

Recibido 17 de septiembre de 2016 // Aceptado 30 de marzo de 2017 // Publicado online 20 de marzo de 2018

Estimación de biomasa aérea de *Grevillea robusta* A. implantada en la provincia de Misiones, Argentina

BARTH, S.R.¹; BOCA, T.²; GIMÉNEZ, A.M.³; JOSEAU, M.J.⁴; GAUCHAT, M.E.¹; FASSOLA, H. E.¹

RESUMEN

El ecosistema forestal es potencialmente un importante sumidero de carbono por ello es relevante poder cuantificarlo. Una buena aproximación es la obtenida a través del conocimiento de su biomasa. El presente trabajo se realizó con datos provenientes de una plantación de *Grevillea robusta* ubicada en Posadas, Misiones, Argentina. El objetivo fue la generación de modelos de estimación de la biomasa aérea a través de diferentes técnicas aditivas de estimación. Se generaron modelos para cada compartimento (hojas, ramas, corteza, fuste) y para la biomasa aérea total. Para ello se consideró el principio de aditividad mediante modelos estadísticos de ajustes simultáneos. Se evaluaron modelos que consideraban como variables predictoras al diámetro a altura de pecho (dap) y altura total (h). La adición de esta última variable aumentó la proporción de variación explicada para la biomasa aérea de *Grevillea robusta* aunque esto fue prácticamente imperceptible, con una disminución del error estándar. En la validación contra una muestra independiente, la biomasa total en este caso presentó un error 8,9% menor al que se dio en el modelo de una sola variable predictor. El mejor resultado se obtuvo con modelos con transformación logarítmica de variables. Al ser altura total una medida de mayor dificultad de obtención, se procedió a ajustar en forma alternativa un modelo con dap como única variable predictor.

Palabras clave: modelos aditivos, mínimos cuadrados ordinarios, regresiones aparentemente no relacionadas, biomasa arbórea.

ABSTRACT

The forest ecosystem is a potentially significant carbon pool, so it is important for it to be quantifiable. A good approximation is obtained through the knowledge of its biomass. This work was prepared based on data taken from a Grevillea robusta plantation in Posadas, Misiones, Argentina. The goal was to generate aboveground biomass estimation models through different additive estimation techniques. Models were built for each part of a tree (leaves, branches, bark and stem) and for the total aboveground biomass. For that

¹Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA), Estación Experimental Agropecuaria (EEA) Montecarlo, Av. El Libertador 2472. C.P. 3384. Montecarlo. Misiones. Argentina. Correo electrónico: barth.sara@inta.gov.ar; gauchat.maria@inta.gov.ar; fassola.hugo@inta.gov.ar

²Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA), Gerencia de control de gestión. Buenos Aires. Argentina. Correo electrónico: boca.teresa@inta.gov.ar

³Facultad de Ciencias Forestales. Universidad Nacional de Santiago del Estero. Santiago del Estero. Argentina. Correo electrónico: amig@unse.edu.ar

⁴Facultad de Ciencias Agropecuarias. Universidad Nacional de Córdoba. Félix Aldo Marrone 746. Ciudad Universitaria. CC 509. (5000). Córdoba. Argentina. Correo electrónico: jajoseau@agro.unc.edu.ar

purpose, the additive principle was considered through statistical models with simultaneous adjustments. The models assessed were those included dbh (diameter at breast height) and total height (h) as predictor variables. The addition of this last variable increased the proportion of explained variance for *Grevillea robusta* biomass although this was practically imperceptible. The validation contrast against independent sample, the total biomass showed an error of 8,9 % lower than the single-variable predictive model. The best result were obtained from models with logarithmic transformation of the variables. As total height is harder to measure, an alternative model using only dbh as a variable was adjusted.

Keywords: additive models, ordinary least squares, seemingly unrelated regressions, tree biomass.

