado es la regresión logística, mediante el cual se puede espacializar la probabilidad de existencia de recursos de biomasa residual. Los programas informáticos utilizados son: Erdas Imagine 8.7 para el tratamiento digital de la imagen de satélite, ArcGis-ArcInfo 8.3 para el tratamiento de la información auxiliar y la edición de la cartografía y SPSS 12.0 para el tratamiento estadístico.

4.1. Los datos de satélite

Para la realización de este trabajo fue utilizada una imagen Landsat 5 TM registrada el 29 de junio de 1994 (*Path* 131/ *Row* 32). Esta escena Landsat cubre la práctica totalidad de la provincia de Teruel, dejando fuera solamente el sector noreste, poco importante para los objetivos del presente trabajo ya que en esta zona la cubierta forestal es muy escasa. La elección de esta imagen obedece a que es sincrónica a los trabajos de campo del IFN-2 de la provincia de Teruel y está libre de nubes en su mayor parte. Además, las imágenes de verano son las más utilizadas en trabajos forestales con teledetección (de la Riva, 1997). Sobre esta imagen se aplicaron pretratamientos de corrección geométrica y radiométrica al objeto de poder integrarla con otras fuentes cartográficas en el contexto de un SIG. Esta es una tarea larga, compleja y crítica para la bondad de los resultados.

La importancia de una precisa corrección geométrica es evidente en este trabajo ya que la imagen es relacionada con datos de campo. Para georeferenciar la imagen Landsat a un sistema local de proyección UTM se utilizaron 125 puntos de control tomados sobre un mosaico de ortofotografías aéreas de resolución espacial de un metro y un modelo digital de elevaciones (MDE) de 30 m de resolución generado a partir de las hojas de la Base Cartográfica Nacional 1:25.000 (BCN25) ([Figura 2](#)). Con estos puntos se ajustó un polinomio de transformación de segundo grado que reproyectó la imagen, obteniéndose un error inferior al píxel (18.5 m). En la fase de transferencia, los píxeles fueron georeferenciados a 25 m utilizando el método del vecino más próximo. Por su parte, la corrección radiométrica elimina las distorsiones que introducen la atmósfera y la topografía en la señal registrada en la imagen Landsat que hacen que se de una alta variación en la respuesta reflectiva de tipos de vegetación similar (Riaño *et al.*, 2003), dificultándose el establecimiento de modelos predictivos. Diferentes modelos de corrección radiométrica fueron probados estadísticamente para conocer cuál minimizaba mejor el efecto de la topografía; el mejor resultado se logró con la corrección de Minnaert incluyendo el coseno de la pendiente como término separado en la ecuación (Colby, 1991) y utilizando información preestratificada de la vegetación del área de estudio para calcular el coeficiente K para cada banda TM y tipo de superficie. Para esta corrección fue necesario utilizar el MDE. Por último, se delimitó en la imagen el área de estudio.

El resultado fue una imagen con seis bandas en la que la información está expresada en valores de reflectividad (tantos por cien) ([Figura 3](#)): TM1 (azul visible, 0,45-0,52 μm), TM2 (verde visible, 0,52-0,60 μm), TM3 (rojo visible, 0,63-0,69 μm), TM4 (infrarrojo próximo, 0,76-0,90 μm), TM5 (infrarrojo medio, 1,55-1,75 μm) y TM7 (infrarrojo medio, 2,08-2,35 μm). Sobre ella se aplicaron una serie de transformaciones dirigidas a la obtención de neocanales que aumenten la capacidad explicativa de la información espectral: Análisis de Componentes Principales, Transformación *Tasseled-Cap* y diversos índices, como el *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), el *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI), el *Optimize Soil Adjusted Vegetation Index*

(OSAVI), el *Generalize Soil Adjusted Vegetation Index* (GESAVI), el *Green Index* (GI), el *Moisture Stress Index* (MSI), el *Middle Infrared Wavelengths* (MID57) y el *Albedo* (ABD).

4.2. Las variables topográficas

Mediante la utilización de herramientas SIG se derivaron, a partir del MDE, las siguientes coberturas topográficas: elevación, pendiente, orientación, insolación potencial anual, insolación potencial en los equinoccios de primavera y otoño, insolación potencial en los solsticios de invierno y verano y curvatura de la superficie.

Todas estas variables independientes, a excepción de la orientación, fueron incorporadas al modelo como variables continuas. La orientación fue reclasificada en dos categorías: las exposiciones NW, N y NE fueron agrupadas en la clase 0, mientras que las exposiciones SE, S y SW quedaron en el grupo 1. Además, reseñar que todas las variables relacionadas con la insolación fueron calculadas considerando dos unidades distintas: el número de horas de insolación y la cantidad de iluminación recibida. Así, de cada tipo de insolación potencial se incorporaron dos variables.

4.3. Las variables derivadas del *Mapa Forestal de Aragón 1:50.000*

Para conocer la influencia de la estructura y de la fisionomía-fisiología de las masas forestales en la estimación de la biomasa residual, se introdujo cartografía sobre el *tipo climático estructural* (TCE) y el *nivel de madurez*; estas variables se obtuvieron a partir del *Mapa Forestal de Aragón 1:50.000*, que sigue la metodología utilizada en el *Mapa Forestal de España: Escala 1:200.000* (Escudero y Franchès, 2004).

Las categorías de la cartografía de TCE hacen referencia a un grupo de formaciones vegetales dominante que presenta el máximo aprovechamiento de los recursos naturales primarios, asignándose un área a un tipo cuando otro tipo de superior exigencia en recursos no puede extenderse a la totalidad de esa área (Ruiz de la Torre, 1990). Las tres categorías presentes en la provincia de Teruel fueron reclasificadas en dos grupos: las clases Esclerófilo y Subsclerófilo quedaron asignadas al grupo 0, mientras que la clase Taiga fue reclasificada como grupo 1.

El *nivel de madurez*, tal y como se define en la memoria del *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, pág. 20). Las clases presentes en la cartografía de *nivel de madurez* de Teruel se agruparon también en dos tipos, quedando dentro del grupo 0 las masas forestales que tienen un *nivel de madurez* inferior al estadio 6, mientras que en el grupo 1 quedó compuesto por las masas de *nivel de madurez* 6 y 7.

Así pues, de esta manera, estas dos variables se incorporaron al modelo como variables categóricas.

4.4. Los datos de biomasa residual forestal

Los datos de biomasa residual forestal (Ton/ha) de *Pinus sylvestris*, *P. halepensis*, *P. nigra* y *P. pinaster* fueron calculados para las parcelas del IFN-2 de la provincia de Teruel en las que todos los pies eran de una de estas especies, utilizando como base de datos el archivo *Piesma44.dbf* del Inventario. El cálculo se hizo mediante la introducción, en la aplicación *BASIFOR*, de regresiones estimativas de biomasa residual obtenidas a partir de trabajo de campo realizado en el seno del proyecto LIGNOSTRUM.

El trabajo de campo consistió en la realización de un muestreo estratificado por especies, siendo la distribución del muestreo en cada especie proporcional a la información de número de pies, volumen de leñas y área basimétrica mostrada en el IFN-2, con un rango para cada especie desde 7,5 a 40 cm de diámetro normal. Dado el carácter destructivo del muestreo, las áreas de estudio fueron aquellos montes gestionados por el Servicio Provincial de Medio Ambiente de la Provincia de Teruel en los que se realizaron tratamientos selvícolas durante noviembre de 2003 y junio de 2004.

