

# MODELIZACIÓN DE LA BIOMASA ARBÓREA

Esteban Gómez-García<sup>1\*</sup>, Felipe Crecente-Campo<sup>2</sup>, Fernando Pérez-Rodríguez<sup>1</sup>,  
Ulises Diéguez-Aranda<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Ingeniero de Montes, <sup>2</sup>Doctor Ingeniero de Montes  
Universidade de Santiago de Compostela. Escola Politécnica Superior.  
R/ Benigno Ledo, Campus Universitario, 27002 Lugo, España.  
\*correo electrónico: esteban.gomez@usc.es

## Resumen

Para satisfacer tanto los requerimientos del Protocolo de Kyoto como la necesidad de cuantificar la biomasa existente para fines energéticos, se hace cada vez más necesaria la utilización de métodos precisos y efectivos de estimación de biomasa y acumulación de carbono. El empleo de modelos matemáticos sigue siendo, en la actualidad, el método más habitual para estimar la biomasa forestal.

Independientemente de la metodología empleada para inventariar la biomasa arbórea, esta ha de incluir una determinación de la biomasa de árbol individual mediante las denominadas técnicas de “árbol tipo”. Lo habitual es cortar el árbol, fraccionarlo, pesar las diferentes fracciones en verde y extraer unas muestras que se secarán en laboratorio para determinar su humedad.

Una vez determinada la biomasa seca de las diferentes fracciones, se desarrollan modelos matemáticos para relacionar dichos pesos con una o más variables de árbol. La selección de los modelos a emplear ha de buscar un equilibrio entre la precisión, la sencillez y la aplicación práctica. Por otra parte, las ecuaciones de biomasa deben ser aditivas, es decir, la suma de las estimaciones de las ecuaciones de biomasa por fracciones ha de ser igual a la estimación obtenida por la ecuación de biomasa total. El procedimiento más flexible y general para conseguirlo consiste en estimar los parámetros de todos los modelos, incluido el de biomasa total, de forma simultánea empleando el método de mínimos cuadrados generalizados conjuntos (*Seemingly Unrelated Regressions*, SUR). En caso de que exista heterocedasticidad en alguna de las ecuaciones ajustadas se puede emplear la metodología GMM (*Generalized Method of Moments*), en lugar de SUR, para obtener estimaciones eficientes de los parámetros.

## Introducción

La estimación de la biomasa forestal y la acumulación de carbono en la misma ha ganado importancia en los últimos años como resultado del Protocolo de Kyoto (UNFCCC, 1997), que reconoce que los ecosistemas forestales pueden contribuir a la mitigación del efecto invernadero inducido por las actividades humanas de extracción y emisión de carbono (entre otros elementos) a la atmósfera. Por otra parte, la necesidad de reducir la dependencia de los combustibles fósiles ha traído como consecuencia la consideración de los residuos de las operaciones forestales como una fuente renovable de energía.

El desarrollo de ecuaciones para la cuantificación de la biomasa arbórea ha sido y sigue siendo una de las principales líneas de trabajo de muchos

investigadores (e.g., Cunia, 1986; Waring y Running, 1998; Johansson, 2000; Merino et al., 2003; Cienciala et al., 2005). Gran parte de la bibliografía forestal relacionada con esta temática se centra en el ajuste mediante regresión de ecuaciones de biomasa para regiones geográficas y especies arbóreas determinadas. Las ecuaciones de peso o biomasa relacionan la biomasa total de un árbol (en Kg) o de un rodal forestal (en t/ha), así como la de cada una de sus fracciones, con variables fáciles de medir en campo.

Los estudios sobre la estimación de biomasa forestal han aumentado durante las últimas décadas, alcanzando cada vez mayor relevancia y abarcando un gran número de especies y estructuras de masa diferentes (e.g., Pardé, 1980; Waring y Running, 1998). Zianis et al. (2005) realizaron una revisión de las ecuaciones de biomasa y de volumen ajustadas para especies presentes en Europa, encontrando 607 ecuaciones de biomasa, una minoría de ellas para el sur de Europa. En muchos casos, estos estudios van más allá de la mera cuantificación o caracterización y abarcan aspectos más globales, como los referentes a la posterior utilización de la madera y los restos de corta (para pasta de papel, leñas, bioenergía, etc.) y a su aplicación en la investigación (estudio del ciclo del carbono, balances nutricionales del sistema forestal, etc.).