INTRODUCCIÓN

Un mejor conocimiento del potencial de los productos maderables obtenidos de la masa forestal interesa tanto desde el punto de vista económico como ambiental. La importancia de las estimaciones de volúmenes de biomasa para el manejo de recursos maderables y no maderables es reconocida para mejorar la planificación, la gestión sostenible y el seguimiento de cambios en las existencias de carbono almacenado en las forestaciones. La estimación de la biomasa forestal es importante en el marco de la política mundial de mitigación de los efectos del cambio climático. En vinculación a procesos surgidos a partir del protocolo de Kioto y períodos posteriores, las acciones encaradas implican la aplicación de tecnologías y medidas que tiendan a una reducción de emisión de gases de efecto invernadero y la mejora en los sumideros de estos (bosques nativos e implantados, mares, entre otros). La adaptación al cambio climático no debe considerar solamente cómo reducir la vulnerabilidad frente a los impactos negativos, sino también cómo beneficiarse de los positivos. Las medidas de adaptación deben enfocarse a corto y a largo plazo, e incluir componentes de manejo ambiental, de planeación y de manejo de desastres. Es sobre ello que cobra importancia una silvicultura y un manejo forestal adecuados (Paladinic *et al.*, 2009; Mc Kinley *et al.*, 2011).

Se define a la biomasa como la masa de material o tejidos vegetales, expresada en término del peso seco de los distintos compartimentos de la masa forestal (Coombs *et al.*, 1988). La biomasa es ampliamente empleada como indicador del efecto de factores externos sobre la planta y la productividad del rodal (luz, humedad y manejo silvícola: tales como densidad de plantación, poda y raleo, entre otros). Mediciones a nivel individual como dap y h permiten estimar la biomasa forestal a través de ecuaciones alométricas desarrolladas a partir de métodos destructivos y pesaje de los distintos componentes vegetales para la obtención de su peso seco (Eamus *et al.*, 2000; Zianis y Mencuccini, 2004; Zianis *et al.*, 2005 y 2011). Si bien este proceso inicialmente conlleva un elevado costo, es esencial a fin de proporcionar las bases indispensables para la aplicación a mayor escala (grandes superficies) a través, por ejemplo, de técnicas de teledetección (Goetz *et al.*, 2009; Houghton *et al.*, 2009).

Desde el punto de vista biológico es importante que un modelo de predicción de biomasa arbórea total garantice la aditividad de todos sus componentes (Boca *et al.*, 2011; Carvalho, 2003). Desde el punto de vista estadístico la biomasa de los componentes en forma individual (hojas, ramas, fuste, corteza) suelen estar altamente correlacionados, lo cual dificulta la modelización aditiva simultánea con métodos tradicionales. En 1962 Zellner publicó el método SUR (seemingly unrelated regression) como una generalización del modelo lineal que se compone de varias funciones en el que cada ecuación es válida por sí misma y puede o no ser estimada por separado, por lo que el sistema se llama "aparentemente no relacionado". Los términos de error estarán correlacionados si se ajusta cada ecuación por separado empleando el método de mínimos cuadrados ordinarios (OLS). Si bien las estimaciones son consistentes, no son tan eficientes como a través del método SUR, que trabaja con mínimos cuadrados generalizados factibles con una forma específica de la matriz varianza-covarianza. En el caso que nos ocupa, cuando las ecuaciones presentan el mismo conjunto de variables regresoras, el método SUR es recomendable. A fin de aplicar estas técnicas en la modelización de la biomasa es de utilidad el paquete Systemfit del software R publicado por Henningsen y Hamann (2007) que permite el ajuste de sistemas de ecuaciones lineales en forma simultánea y aditiva.

El objetivo del presente trabajo fue obtener modelos de estimación de biomasa aérea (hojas, ramas, fuste, corteza y biomasa total) a través de técnicas estadísticas que garanticen la aditividad de los componentes de biomasa aérea y compararlos con los modelos tradicionalmente empleados en el área de biometría forestal. Por una parte, si bien, dada su importancia, al estudiar almacenamiento de carbono sería de interés considerar también a la biomasa subterránea, esta no fue tomada en cuenta en el presente trabajo por cuestiones operativas y económicas que dificultan su estudio (Guerra *et al.*, 2005; Gárate y Blanco, 2013). Por otra parte, al no ser extraída la biomasa de raíces en el aprovechamiento de nuestra masa forestal, las raíces no son priorizadas en el presente estudio ya que al permanecer en el suelo no se genera una pérdida de nutrientes al sistema.