Para obtener el peso en húmedo de la biomasa residual de cada individuo se utilizó una romana con una precisión de 250 gramos. Como medidas dimensionales de cada individuo se tomaron el diámetro normal (dos medidas perpendiculares con precisión milimétrica) y la altura, con una precisión centimétrica. Debido a la variación en humedad de las muestras, de cada pie se recogieron muestras de las ramas y acículas para obtener el peso en seco, utilizando el método descrito en Joosten *et al.* (2004), de secado a 105° C hasta pesada constante. Tras un análisis estadístico riguroso se obtuvo una ecuación de biomasa residual específica para cada especie (dos en el caso de *P. pinaster*) con un R² superior a 0,90 en todas ellas ([Tabla 1](#)). Más detalles sobre estas ecuaciones pueden encontrarse en Alonso *et al.*, (2005).

Una vez obtenida la información de biomasa residual para cada una de las parcelas seleccionadas, ésta se añadió a una tabla junto a todas las variables recogidas en el IFN-2, incluyéndose la localización en coordenadas UTM de cada parcela. Para evitar la complejidad debida a la mezcla de signaturas espectrales de distintas especies en la información espectral proporcionada por la imagen Landsat, solamente las parcelas de composición monoespecífica fueron seleccionadas. Con esta información se generó una cartografía de tipo puntual que fue superpuesta sobre la imagen de satélite. Las parcelas localizadas en un incendio ocurrido en 1994 y sobre pequeñas nubes y sus sombras en la parte sur-este de la imagen fueron también eliminadas. Al final de este proceso de selección se obtuvo una cartografía puntual con un total de 482 parcelas ([Figura 4](#)).

4.5. Extracción de información de las variables radiométricas, topográficas y forestales

Las distintas variables radiométricas, topográficas y forestales derivadas de la imagen Landsat 5 TM, del MDE y del *Mapa Forestal de Aragón 1:50.000*, respectivamente, fueron integradas en un solo archivo multibanda garantizándose la misma georeferenciación en todas las capas ([Tabla 2](#)). Sobre este multibanda se superpuso la cartografía puntual de biomasa residual

forestal para extraer la información. Para ello, se utilizó una ventana de tamaño de 3 x 3 píxeles centrada sobre cada una de las parcelas y se calculó la media y la desviación estándar de cada una de las variables seleccionadas.

4.6. Método de estimación: el modelo de regresión logística

La regresión logística es un tipo especial de regresión que se utiliza para estimar la probabilidad de ocurrencia de una variable dependiente categórica binaria (dos grupos, 0/1), permitiendo 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. El resultado de la regresión logística es una relación multivariante con coeficientes como los de la regresión lineal múltiple, que indican la influencia relativa de las variables predictoras consideradas (Hair *et al.*, 1999). La regresión logística puede expresarse mediante la siguiente función:

$$f(z) = 1/(1 + e^{-z})$$

donde z se obtiene a partir de la combinación lineal de las variables independientes, estimadas a partir de un ajuste de máxima verosimilitud, de tal manera que:

$$z = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

siendo α = Valor de la constante, β_n = coeficiente de la variable X_n , X_n = variable independiente.

Los valores de z pueden ser interpretados como una función de probabilidad de ocurrencia, puesto que $f(z)$ convierte los valores de z en una función continua que oscila entre 0 y 1. En este sentido, los valores inferiores a 0'5 se corresponden con la no-ocurrencia de la variable dependiente y los valores superiores a 0'5 con la ocurrencia. No obstante, este umbral siempre puede ser modificado en función del valor medio de la variable dependiente.

La bondad de los ajustes realizados mediante este tipo de regresiones puede ser evaluada cuantitativamente en términos de porcentaje de la varianza explicada, lo que permite una mejor comprensión de la magnitud y el sentido interpretativo de cada variable. Para evaluar el ajuste global del modelo existen varias medidas que son tenidas en cuenta en este trabajo: la R^2 de Nagelkerque, el test de Hosmer-Lemeshow y los porcentajes de acierto en la tabla de clasificación. Además, la significación de las variables dependientes incluidas en los modelos resultantes fue evaluada por medio del estadístico Wald y su significación estadística (p -value inferior a 0,05).

En el presente trabajo se aplicó la regresión logística por "pasos hacia adelante" (*Forward stepwise approach*), más exigente que la de "pasos hacia atrás", incluyéndose -una a una- las variables que presentaban significación estadística (p -value inferior a 0,05). Ello exigió la categorización de la variable dependiente biomasa residual (Ton/ha). Para ello se dividió la muestra en tres grupos iguales, asignándole al grupo más bajo el valor 0 y al grupo más alto el valor 1.

Para validar el modelo se decidió dividir la muestra al azar en dos grupos: el 20% de la muestra fue reservado para la validación, mientras que el 80% restante fue utilizado para el ajuste del modelo de regresión logística. Esta división de la muestra se hizo de forma aleatoria para que cualquier ordenación de los datos no afectara a los procesos de estimación y validación. Además, para valorar la robustez del modelo, la división aleatoria de la muestra se realizó en cinco ocasiones, calculándose el respectivo modelo y la validación en cada una de ellas. La repetición de las variables seleccionadas en cada modelo, la similitud de sus coeficientes y el de los porcentajes de acierto en la tabla de clasificación, serán los indicadores de que el modelo es independiente de la selección aleatoria de los datos.

Dado que, como se ha indicado anteriormente, el único requisito que debe cumplir la regresión logística es la ausencia de correlación entre las variables independientes, es necesario analizar esta condición de forma previa al cálculo del modelo. Así pues, después de este análisis, sólo las variables mejor correlacionadas con la biomasa residual que no estén auto-correlacionadas entre sí pasarán a la fase de ajuste del modelo.

5. Resultados

5.1. Estudio de las correlaciones entre la biomasa forestal residual y las variables espectrales y topográficas continuas y de las auto-correlaciones entre ellas

5.1.1. Estudio de las correlaciones entre la variable dependiente y las independientes

La [tabla 3](#) muestra los coeficientes de *Pearson* obtenidos al relacionar la biomasa residual forestal con las variables independientes consideradas. Como se puede observar, las variables más correlacionadas con la biomasa residual son las radiométricas (a excepción de CP2, que no presenta correlación), estando las topográficas en un segundo plano; este hecho señala que las variables radiométricas serán las que mayor influencia tengan en el ajuste del modelo de regresión logística, pudiendo aparecer alguna topográfica como complementaria.