### **Inventario de la biomasa arbórea**

El empleo de modelos matemáticos sigue siendo, en la actualidad, el método más habitual para estimar la biomasa forestal. Por medio de ecuaciones se estima el peso de las diferentes fracciones arbóreas a partir de variables de árbol individual y de masa. Independientemente de la metodología empleada para inventariar la biomasa arbórea, esta ha de incluir una determinación de la biomasa de árbol individual mediante las denominadas técnicas de "árbol tipo". Por agregación se determina la biomasa total por unidad de superficie.

Para determinar el peso seco de las diferentes fracciones arbóreas consideradas lo habitual es basarse en relaciones de proporcionalidad (*Ratio-Type Estimators*). En campo se seleccionan una serie de árboles representativos del conjunto de la masa. Se apea cada árbol y se fracciona. Se pesan en verde las diferentes fracciones y se extraen unas muestras para llevar a laboratorio. Es importante que estas muestras estén embolsadas y selladas para evitar en lo posible la pérdida de humedad y es aconsejable que se procesen lo antes posible. Una vez en laboratorio estas muestras pueden volver a fraccionarse (e.g. una muestra de ramas puede fraccionarse en ramas de diferente diámetro y en hojas; y una muestra del tronco consistente en discos transversales al eje puede fraccionarse en madera y corteza). Las muestras de cada fracción finalmente considerada se pesan en verde con balanza de precisión y después se secan en una estufa hasta peso constante (cuando dos mediciones realizadas con una separación de 12 horas difieren menos de un 0,5 % en peso). Si queremos realizar un análisis posterior de nutrientes la temperatura de la estufa no deberá superar los 65° C, si no es así las muestras se pueden secar a mayor temperatura. El contenido en humedad se calcula en función de los pesos verde y seco. A partir del contenido en humedad y aplicando relaciones de proporcionalidad se obtiene para cada árbol el peso seco total de cada fracción finalmente considerada. Estos pesos secos se utilizan para ajustar ecuaciones de estimación de biomasa.

La metodología basada en relaciones de proporcionalidad es sencilla y de fácil aplicación, pero tiende a obtener valores sesgados de los pesos de las diferentes fracciones (Valentine et al., 1984; Cunia, 1979). Además de esta metodología, se pueden emplear otras más específicas y de utilización más puntual: “*Randomized Branch Sampling*” (RBS o muestreo aleatorio de sendas o caminos) e “*Importance Sampling*” (Importancia de muestreo) con las que se consiguen estimaciones no sesgadas de la biomasa arbórea (Valentine et al., 1984; Gregoire et al., 1995). Ambas se basan en seleccionar un camino de muestreo desde la base del árbol hasta un ramillo terminal en la copa.

En los últimos años, la teledetección se ha mostrado como una herramienta eficaz en la cuantificación de biomasa forestal (Montes et al., 2000; Drake et al., 2002), si bien su estimación depende de datos reales de las dimensiones de los árboles, por lo que siempre es necesaria la cuantificación previa del árbol individual para posteriormente determinar la biomasa forestal y expresarla por unidad de superficie (Diéguez Aranda et al., 2003).

### **Ajuste de las ecuaciones de estimación de biomasa**

La selección del modelo a emplear para la estimación de la biomasa de cada fracción ha de buscar un equilibrio entre la precisión, la sencillez y la aplicación práctica (Wang, 2006). Para ello, se pueden emplear como independientes tanto variables de árbol individual como variables de rodal, que deben ser: (i) poco numerosas y fáciles de medir para que el modelo tenga una amplia gama de aplicaciones y su empleo sea sencillo, (ii) variables fuertemente correlacionadas con la biomasa, y (iii) variables poco correlacionadas entre sí, de modo que el poder explicativo de una variable persista al introducir otra nueva (si esta condición no se cumple pueden aparecer problemas de multicolinealidad).