MATERIALES Y MÉTODOS

La muestra estuvo conformada por árboles de *Grevillea robusta* extraídos de un ensayo de densidades iniciales de plantación instalado en Posadas, Misiones, Argentina. Según Cabrera (1976), dicha zona corresponde con la región fitogeográfica de la provincia Paranaense (Dominio Amazónico) distrito de los campos (extensos pastizales en el sur de la provincia de Misiones y NE de la provincia de Corrientes). Los suelos derivan de la meteorización de la roca basáltica y son arcillosos en todo su perfil. El clima según la clasificación de Köppen es de tipo Cfa, macrotérmico, constantemente húmedo y subtropical (Rodríguez *et al.*, 2004). La precipitación media anual en Posadas durante el período 1994-2012 fue de 1866 mm. La temperatura media en el mismo período fue de 22,2 °C (Datos INTA Centro Regional Misiones, estación meteorológica Zaimán).

Se trabajó según la metodología propuesta por Köhl *et al.* (2006) realizando un muestreo destructivo. Se empleó un muestreo aleatorio estratificado, apeando 6 individuos por cada densidad de plantación, tomando 2 ejemplares por estrato (dominante, codominante y suprimido). Las densidades de plantación consideradas fueron 1500, 750, 375 y 162 árboles por hectárea. Cada tratamiento constó de 4 parcelas de forma cuadrada, 4 x 4 filas con dos filas de bordura perimetral y un tamaño variable según el espaciamiento adoptado. Al momento de la corta la plantación tenía 18 años.

La biomasa se obtuvo por el desarme total de los árboles (apeo, desrame y defoliado), realizándose a campo el pesaje del total de hojas y ramas. Una muestra del material de hojas y ramas fue secada a 70 °C ± 2-3 °C en laboratorio con el fin de estimar la biomasa de los distintos compartimentos (Fassola *et al.*, 2010; Schlegel *et al.*, 2000). Para ello, se realizó el pesaje de las muestras en fresco (a campo) y en seco (laboratorio) para la obtención de la relación que permita determinar la biomasa de cada árbol. La biomasa de fuste se obtuvo a partir de su volumen y determinaciones de su densidad básica en distintas porciones del árbol. Para el cálculo de la densidad se emplearon discos provenientes de la base de cada troza considerada, de los cuales se obtuvieron probetas cúbicas de 2 cm de lado extraídas de listones de un largo equivalente al diámetro de los discos (IRAM 9544, 1973). La densidad básica (*db*) se calculó como: $db = Pa/Vh$, donde *Pa* es el peso anhidro y *Vh* es el volumen de la probeta al contenido de humedad máximo. El volumen de las probetas se calculó a través del principio de Arquímedes. El peso anhidro de probetas se obtuvo por pesaje tras secado en estufa hasta peso constante a una temperatura de 103 ± 2 °C. La biomasa de corteza se estableció a partir de la relación entre el porcentaje de peso de este compartimento y el porcentaje del peso de la sección correspondiente del fuste previamente determinado (Martiarena *et al.*, 2011).

Se analizó la correlación entre la biomasa, las dimensiones de los individuos y la densidad de plantación (tratamiento). La correlación fue menor entre biomasa total por hectárea y densidad de plantación (0,53) que entre dicha

biomasa y dap (0,88), en ambos casos a un p-valor de 0,0001. Al no presentarse diferencias altamente significativas en biomasa total entre tratamientos, con excepción al de menor espaciamiento (Barth *et al.*, 2016), se ajustó un solo modelo de biomasa para todas las densidades de plantación.