El análisis de las correlaciones entre biomasa residual y las variables radiométricas muestra que éstas no son muy elevadas, ya que ninguno de los coeficientes llega a alcanzar el valor de 0,50. Los mejores coeficientes se obtienen con las variables que ofrecen información sobre humedad (MSI, MID57, TC3, TM7 y TM5) y algunos de los índices de vegetación utilizados (NDVI, OSAVI, SAVI). Todas estas bandas presentan un coeficiente superior a 0,450, siendo todas estas relaciones altamente significativas, con un *p-value* inferior a 0,01. Dentro de este grupo las tres mejores son MSI, NDVI y OSAVI. En un segundo grupo, con una correlación superior a 0,400, se encuentran un grupo de variables compuesto por dos índices de vegetación (MSAVI y GESAVI), las tres bandas del visible (TM1, TM2, TM3), los componentes principales CP1 y CP3, el neocanal TC1 y el ABD. Finalmente, las peor correlacionadas con la biomasa residual son el TC2, el índice de vegetación GI y la banda TM4, aunque todas ellas tienen relaciones estadísticamente significativas con un *p-value* inferior a 0,01 y presentan correlaciones suficientes para poder ser

incluidas en el modelo de regresión logística. Por último, como hemos señalado más arriba, el componente CP2, no muestra correlación con la biomasa residual.

En cuanto al análisis del signo de estas correlaciones, la biomasa residual tiene una relación positiva con todos los índices de vegetación calculados y con las variables CP3, TC2, TC3. Por el contrario, la relación es inversa con las seis bandas TM, con las variables relacionadas con el brillo (CP1, TC1 y ABD) y con los índices MSI y MID57, ya que estos últimos están relacionados inversamente con el contenido de humedad.

Con respecto a la correlación entre la biomasa residual y las variables topográficas cuantitativas, solamente seis variables muestran correlaciones estadísticamente significativas: VER_POT_HORAS, Elevación, INV_POT, PRI_POT, OTO_POT e INS_POT, siendo las tres primeras significativas con un *p-value* inferior a 0,01 y las tres últimas con un *p-value* inferior a 0,05. De todas ellas, solamente las tres primeras pueden tener relevancia a la hora de ajustar el modelo de regresión logística, ya que sus coeficientes se sitúan por encima de 0,100; el resto presenta una relación muy débil para ser integrada en el modelo.

5.1.2. Estudio de las autocorrelaciones entre las variables independientes

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 tienen que estar autocorrelacionadas entre sí (por debajo de 0,400).

El análisis de las auto-correlaciones entre las variables radiométricas muestra que, en general, éstas son muy altas, por lo que se comprobó que lo mejor era seleccionar las tres más correlacionadas con la biomasa (MSI, NDVI y OSAVI) y estudiar sus correlaciones parciales con el resto de variables radiométricas y topográficas que también estaban bien relacionadas con la biomasa residual.

Así pues, en el análisis de las correlaciones parciales del MSI se detectó que este índice no presentaba correlación alguna con TM4 (0,076), existiendo una correlación por encima del umbral de 0,400 con el resto de variables radiométricas. En cuanto a la correlación del MSI con las variables topográficas significativas en su relación con la biomasa residual, todas ellas muestran correlaciones por debajo del umbral, por lo que pueden ser utilizadas en un modelo de regresión logística junto a este índice de humedad.

Las correlaciones parciales del NDVI muestran que solamente la relación con TM4 tiene un coeficiente de correlación inferior al umbral (-0,235), aunque éste es significativo y mayor que el que tenía TM4 con el índice MSI. La correlación del NDVI con las variables topográficas muestra que sí que está correlacionada con la Elevación (0,518), por lo que estas variables no podrán ser introducidas juntas en el modelo; el resto de topográficas se sitúan por debajo de 0,400.

Por su parte, el análisis de la auto-correlaciones de OSAVI es prácticamente idéntico al del NDVI (ambos son índices de vegetación de formulación semejante), variando solamente algunas décimas en los coeficientes de correlación.

Como resultado, tras este análisis, se decidió que MSI y TM4 fueran las variables radiométricas a introducir en el cálculo del modelo de regresión logística debido a que, por un lado, la variable MSI presenta una correlación con la biomasa residual algo mayor que NDVI y OSAVI y, por otro –y más importante-, el índice MSI no presenta auto-correlación con TM4 y con Elevación, situación que no se cumple con NDVI y OSAVI.

De esta manera, las variables radiométricas MSI y TM4, las variables topográficas VER_POT_HORAS, Elevación, INV_POT, PRI_POT, OTO_POT e INS_POT y las variables categóricas derivadas del *Mapa Forestal de Aragón* COD_TCE y COD_MADUREZ son las que se introducen para establecer el modelo de regresión logística.

5.2. El modelo de regresión logística

El primer paso para el ajuste del modelo fue la división de la variable biomasa residual en tres grupos iguales. El valor de corte para definir el grupo de menor cantidad de biomasa residual (grupo 0) fue 7,488 Ton/ha, mientras que el valor para el grupo de mayor cantidad de biomasa (grupo 1) fue 18,865 Ton/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 (80% y 20%, respectivamente).

Como se ha apuntado en el apartado de metodología, 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).

Todos los modelos obtenidos seleccionaron tres variables: MSI, TM4 y COD_MADUREZ, siendo todos ellos significativos con un *p-value* inferior a 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 aparición de la misma en uno de los modelos se debe a la selección azarosa de las parcelas para el ajuste de ese modelo.

De esta manera los cuatro modelos que incorporan las variables MSI, TM4 y COD_MADUREZ, según el test de *Hosmer-Lemeshow*, ajustan adecuadamente los datos utilizados, ya que todos superan ampliamente el mínimo requerido (*p-value* superior a 0,05). Las R^2 de *Nagelkerque* obtenidas oscilan entre 0,429 y 0,473, mientras que los porcentajes de acierto en la tabla de clasificación proporcionada por SPSS varían 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 4](#) 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 un análisis global del modelo, se observa cómo las variables MSI y COD_MADUREZ son las que tienen una mayor importancia en el modelo, 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.

El análisis del signo de los coeficientes β ayuda en la interpretación física de cada una de estas bandas: 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 la variable 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. Hay que destacar el hecho de que la identificación de una variable radiométrica relacionada con la humedad como uno de los mejores predictores de biomasa residual coincide con las aportaciones de algunos trabajos que han abordado la estimación de biomasa o LAI (Eklundh *et al.*, 2001; Eklundh *et al.*, 2003; Lu *et al.*, 2004).

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; aunque era esperado que a mayor reflectividad en la banda 4 mayor cantidad de biomasa, esta situación no se cumple siempre, ya que, como indican Mallinis *et al.*, (2004), en bosques mediterráneos caracterizados por presentar una estructura abierta, esta relación puede ser negativa. Esto es debido a que en esta banda, las cubiertas forestales en las cuales el sustrato es visible (formaciones arboladas de estructura abierta con claros en los que el estrato arbustivo-herbáceo o el suelo es dominante) tienen una reflectividad más alta que los bosques de pináceas densos y homogéneos. De esta manera, esta banda actúa como complementaria de la variable MSI e indica la existencia de parcelas heterogéneas típicas de los ambientes mediterráneos.

Finalmente, 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 lógico, 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. El análisis de las parcelas incorrectamente clasificadas en estas muestras de validación revela que el error se debe a que estas parcelas presentan valores de MSI y COD_MADUREZ que se alejan de los medios de sus respectivos grupos, siendo escasa la influencia de los valores obtenidos en TM4, debido al poco peso que esta variable tiene en el modelo. Las especies más afectadas por estos errores son *Pinus sylvestris* y *P. halepensis*, siendo en esta última donde se concentran más los problemas de infraestimación.