El diámetro normal es la variable más utilizada en las ecuaciones de estimación de biomasa arbórea ( $w = f(d)$ ), aunque añadiendo la altura del árbol como segunda variable explicativa ( $w = f(d, h)$ ) se mejoran significativamente los ajustes (Wang, 2006). Sin embargo, la altura se utiliza menos en la práctica (e.g., Pastor et al., 1984; Martin et al., 1998; Bond Lamberty et al., 2002) debido principalmente a que es una variable más costosa de medir y se obtiene con menos precisión, pudiendo incrementarse la varianza debido a los errores de medición.

En algunos trabajos se ha estimado la biomasa combinando el diámetro normal con alguna variable de rodal como la edad, el área basimétrica, la altura dominante o la altura media (e.g., Satoo y Madgwick, 1982; Bond-Lamberty et al., 2002; Porté et al., 2002). Esta alternativa presenta como inconveniente un mayor esfuerzo de inventario a la hora del empleo de las ecuaciones de biomasa.

En la modelización de la biomasa arbórea se han empleado gran variedad de modelos de regresión (Cunia y Briggs, 1984; Reed y Green, 1985; Reed et al., 1996), aunque todos ellos derivan de alguna de las tres formas matemáticas siguientes (Pardé, 1980; Snodow, 1985; Parresol, 1999):

Lineal (error aditivo): 
$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_j X_j + \varepsilon \quad [1]$$

No lineal (error aditivo): 
$$Y = \beta_0 X_1^{\beta_1} X_2^{\beta_2} \dots X_j^{\beta_j} + \varepsilon \quad [2]$$

No lineal (error multiplicativo): 
$$Y = \beta_0 X_1^{\beta_1} X_2^{\beta_2} \dots X_j^{\beta_j} \varepsilon \quad [3]$$

donde  $Y$  = biomasa total o de una fracción determinada,  $X_j$  = variables de árbol individual,  $\beta_j$  = parámetros del modelo y  $\varepsilon$  = término del error. El modelo [1] se ajusta por regresión lineal, el modelo [2] requiere emplear una técnica iterativa de regresión no lineal y el modelo [3] se ajusta por regresión lineal realizando una transformación logarítmica de ambos términos de la igualdad.

### Aditividad, heterocedasticidad y multicolinealidad

Una de las propiedades más importantes que deben cumplir las ecuaciones de estimación de biomasa, de las distintas fracciones en que se divide un árbol, es que la suma de sus estimaciones sea igual a la estimación obtenida por la ecuación de estimación de biomasa total, propiedad que se denomina aditividad. El problema de forzar la aditividad en un sistema de ecuaciones de biomasa ha sido analizado por Kozak (1970), Chiyenda y Kozak (1984), Cunia y Briggs (1984, 1985) o Parresol (1999, 2001). Existen varios procedimientos que se pueden utilizar para forzar esta propiedad en un sistema de ecuaciones, pero el ajuste simultáneo es el más flexible y general; puesto que permite usar diferentes modelos matemáticos para cada fracción, con distintas variables independientes, además de corregir el problema de dependencia entre los errores de las estimaciones de cada modelo. Se basa en el ajuste de un sistema de ecuaciones aparentemente no relacionadas formado por las  $K$  fracciones arbóreas consideradas junto con la de biomasa total.

$$\begin{aligned} \hat{p}_1 &= f_1(x_1) \\ \hat{p}_2 &= f_2(x_2) \\ &\vdots \\ &\vdots \\ \hat{p}_k &= f_k(x_k) \\ \hat{p}_{total} &= f_{total}(x_1, x_2, \dots, x_k) \end{aligned} \quad [4]$$

Este sistema, sin relaciones analíticas entre ecuaciones, se suele resolver empleando regresión SUR (*Seemingly Unrelated Regression*) también conocida por mínimos cuadrados generalizados conjuntos o regresión Zellner (Zellner, 1962). Para sistemas de ecuaciones no lineales este método se denomina NSUR y es igual de válido que para ecuaciones lineales.

En el ajuste de ecuaciones de biomasa es habitual que la varianza de los errores no sea constante (heteroscedasticidad) (Parresol, 2001). En presencia de heteroscedasticidad los estimadores mínimos cuadráticos de los parámetros no son eficientes, por lo que sus errores estándar no son correctos y no se pueden

aplicar los contrastes de significación habituales. Para evaluar la presencia de heteroscedasticidad se puede calcular el estadístico de contraste de White (1980) o de forma visual mediante los gráficos de residuos frente a valores predichos. En caso de que se constate la existencia de heteroscedasticidad en alguna de las ecuaciones ajustadas se puede emplear la metodología GMM (*Generalized Method of Moments*), en lugar de SUR, para obtener estimaciones eficientes de los parámetros.