Los modelos ajustados de forma simultánea para cada componente fueron previamente seleccionados entre los reportados comúnmente en la literatura (Burkhart, 2012) (tabla 1). Las variables explicativas fueron el diámetro a 1,30 m (dap) expresado en cm y altura del árbol (h) en m; los rangos de la muestra de trabajo y de validación son presentados en la tabla 2. La muestra de validación provino de un ensayo de intensidad y oportunidad de raleo de 14 años (Crechi *et al.*, 2008). A fin de equiparar las condiciones de manejo a las de la muestra de ajuste, en la validación se emplearon los datos del tratamiento testigo, sin raleo. Dicho ensayo tenía 3 repeticiones por tratamiento. La muestra destructiva de validación para estudio de biomasa estuvo compuesta por 12 individuos seleccionados al azar. Para este último procedimiento el error se calculó como ((valor observado – valor estimado)/valor observado)*100.

Los componentes de biomasa estudiados (variable dependiente Y) fueron: biomasa de hojas, biomasa de ramas, biomasa de corteza, biomasa del fuste y biomasa total, todas expresadas en kilogramos por individuo. Los valores máximos, mínimos y promedios de las variables descriptoras de los datos considerados en el ajuste de modelos y en la validación se presentan en la tabla 3. Se aplicaron transformaciones logarítmicas de las variables dependientes e independientes para lograr la homogeneidad de las varianzas y para linealizar los modelos. Una vez realizadas las estimaciones se seleccionó aquel modelo que mejor se ajustaba para cada componente de biomasa en función de la significancia de los estimadores, los valores de R² ajustado (coeficiente de determinación ajustado) y del MSE (error cuadrático medio).

Modelo	Ecuación
1	$(y) = \beta_{01} + \beta_{11} * \ln(\text{dap}) + \varepsilon$
2	$(y) = \beta_{02} + \beta_{12} * \ln(\text{dap}) + \beta_{22} * \ln(h) + \varepsilon$
3	$\ln(y) = \beta_{03} + \beta_{13} * \ln(\text{dap}) + \beta_{23} * \ln(\text{dap}^2 * h) + \varepsilon$
4	$\ln(y) = \beta_{04} + \beta_{14} * \ln(\text{dap}^2 * h) + \varepsilon$

Tabla 1. Modelos evaluados para estimación de los distintos componentes de biomasa.

	Valores descriptivos de las variables predictoras empleadas en el ajuste de los modelos		Valores descriptivos de las variables predictoras empleadas en la muestra de validación	
	dap (cm)	h (m)	dap (cm)	h (m)
promedio	21,40	16,56	26,55	19,35
mínimo	11,50	8,00	17,43	16,99
máximo	40,00	21,25	34,60	20,51

Tabla 2. Valores promedios, mínimos y máximos de dap y altura total observados.

Compartimento	Valores descriptivos de las variables de respuesta empleadas en el ajuste de los modelos			Valores descriptivos de las variables de respuesta empleadas en la muestra de validación		
	promedio	mínimo	máximo	promedio	mínimo	máximo
Biomasa hojas	12,02	1,43	29,19	5,41	1,59	8,74
Biomasa ramas	56,88	5,06	198,72	31,21	8,91	54,47
Biomasa corteza	26,52	3,81	66,50	16,59	7,82	22,30
Biomasa fuste	198,72	29,91	470,21	167,17	73,88	234,09

Tabla 3. Estadísticas descriptivas de los componentes de biomasa (kg).

En una segunda etapa se procedió al ajuste simultáneo de todos los componentes de biomasa bajo un sistema de ecuaciones que puede representarse en forma matricial según [1]:

$$Y = X\beta + \varepsilon \tag{1}$$

Donde,

Y= la matriz de p variables de respuesta dependientes,

X= la matriz de incidencia para cada variable independiente,

β = vector de efectos para estimar,

ε = el vector de errores aleatorios y se asume que su distribución es normal multivariada $(0, \Sigma \otimes I_{(N)})$.