La utilización de las variables de la [tabla 4](#) con sus respectivos coeficientes β permite cartografiar la probabilidad de biomasa forestal residual de los bosques de pináceas de la provincia

de Teruel ([Figura 5](#)). 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 igual o superior a 18,865 Ton/ha) o al grupo 0 (biomasa residual igual o inferior a 7,488 Ton/ha). Así, la cartografía obtenida muestra que las mayores concentraciones de biomasa residual forestal se localizan en cuatro zonas: (i) sector suroeste, correspondiente a las Sierras de Albarracín, principalmente en la zona de la Sierra del Tremedal; (ii) sector sureste, coincidiendo con la zona ocupada por las serranías de Gúdar, tanto en sus ramas septentrionales como en las meridionales; (iii) sector norte-noroeste, delimitado por la presencia de repoblaciones en la sierra y estribaciones de la Sierra de Cucalón; y (iv) sector noreste, coincidiendo con los Puertos de Beceite. Estas cuatro zonas se corresponden con los espacios en los cuales aparecen masas forestales más densas y desarrolladas. Por su parte, el resto de espacios forestales presenta menores concentraciones de biomasa residual, lo que está relacionado con la estructura abierta que los montes tienen en estas zonas. Esta cartografía puede ser empleada para estudiar los posibles emplazamientos de plantas energéticas que utilicen esta fuente renovable, minimizándose los costes de desplazamiento.

Al objeto de identificar posibles zonas de sobreestimación o infraestimación en la cartografía creada, se superpuso a ésta la localización puntual del 20% de las parcelas reservadas para la validación del modelo de la [tabla 4](#) ([Figura 6](#)). La no existencia de patrones espaciales claros en la ubicación de las parcelas incorrectamente clasificadas muestra la validez del modelo calculado para toda el área de estudio, debiéndose los errores a situaciones puntuales relacionadas con los factores que se discuten a continuación.

6. Discusión

Aunque los resultados obtenidos son satisfactorios para una primera evaluación de la biomasa residual forestal de la provincia de Teruel, existen algunas incertidumbres detectadas en estos resultados que deben resolverse en un futuro. Así, tanto los bajos coeficientes de correlación obtenidos al estudiar las relaciones entre la biomasa residual y las variables radiométricas (inferiores a 0,500), como los R^2 de *Nagelkerque* obtenidos en los modelos calculados, nos indican que todavía existe una gran cantidad de varianza de la variable dependiente (biomasa residual) por explicar. Esta parte de la varianza que queda sin explicar puede estar relacionada con la alta heterogeneidad de estos bosques mediterráneos: estructura abierta, fragmentación, presencia de otros elementos de paisaje, etc., y, por otra parte, con imprecisiones en el tratamiento de los datos y en la localización de los puntos del IFN-2. Estas circunstancias hacen que parcelas con una misma cantidad de biomasa puedan presentar una alta variabilidad espectral entre ellas, situaciones ya observadas en otros trabajos referentes a la estimación de variables forestales mediante teledetección en ambientes mediterráneos (Salvador y Pons, 1998a, 1998b; Mallinis *et al.*, 2004). Además, no hay que olvidar la posible comisión de errores en la fase de trabajo de campo de las regresiones estimativas de biomasa residual.

De esta manera, teniendo en cuenta la gran cantidad de parcelas que integran la muestra poblacional (482), parece oportuno el ensayo de distintos métodos estadísticos y metodológicos que permitan reducir la heterogeneidad de la muestra para lograr así modelos estimativos más precisos y ajustados capaces de modelizar el contenido de este recurso energético en los bosques turolenses de pináceas, creando una base cartográfica fácilmente actualizable que sirva de apoyo para la

implantación y funcionamiento de plantas o micro-plantas de aprovechamiento energético de este tipo de biomasa.

7. Conclusiones

En este trabajo se ha mostrado la validez de utilizar imágenes de satélite Landsat TM junto con variables del modelo digital del terreno y derivadas de la cartografía forestal para desarrollar una metodología que permita localizar y evaluar la cantidad de residuos forestales generados por la realización de actividades selvícolas, superándose así algunas de las limitaciones puntuales de los inventarios.

El método estadístico utilizado, la regresión logística, se ha mostrado como una herramienta adecuada para cartografiar zonas con alta y baja probabilidad de biomasa residual forestal a partir de la consideración de variables continuas y categóricas sencillas de obtener a partir del uso de técnicas de teledetección y SIG. En concreto, se ha identificado a las variables radiométricas MSI y TM4 y a la forestal *nivel de madurez* como las más útiles para este objetivo, ajustándose con ellas un modelo que cumple con los criterios de significación estadística establecidos y que clasifica correctamente gran parte de los datos (acierto en la tabla de clasificación entre el 77,8% y 79,4% y *Kappa* en las muestras de validación entre 0,539 y 0,638).

La aplicación de este modelo, utilizando las funciones implementadas en un SIG, permite la obtención de cartografía de la variable biomasa residual forestal, facilitándose así la localización y delimitación precisa de las zonas más ricas de este recurso.

Sin embargo, es necesario apuntar que los resultados obtenidos en el análisis de las correlaciones, así como los R^2 de *Nagelkerque* del modelo, indican que el modelo obtenido es susceptible de ser mejorado. Esto es debido, entre otros factores, a la heterogeneidad de los bosques mediterráneos, que hace que la relación entre variables forestales y variables radiométricas no sea tan alta como las observadas en otros medios forestales más homogéneos. Para ello parece necesario el ensayo de técnicas que permitan reducir variabilidad de la muestra conservando un número suficiente y representativo de parcelas que no comprometa la bondad y la utilidad de los resultados.

Por último, señalar que el método de ajuste utilizado, la regresión logística, presenta el inconveniente de su carácter local, lo que impide su aplicación en zonas distintas a aquellas para las que se ha calculado. Además, es necesaria la búsqueda de modelos que permitan cuantificar, de una manera más exacta que la regresión logística, la cantidad de biomasa residual existente en un territorio para que los distintos agentes económicos puedan elaborar planes de aprovechamiento con mayor precisión.

Agradecimientos

El presente trabajo de investigación ha sido financiado por una beca del programa FPU del Ministerio de Educación y Ciencia (AP2003-3097) y se ha realizado en el contexto del proyecto

García Martín, A., Pérez Cabello, F. y de la Riva Fernández, J. (2006): "Evaluación de los recursos de biomasa residual forestal mediante imágenes del satélite Landsat y SIG", *GeoFocus (Artículos)*, n° 6, p. 205-230. ISSN: 1578-5157

LIGNOSTRUM (AGL2002-03917-AGR-FOR), financiado también por el Ministerio de Ciencia y Tecnología.