Otro problema frecuente en el ajuste de ecuaciones de biomasa es la presencia de multicolinealidad, que indica alta correlación entre las variables independientes utilizadas en el análisis de regresión. Sus efectos son similares a los indicados para la heteroscedasticidad, pues afecta a los errores estándar de los parámetros, lo que invalida los contrastes de significación. La presencia de multicolinealidad severa hace que las estimaciones de los parámetros sean inestables, es decir, que dependan demasiado del conjunto particular de datos utilizado en el ajuste (Myers, 1990). Para evaluar la presencia de multicolinealidad en cada uno de los modelos analizados se puede calcular el número de condición (Belsley, 1991).

### **Criterios de selección de modelos**

El coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y la raíz del error medio cuadrático (REMC) son estadísticos ampliamente empleados para evaluar la capacidad de ajuste de los modelos. Aunque existen opiniones fundamentadas que plantean dudas en relación al empleo del  $R^2$  en la selección de modelos, este estadístico da una idea bastante intuitiva de la variabilidad que explican los modelos, y la utilidad general de alguna medida global de la adecuación del modelo parece anular alguna de estas limitaciones; no obstante no debe utilizarse como único criterio para elegir el mejor modelo (Myers, 1990, p. 166). El estadístico REMC resulta útil porque está expresado en las mismas unidades que la variable dependiente, por lo que da una idea del error medio que se comete con el modelo; además penaliza los modelos con mayor número de parámetros, de acuerdo con el principio general de simplicidad científica (Peña, 2002, p. 570).

Además de los estadísticos de bondad de ajuste, una de las maneras más eficientes de evaluar la capacidad de ajuste de un modelo es la inspección visual. Se pueden analizar los gráficos de residuos frente a valores predichos o de valores observados frente a valores predichos.

### **Agradecimientos**

Este trabajo ha sido cofinanciado por la Unión Europea mediante fondos FEDER.

### **Referencias bibliográficas**

Belsley, D.A., 1991. Conditioning diagnostics, collinearity and weak data in regression. Wiley, New York. 396 pp.

- Bond-Lamberty, B., Wang, C., Gower, S.T., 2002. Aboveground and belowground biomass and sapwood area allometric equations for six boreal tree species of northern Manitoba. *Can. J. For. Res.* 32, 1441–1450.
- Chiyenda, S.S., Kozak, A., 1984. Additivity of component biomass regression equations when the underlying model is linear. *Can. J. For. Res.* 14, 441–446.
- Cienciala, E., Cerný, M., Alptauer, J., Exnerová, Z., 2005. Biomass functions applicable to European beech. *Journal of Forest Science* 51(4), 147–154.
- Cunia, T., 1979. On sampling trees for biomass table construction: some statistical comments. En: W.E. Frayer (ed.), *Forest resource inventories 2*, 643-664. Colorado State Univ. Fort Collins.
- Cunia, T., 1986. Construction of tree biomass tables by linear regression techniques. pp. 27–37. En: *Estimating tree biomass regressions and their error. Proceedings of the Workshop on tree biomass regression functions and their contribution to the error of forest inventory estimates.* 26-30 May. Syracuse, New York.
- Cunia, T., Briggs, R.D., 1984. Forcing additivity of biomass tables: some empirical results. *Can. J. For. Res.* 14, 376–384.
- Cunia, T., Briggs, R.D., 1985. Forcing additivity of biomass tables: use of the generalized least squares method. *Can. J. For. Res.* 15, 23–28.
- Diéguez-Aranda, U., Barrio, M., Castedo, F., Ruiz, A.D, Álvarez González, M.F., Álvarez González, J.G., Rojo, A., 2003. *Dendrometría.* Mundi-Prensa, Fundación Conde del Valle de Salazar, Madrid. 327 pp.
- Drake, J.B., Dubayah, R.O., Knox, R.G., Clark, D.B., Blair, J.B., 2002. Sensitivity of large-footprint lidar to canopy structure and biomass in a neotropical rainforest. *Remote Sensing of Environment* 81, 378–392.
- Gregoire, T.G., Valentine, H.T., Furnival, G.M., 1995. Sampling methods to estimate foliage and other characteristics of individual trees. *Ecology* 76(4), 1181-1194.
- Johansson, T., 2000. Biomass equations for determining functions of common and grey alder growing on abandoned farmland and some practical implicatons. *Biomass and Bioenergy* 18, 147–159.
- Kozak, A., 1970. Methods of ensuring additivity of biomass components by regression analysis. *For. Chron.* 46(5), 402–404.
- Martin, J.G., Kloeppel, B.D., Schaefer, T.L., Kimbler, D.L., McNulty, S.G., 1998. Aboveground biomass and nitrogen allocation of ten deciduous southern Appalachian tree species. *Can. J. For. Res.* 28, 1648–1659.
- Merino, A., Rey, C., Brañas, J., Rodríguez-Soalleiro, R., 2003. Biomasa arbórea y acumulación de nutrientes en plantaciones de *Pinus radiata* D. Don en Galicia. *Invest. Agrar.: Sist. Recur. For.* 12(2), 85–98.
- Montes, N., Gauquelin, T., Badri, W., Bertaudiere, V., Zaoui, E.H., 2000. A non destructive method for estimating above-ground forest biomass in threatened woodlands. *For. Ecol. Manage.* 130, 37–46.
- Myers, R.H., 1990. *Classical and Modern Regression with Applications* (2<sup>nd</sup> ed.). Duxbury Press, Belmont, CA. 488 pp.