Zellner (1962) formuló las regresiones aparentemente no relacionadas (SUR), como p ecuaciones de regresión, con posibles correlaciones entre los términos de error de estas. El modelo SUR se explicitó según el sistema matricial [2]:

$$E(Y) = \begin{bmatrix} \hat{Y}_{(b\text{ foliar})} \\ \hat{Y}_{(b\text{ r})} \\ \hat{Y}_{(b\text{ c})} \\ \hat{Y}_{(b\text{ f})} \\ \hat{Y}_{(b\text{ t})} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{(b\text{ foliar})} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & X_{(b\text{ r})} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & X_{(b\text{ c})} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & X_{(b\text{ f})} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_{(b\text{ t})} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \beta_{(b\text{ foliar})} \\ \beta_{(b\text{ r})} \\ \beta_{(b\text{ c})} \\ \beta_{(b\text{ f})} \\ \beta_{(b\text{ t})} \end{bmatrix} = D * B \tag{2}$$

El vector de coeficientes se estimó utilizando la fórmula [3].

$$\hat{B} = [D'Q^{-1}D][D'Q^{-1}D]^{-1} \tag{3}$$

Donde Q es la matriz de ponderación basada en las covarianzas de las Y variables, según la ecuación [4]. D es la matriz de incidencia (a cuyos elementos anteriormente se mencionó como X) y B es el vector de coeficientes a estimar (β).

$$Q = \hat{\Sigma} \otimes I_N \tag{4}$$

Los elementos de la matriz $\hat{\Sigma}$ de la ecuación [4] se calcularon como [5].

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{(N - df^*)} y' [I_N - H_i] [I_N - H_j] y_j \tag{5}$$

Donde, $H_j = X_j(X_j'X_j)^{-1}X_j'$. Como puede verse los modelos SUR son una aplicación particular de los modelos lineales generalizados.

Ajuste por transformación. Por último, dadas las transformaciones logarítmicas aplicadas, se estimó un factor de corrección según la ecuación [6] con el objetivo de eliminar la asimetría en la distribución que se produce en el proceso de transformación inversa, que se da al utilizar la transformación logarítmica (Meyer, 1941). Dicho factor de corrección se aplica a los resultados obtenidos con el empleo del modelo.

$$K = e^{\left(\frac{\sigma^2}{2}\right)} \tag{6}$$

Donde, K: coeficiente de corrección de la discrepancia y σ^2 : varianza.

Los cálculos se realizaron en un entorno R (R Development Core Team, 2012), aplicando las funciones de los paquetes Systemfit (Henningsen y Hamann, 2007) y nlme (Pinheiro *et al.*, 2011). Como criterio de selección se empleó el coeficiente de determinación ajustado (R^2 ajustado) y el error estándar (MSE) de los modelos ajustados para cada compartimento. A los fines de comprobar si el modelo elegido era adecuado, se contrastaron los valores de biomasa observados versus los predichos determinándose el error porcentual y se efectuó el test de regresión lineal entre valores de biomasa observados y predichos mediante la expresión: $Y=a+b*X$. En este test si el modelo es bueno, la regresión coincide con la bisectriz del primer cuadrante, contrastándose mediante la prueba de F con un nivel de significación $\alpha=0,05$, la hipótesis nula de que el intercepto

es = 0 y la pendiente = 1 en forma simultánea (Huang *et al.*, 2003). Finalmente se evaluó la validez de los modelos con datos disponibles de una muestra independiente.

RESULTADOS

Si bien los datos empleados en este trabajo provinieron de un ensayo de densidad de plantación, la biomasa resultó estar más correlacionada a variables dendrométricas del árbol individual ($r=0,9$) que a la densidad de plantación en sí ($r=0,3$). Esto permitió incluir a todos los arboles provenientes de distintos tratamientos en el ajuste de parámetros de un solo modelo de predicción de biomasa independientemente de la densidad de plantación.

En la figura 1 se ilustra la relación entre la variable independiente diámetro a altura de pecho (dap) y altura total (h) y las