Referencias bibliográficas

- 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*. Zaragoza, Sociedad Española de Ciencias Forestales (CD-Rom).
- Bergen, K., Colwell, J. y Sapio, F. (2000): "Remote sensing and forestry: collaborative implementation for a new century of forest information solutions", *Journal of Forestry*, 98, 6, pp. 4-9.
- Colby, J.D. (1991): "Topographic normalization in rugged terrain", *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 57, 531-537.
- 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.
- Curran, P.J., Dungan, J.L. y Gholz, H.L. (1992): "Seasonal LAI in Slash Pine Estimated with Landsat TM", *Remote Sensing of Environment*, 35, pp. 279-298.
- de la Riva, J.R. (1997): *Los montes de la Jacetania. Caracterización física y explotación forestal*. Zaragoza, Consejo de Protección de la Naturaleza de Aragón.
- Departamento de Agricultura y Alimentación (2004): *Anuario estadístico agrario de Aragón* [en línea]. Zaragoza, Departamento de Agricultura y Alimentación. Disponible en: <<http://www.aragob.es>> [consulta: 14 de enero de 2006].
- Dobson, M.C. (2000): "Forest Information from Synthetic Aperture Radar", *Journal of Forestry*, 98, 6, pp. 41-43.
- Domínguez Bravo, J. (2002): *Los sistemas de información geográfica en la planificación e integración de energías renovables*. Madrid, Ciemat.
- Domínguez Bravo, 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 (Informes y Comentarios)*, 3, pp. 1-10.
- Domínguez Bravo, J., García Casals, X. y Pinedo Pascua, I. (2006): "Renovables 2050: SIG en la determinación de los techos de potencia y generación de las distintas renovables", en Camacho Olmedo, M.T., Cañete Pérez, J.A. y Lara Valle, J.J. (Ed.): *El acceso a la información espacial y las nuevas tecnologías geográficas. XII Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica*. Granada, Editorial Universidad de Granada, pp. 133-147 (CD-Rom).
- 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 sinks", *Remote Sensing of Environment*, 84, pp. 393-410.
- 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*, 78, pp. 239-251.

García Martín, A., Pérez Cabello, F. y de la Riva Fernández, J. (2006): "Evaluación de los recursos de biomasa residual forestal mediante imágenes del satélite Landsat y SIG", *GeoFocus (Artículos)*, nº 6, p. 205-230. ISSN: 1578-5157

- 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*, 29, 3, pp. 349–362.
- Escudero, O. y Franchès, M.J. (Coor.) (2004): *Memoria de síntesis del mapa forestal de Aragón*. Zaragoza, Consejo de Protección de la Naturaleza de Aragón.
- Esteban Pascual, L.S., Pérez Ortiz, P., Ciria Ciria, P. y Carrasco García, J. (2004): *Evaluación de los recursos de biomasa forestal en la provincia de Soria. Análisis de alternativas para su aprovechamiento energético*. Madrid, CIEMAT.
- 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*, 98-99, pp. 417-425.
- Foddy, 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*, 85, pp. 463–474.
- Goetz, S. (2002): "Recent advances in remote sensing of biophysical variables. An overview of the special issue", *Remote Sensing of Environment*, 79, pp. 145–146.
- González Cano, J.M., Oria de Rueda, J.A. y Pérez de Vicente, R. (2001): *Inventario abierto de los bosques singulares del sector S.E. de la provincia de Teruel*. Zaragoza, Consejo de Protección de la Naturaleza de Aragón.
- Hair, J.F., Anderson, R.E., Tatham, R.L. y Black, W.C. (1999): *Análisis multivariante*. Madrid, Prentice Hall Iberia.
- Howard, J.A. (1991): *Remote Sensing of Forest Resources*. London, Chapman & Hall.
- IDAE (1999): *Plan de fomento de las energías renovables en España*. Madrid, Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía, Ministerio de Ciencia y Tecnología.
- IDAE (2005a): *Plan de Energías Renovables en España 2005-2010*. Madrid, Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía, Ministerio de Industria, Turismo y Comercio.
- IDAE (2005b): *Resumen del Plan de Energías Renovables en España 2005-2010*. Madrid, Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía, Ministerio de Industria, Turismo y Comercio.
- 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*, 189, 87-96.
- 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*, 198, pp. 149-167.
- Mallinis, G., Koutsias, N., Makras, A. y Karteris, M. (2004): "Forest parameters estimation in a European Mediterranean landscape using remotely sensed data", *Forest Science*, 50, 4, pp. 450-460.
- Mickler, R.A., Earnhardt, T.S. y Moore, J.A. (2002): "Regional estimation of current and future biomass", *Environmental Pollution*, 116, pp. S7-S16.
- MMA (1996): *Segundo Inventario Forestal Nacional (1986-1995): Aragón, Teruel*. Madrid, Ministerio de Medio Ambiente.
- 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*, 99, pp. 434-447.
- Phua, M. y Saito, H. (2003): "Estimation of biomass of a mountainous tropical forest using Landsat TM data", *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29, 4, pp. 429–440.
- Querol, J.V. (1995): *Ecogeografía y explotación forestal en las serranías de Albarracín y Gúdar-Maestrazgo*. Zaragoza, Publicaciones del Consejo de Protección de la Naturaleza de Aragón.

García Martín, A., Pérez Cabello, F. y de la Riva Fernández, J. (2006): "Evaluación de los recursos de biomasa residual forestal mediante imágenes del satélite Landsat y SIG", *GeoFocus (Artículos)*, n° 6, p. 205-230. ISSN: 1578-5157

- 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*, 37, pp. 37-55.
- Riaño, 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 Geoscience and Remote Sensing*, 41, 5, pp. 1056-1061.
- Roller, N. y Bergen, K. (2000): "Integrating data and information for effective forest management", *Journal of Forestry*, 98, 6, pp. 61-63.
- Ruiz de la Torre, J. (1990): "Mapa Forestal de España: Escala 1:200.000. Memoria general. Madrid, Instituto Nacional para la Conservación de la Naturaleza.
- Salvador, R. y Pons, X. (1998a): "On the applicability of Landsat TM images to Mediterranean forest inventories", *Forest Ecology and Management*, 104, pp. 193-208.
- Salvador, R., Pons, X. (1998b): "On the reliability of Landsat TM for estimating forest variables by regression techniques: a methodological analysis", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36, pp.1888-1897.
- 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*, 11, 1, pp. 95-111.
- Velázquez Martí, B. (2006): "Situación de los sistemas de aprovechamiento de los residuos forestales para su utilización energética", *Ecosistemas* 2006 / 1.
- 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*, 93, 402-411.

TABLAS

Tabla 1. Modelos de regresión ajustados para la estimación de biomasa residual, R² ajustado, error estándar asociado a la respuesta, expresión del peso utilizado y p-valores de los estadísticos de Kolmogorov-Smirnov y Levene.

Especies	Modelos	R ² adj	Desv. Tip. (kg)	Peso (X-k)	P-KS	P-Levene
P. halepensis	$BT=0,067 \cdot DBH^3/ALT$	0,969	13,063	$1/(DBH \cdot (1+ORI))$	0,689	0,061
P. sylvestris	$BT=0,064 \cdot DBH^{3,3}/ALT^{1,5}$	0,974	12,298	-	0,682	0,122
P. nigra	$BT=338,416 \cdot e^{-35,116/DBH}$	0,910	18,836	1/DBH	0,814	0,031
P. pinaster artificial	$BT=1,97 \cdot 10^{-4} \cdot DBH^{3,823} \cdot ALT^{0,337}$	0,974	12,175	-	0,116	0,056
P. pinaster natural	$BT=1,101 \cdot 10^{-3} \cdot DBH^4/ALT$	0,973	6,004	-	0,174	0,013

Fte. Alonso *et al.*, (2005).