- Pardé, J.D., 1980. Forest Biomass. For. Abstr. 41(8), 343–362.
- Parresol, B.R., 1999. Assessing tree and stand biomass: a review with examples and critical comparisons. For. Sci. 45, 573–593.
- Parresol, B.R., 2001. Additivity of nonlinear biomass equations. Can. J. For. Res. 31, 865–878.
- Pastor, J., Aber, J.D., Melillo, J.M., 1984. Biomass prediction using generalized allometric regression for some northeast tree species. For. Ecol. Manage. 7, 265–274.
- Peña, D., 2002. Regresión y diseño de experimentos. Alianza Editorial, Madrid. 744 pp.
- Porté, A., Trichet, P., Bert, D., Loustau, D., 2002. Allometric relationships for branch and tree woody biomass of Maritime pine (*Pinus pinaster* Ait.). For. Ecol. Manage. 158, 71–83.
- Reed, D.D., Green, E.J., 1985. A method of forcing additivity of biomass tables when using nonlinear models. Can. J. For. Res. 15, 1184–1187.
- Reed, D.D., Liechty, H.O., Jones, E.A., Zhang, Y., 1996. Above and belowground dry matter accumulation pattern derived from dimensional biomass relationships. For. Sci. 42, 236–241.
- Satoo, T., Madgwick, H.A.I., 1982. Forest Biomass. Forestry Sciences. Kluwer Academic Publishers Group, Holanda.
- Snowdon, P., 1985. Alternative sampling strategies and regression models for estimating forest biomass. Aust. For. Res. 15, 353–366.
- U.N.F.C.C.C. (United Nations Framework Convention on Climate Change) 1997. The Kyoto Protocol. United Nations Framework Convention on Climate Change.
- Valentine, H.T., Tritton, L.M., Furnival, G.M., 1984. Subsampling trees for biomass, volume, or mineral content. For. Sci. 30, 673–681.
- Wang, C., 2006. Biomass allometric equations for 10 co-occurring tree species in Chinese temperate forest. For. Ecol. Manage. 222, 9–16.
- Waring, R.H., Running, S.W., 1998. Forest ecosystems: analysis at multiple scales. 2<sup>nd</sup> ed. Academic Press, San Diego, CA. 370 pp.
- White, H., 1980. A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. Econometrica 48(4), 817–838.
- Zellner, A., 1962. An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and test for aggregation bias. J. Am. Stat. Assoc. 57, 348–368.
- Zianis, D., Muukkonen, P., Mäkipää, R., Mencuccini, M., 2005. Biomass and stem volume equations for tree species in Europe. Silva Fennica, Monographs 4.