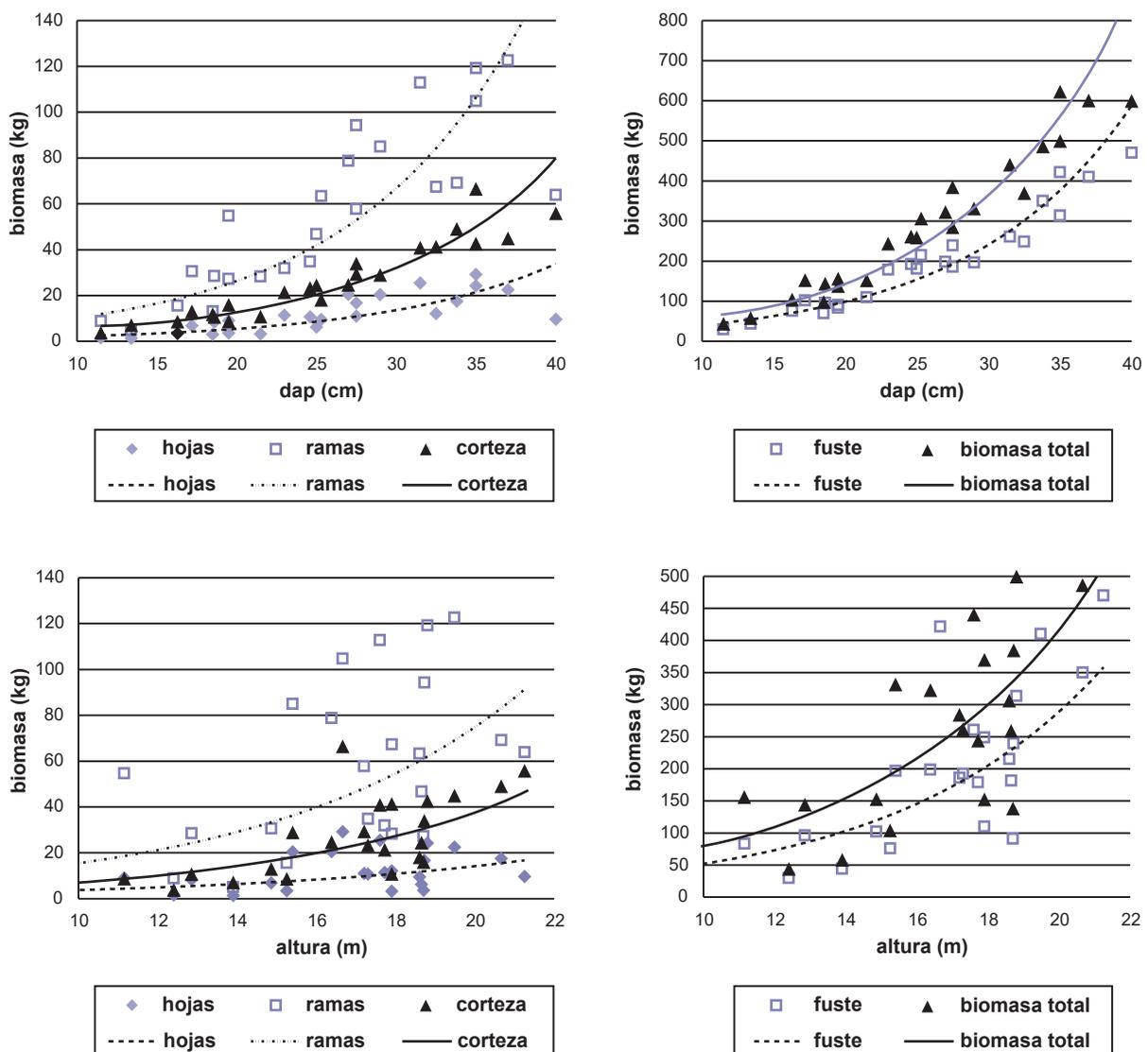


Figura 1. Relación entre el diámetro a la altura del pecho y altura total con la biomasa foliar, biomasa de ramas, biomasa de corteza, biomasa de fuste y biomasa total. Las líneas ilustran la tendencia de las relaciones consideradas.

variables dependientes: biomasa foliar, de ramas, de corteza y de fuste. El dap es una variable que explica satisfactoriamente la variabilidad de la biomasa en diferentes compartimentos del árbol, como así también, las variables dasométricas que muestran el estado del rodal (Zianis y Mencuccini, 2005; Saint-André *et al.*, 2005; Cole y Ewel, 2006; Ferrere *et al.*, 2008).

Las correlaciones analizadas fueron aceptables, no obstante en la biomasa de ramas y fuste en relación con la altura total la asociación fue de menor intensidad. En el ajuste de modelos independientes para cada compartimento de biomasa (tabla 4), el modelo 2 fue el de mejor desempeño en corteza y fuste y el modelo 3 en hojas y ramas.