Tabla 2. Variables independientes introducidas en los modelos de regresión logística

Nombre 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
Green Index	GI	Continua
Moisture Stress Index	MSI	Continua
Middle Infrared Wavelengths	MID57	Continua
Albedo	ABD	Continua
Elevación	Elevación	Continua
Pendiente	Pendiente	Continua
Orientación	Orientación	Categórica
Insolación Potencial Anual (n° de horas)	INS_POT_HORAS	Continua
Insolación Potencial Anual (iluminación total)	INS_POT	Continua
Insolación Potencial Primavera (n° de horas)	PRI_POT_HORAS	Continua
Insolación Potencial Primavera (iluminación total)	PRI_POT	Continua
Insolación Potencial Verano (n° de horas)	VER_POT_HORAS	Continua
Insolación Potencial Verano (iluminación total)	VER_POT	Continua
Insolación Potencial Otoño (n° de horas)	OTO_POT_HORAS	Continua
Insolación Potencial Otoño (iluminación total)	OTO_POT	Continua
Insolación Potencial Invierno (n° 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	Categórica
Nivel de madurez	COD_MADUREZ	Categórica

Fte. Elaboración propia

Tabla 3. Coeficientes de correlación de Pearson obtenidos al relacionar la biomasa residual forestal (variable dependiente) con las variables independientes continuas

Variable	Correlación (R)	Variable	Correlación (R)
TM1	-0,435**	GI	0,307**
TM2	-0,409**	MSI	-0,458**
TM3	-0,413**	MID57	-0,454**
TM4	-0,199**	ABD	-0,430**
TM5	-0,451**	Elevación	0,158**
TM7	-0,452**	Pendiente	-0,085
CP1	-0,429**	INS_POT_HORAS	0,072
CP2	-0,032	INS_POT	-0,090*
CP3	0,421**	PRI_POT_HORAS	0,071
TC1	-0,414**	PRI_POT	-0,094*
TC2	0,310**	VER_POT_HORAS	0,162**
TC3	0,453**	VER_POT	0,079
NDVI	0,457**	OTO_POT_HORAS	0,071
SAVI	0,455**	OTO_POT	-0,094*
MSAVI	0,448**	INV_POT_HORAS	-0,003
OSAVI	0,457**	INV_POT	-0,120**
GESAVI	0,410**	CURVA	0,035

* Correlación significativa al nivel 0,05; ** Correlación significativa al nivel 0,01; Fte. Elaboración propia.

Tabla 4. Variables incluidas en uno de los cinco modelos calculados, coeficiente β , error estándar, estadístico Wald, significación estadística y $Exp(\beta)$

Variables	β	S.E.	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

Fte. Elaboración propia.

García Martín, A., Pérez Cabello, F. y de la Riva Fernández, J. (2006): "Evaluación de los recursos de biomasa residual forestal mediante imágenes del satélite Landsat y SIG", *GeoFocus (Artículos)*, n° 6, p. 205-230. ISSN: 1578-5157

FIGURAS



Figura 1. Localización del área de estudio.

García Martín, A., Pérez Cabello, F. y de la Riva Fernández, J. (2006): "Evaluación de los recursos de biomasa residual forestal mediante imágenes del satélite Landsat y SIG", *GeoFocus (Artículos)*, n° 6, p. 205-230. ISSN: 1578-5157

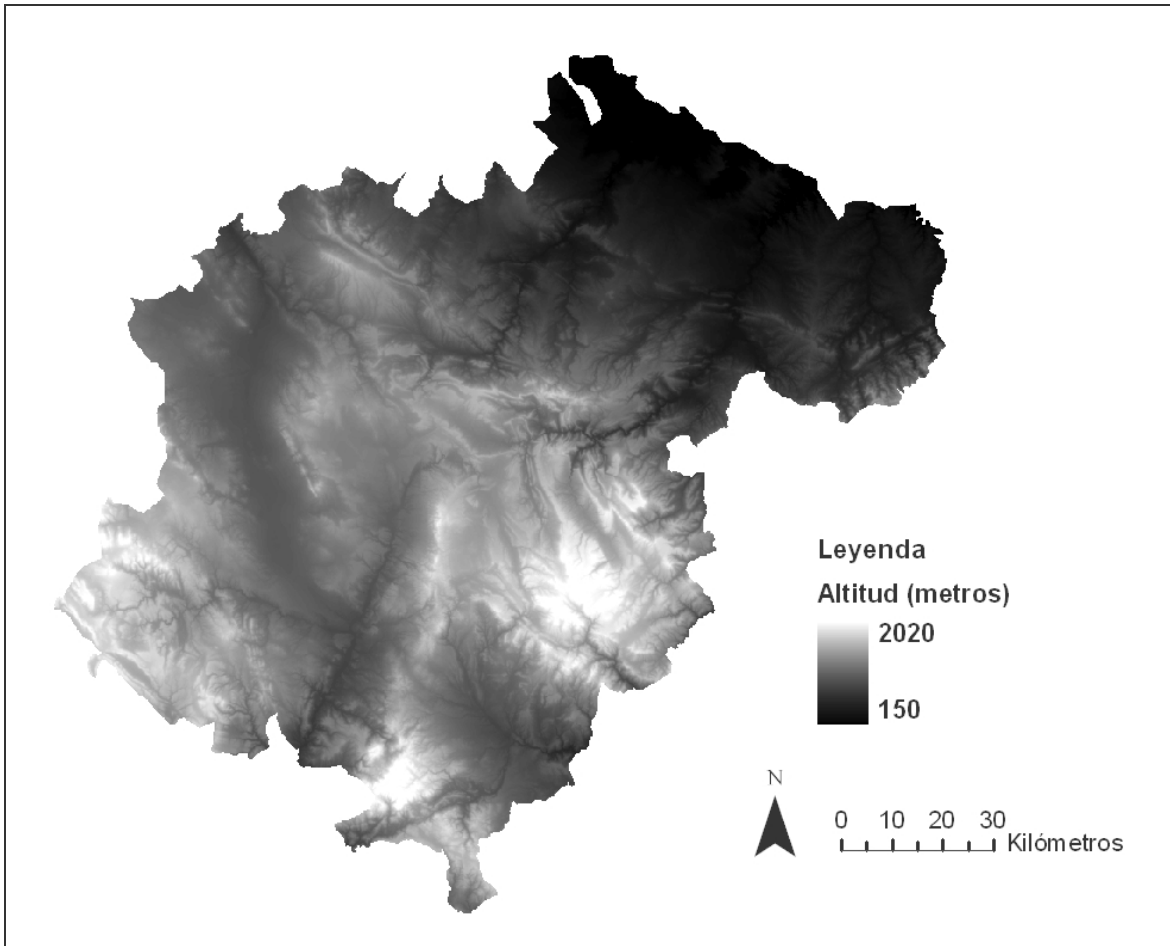


Figura 2. Modelo digital de elevaciones.