Seleccionado el modelo más adecuado para la estimación de biomasa por cada compartimento se procedió al ajuste simultáneo de los modelos. Bajo el ajuste simultáneo de los modelos seleccionados los valores de los parámetros resultaron similares en todos los compartimentos al comparar los estimadores OLS y SUR (tabla 5), excepto para biomasa total donde con estimadores SUR se obtiene un menor valor de MSE en comparación con el hallado con estimadores OLS. Además se registró una reducción en los intervalos de confianza al utilizar la metodología SUR respecto a OLS (tabla 5). Boca *et al.* (2011) estudiando la predicción de biomasa aérea para *Pinus elliottii* var. *elliottii* x *Pinus caribaea* var. *hondurensis*, si bien encontraron una leve reducción de los intervalos de confianza de los estimadores SUR respecto a los OLS, encontraron que estos últimos garantizaban las propiedades de aditividad de los componentes de la biomasa.

Como los modelos están afectados por la transformación logarítmica, en el proceso de validación, los errores de estos fueron calculados en sus unidades originales a través del coeficiente de discrepancia logarítmica de Meyer cuyos valores se presentan en tabla 6.

Calculado el error del ajuste del modelo seleccionado (contrastando contra sus propios datos) se concluyó que su desempeño es muy aceptable, con las pendientes de las rectas ajustadas entre valores observados y predichos cercanas a 1 (figura 2). En este procedimiento, biomasa foliar arrojó un error promedio de -2,72%; biomasa de ramas, -3,45%; biomasa de corteza, 0,36%, biomasa de fuste, 0,16% y biomasa total presentó un error de 0,03%. Pudo observarse además en la representación de los modelos de la figura 2 que las pendientes son cercanas a 1 y los interceptos cercanos a cero, hecho que comprobó la bondad de ajuste alcanzada.

Validados los modelos ajustados contra la muestra independiente la biomasa foliar arrojó un error promedio de -13,95%, la biomasa de ramas -1,63%, la biomasa de corteza -11,41%, la biomasa de fuste 12,67% y la biomasa total presentó un error de 1,01%.

Si bien los modelos que incorporan como variables predictoras tanto al dap y como a la *h* suelen ser los mejores (Brown *et al.*, 1989; Brown, 1997; Overman *et al.*, 1994; Araujo *et al.*, 1999; Schroeder *et al.*, 1997) no siempre es posible aplicarlos con los datos disponibles. Los modelos de determinación de biomasa ajustados a partir del dap como única variable independiente tienen la ventaja de que

	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta} \ln(\text{dap})$	$\hat{\beta} \ln(h)$	$\hat{\beta} \ln(\text{dap}^2 \cdot h)$	R ² ajustado	MSE	Modelo
ln(biomasa hojas)	-5,00	2,26			0,74	0,45	1
	-4,28	2,48	-0,51		0,75	0,46	2
	-8,40	4,10		-0,09	0,76	0,44	3*
	-0,55			0,09	0,63	0,54	4
ln(biomasa ramas)	-3,15	2,16			0,75	0,42	1
	-3,05	2,20	-0,07		0,75	0,42	2
	-5,14	3,24		-0,05	0,76	0,42	3*
	1,06			0,09	0,67	0,48	4
ln(biomasa corteza)	-3,91	2,18			0,93	0,20	1
	-4,17	2,10	0,18		0,94	0,20	2*
	-3,29	1,85		0,02	0,93	0,20	3
	0,24			0,10	0,90	0,24	4
ln (biomasa fuste)	-1,77	2,15			0,94	0,20	1
	-4,17	2,10	0,18		0,96	0,15	2*
	-3,29	1,85		0,02	0,93	0,20	3
	0,24			0,1	0,90	0,24	4

Tabla 4. Valores estimados de los distintos parámetros de los modelos propuestos para estimación de biomasa y sus coeficientes de ajuste.

*Modelo seleccionado.