García Martín, A., Pérez Cabello, F. y de la Riva Fernández, J. (2006): "Evaluación de los recursos de biomasa residual forestal mediante imágenes del satélite Landsat y SIG", *GeoFocus (Artículos)*, n° 6, p. 205-230. ISSN: 1578-5157

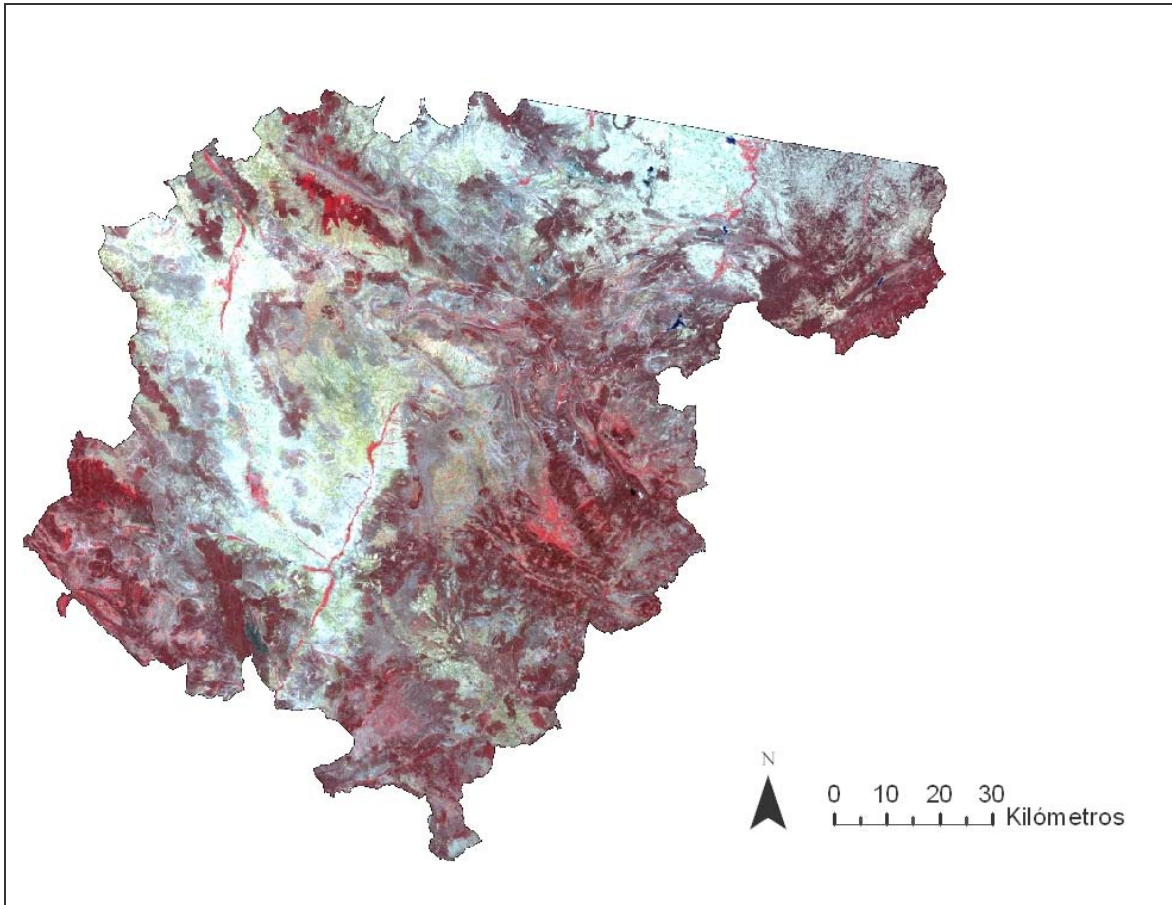


Figura 3. Composición RGB TM4-TM3-TM2 de la imagen Landsat TM de 29 de junio de 1994.

García Martín, A., Pérez Cabello, F. y de la Riva Fernández, J. (2006): "Evaluación de los recursos de biomasa residual forestal mediante imágenes del satélite Landsat y SIG", *GeoFocus (Artículos)*, n° 6, p. 205-230. ISSN: 1578-5157

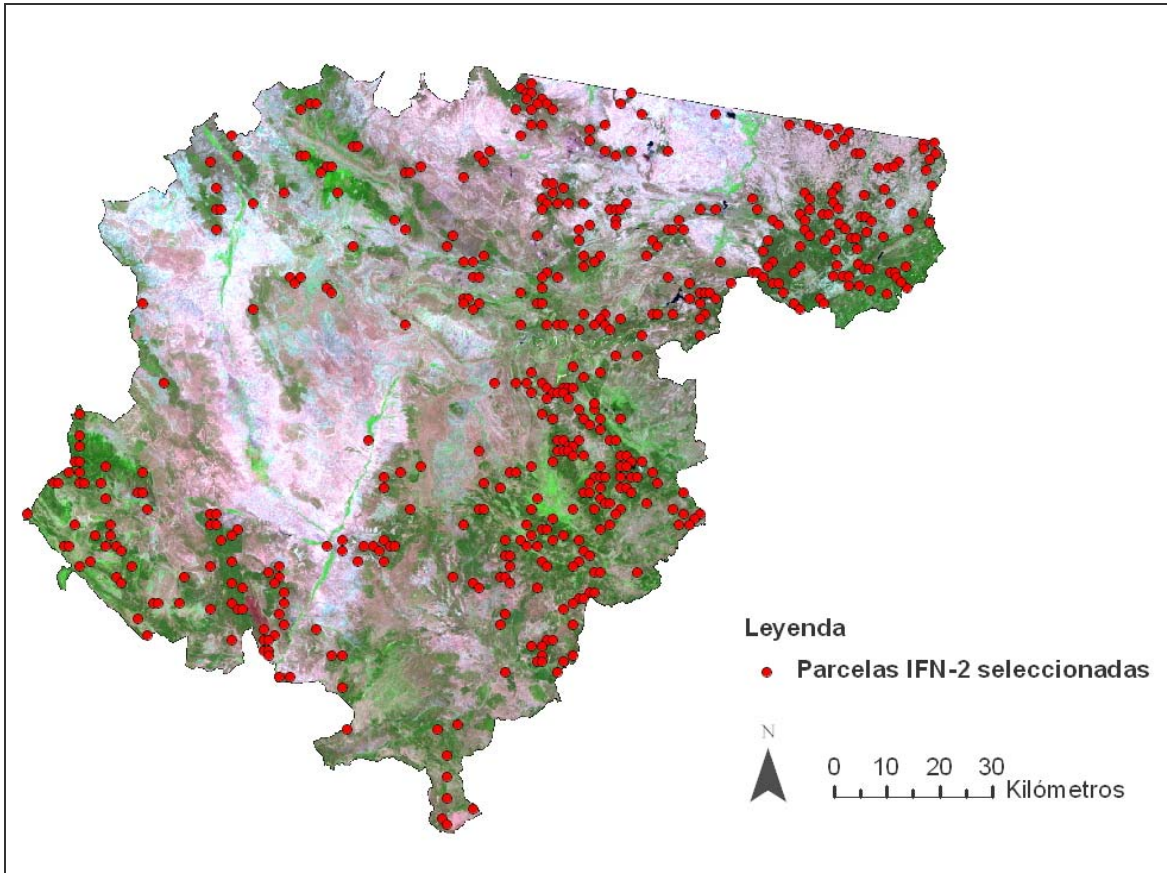


Figura 4. Localización de las 482 parcelas sobre una composición RGB TM7-TM4-TM3 de la imagen Landsat TM de 29 de junio de 1994.

García Martín, A., Pérez Cabello, F. y de la Riva Fernández, J. (2006): "Evaluación de los recursos de biomasa residual forestal mediante imágenes del satélite Landsat y SIG", *GeoFocus (Artículos)*, n° 6, p. 205-230. ISSN: 1578-5157

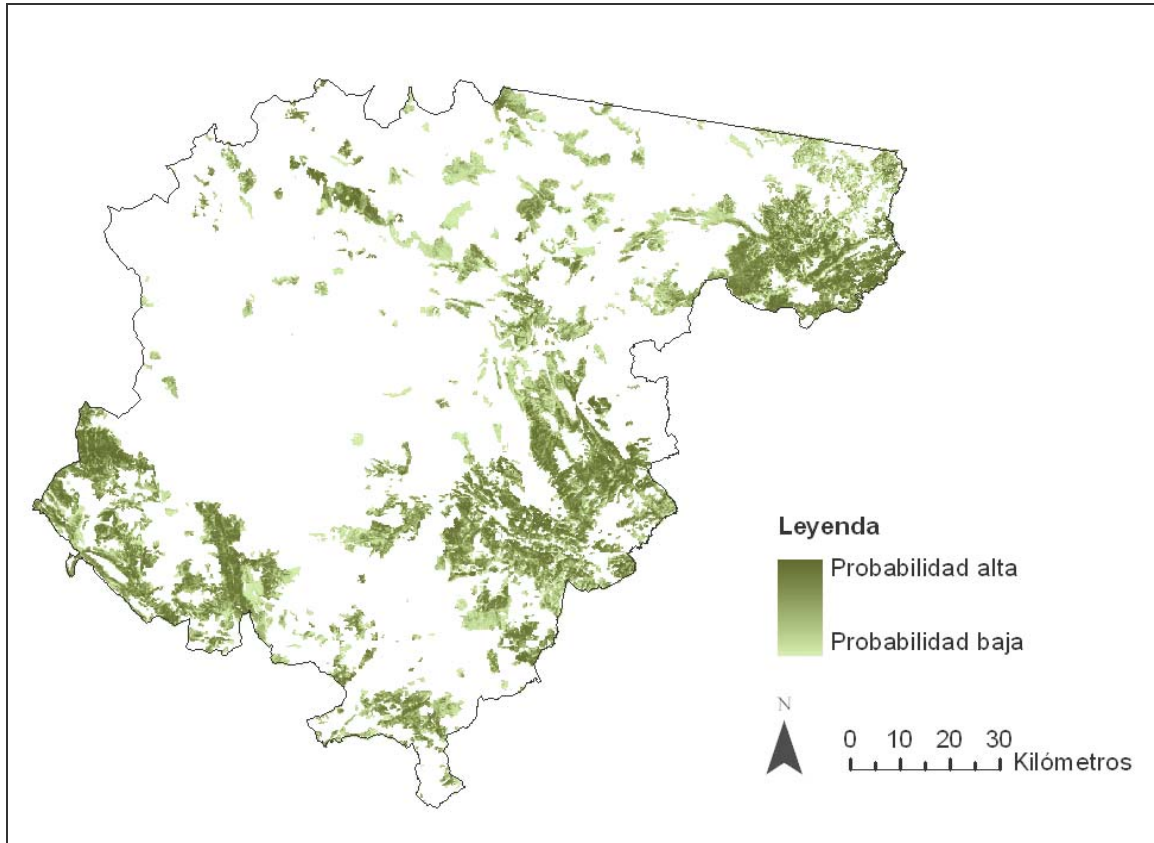


Figura 5. Cartografía de probabilidad de biomasa forestal residual.

García Martín, A., Pérez Cabello, F. y de la Riva Fernández, J. (2006): "Evaluación de los recursos de biomasa residual forestal mediante imágenes del satélite Landsat y SIG", *GeoFocus (Artículos)*, n° 6, p. 205-230. ISSN: 1578-5157

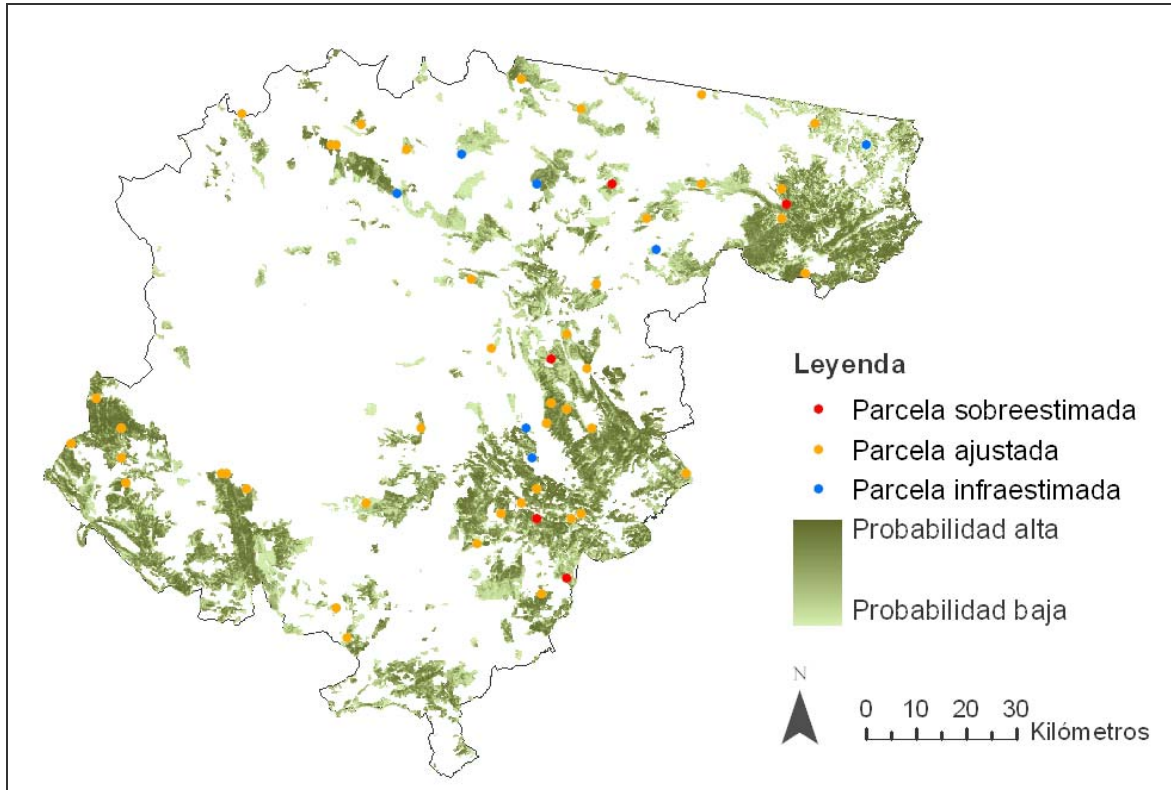


Figura 6. Cartografía de validación con el 20% de parcelas reservadas.