Método	OLS						SUR						
	Compartimento	Coefficiente	LI	LS	rango	R ² ajustado	MSE	Coefficiente	LI	LS	rango	R ² ajustado	MSE
Biomasa foliar													
	β_0	-8,40	-13,27	-3,53	9,70	0,74	0,44	-7,33	-11,13	-3,53	7,60	0,74	0,44
	$\beta_1 \ln(\text{dap})$	4,10	1,59	6,62	5,00			3,52	1,63	5,41	3,80		
	$\beta_2 \ln(\text{dap}^2 \cdot \text{h})$	-0,08	-0,20	0,03	0,20			-0,05	-0,14	0,02	0,20		
Biomasa ramas													
	β_0	-5,14	-9,75	-0,54	9,20	0,74	0,42	-4,12	-7,20	-1,05	6,20	0,74	0,42
	$\beta_1 \ln(\text{dap})$	3,24	0,87	5,62	4,70			2,69	1,21	4,17	3,00		
	$\beta_2 \ln(\text{dap}^2 \cdot \text{h})$	-0,05	-0,16	0,06	0,20			-0,02	-0,09	0,40	0,50		
Biomasa corteza													
	β_0	-4,17	-5,28	-3,07	2,20	0,93	0,20	-4,21	-5,30	-3,11	2,20	0,93	0,20
	$\beta_1 \ln(\text{dap})$	2,10	1,76	2,45	0,70			2,09	1,76	2,43	0,70		
	$\beta_2 \ln(\text{h})$	0,18	-0,32	0,69	1,00			0,21	-0,30	0,71	1,00		
Biomasa fuste													
	β_0	-2,34	-3,10	-1,58	1,50	0,96	0,14	-2,36	-3,11	-1,61	1,50	0,96	0,14
	$\beta_1 \ln(\text{dap})$	1,97	1,74	2,21	0,50			1,97	1,73	2,20	0,50		
	$\beta_2 \ln(\text{h})$	0,41	0,06	0,76	0,70			0,4205	0,08	0,76	0,7		
Biomasa total													
	β_0	-1,74	-2,54	-0,94	1,60	0,96	0,42	-1,71	-2,44	-0,98	1,50	0,96	0,14
	$\beta_1 \ln(\text{dap})$	2,06	1,81	2,30	0,50			2,06	1,84	2,29	0,50		
	$\beta_2 \ln(\text{h})$	0,23	-0,14	0,60	0,70			0,21	-0,07	0,50	0,60		

Tabla 5. Valores estimados de los distintos parámetros para el mejor modelo seleccionado bajo métodos OLS y SUR en cada compartimento de biomasa aérea.

Componente de biomasa	Coefficiente de discrepancia logarítmica
Biomasa de hojas	1,1017
Biomasa de ramas	1,0922
Biomasa de corteza	1,0202
Biomasa de fuste	1,0098
Biomasa total	1,0098

Tabla 6. Coeficientes de discrepancia logarítmica de modelos de predicción de biomasa por compartimento.

la mayoría de los inventarios forestales incluyen la medición de dicha variable. Por este motivo, si bien la predicción presenta un mayor nivel de error, se presentan los valores obtenidos con dicho ajuste (tabla 7).

Se presenta tan solo el ajuste simultáneo de este modelo a través del método SUR ya que no se evidenciaron diferencias entre ambos procedimientos (SUR y OLS), con excepción del MSE de biomasa total que pasó de 0,45 (OLS)

a 0,15 (SUR). Esto puede deberse a una subparametrización del modelo al reducirse a una sola variable predictora.

Calculado el error de ajuste de los modelos (contrastando contra sus propios datos) se concluyó que su comportamiento es aceptable, las pendientes de las rectas ajustadas entre valores observados y predichos son cercanas a 1 (figura 3). Estimada a través de la función ajustada la biomasa foliar arrojó un error promedio de -8,59%, la biomasa de ramas -9,11%, la biomasa de corteza -3,88%, la biomasa de fuste -2,18% y la biomasa total presentó un error de 0,03%.

Validados los modelos ajustados contra la muestra independiente, la biomasa foliar presentó un error promedio de -16,67%, la biomasa de ramas -4,30%, la biomasa de corteza -7,34%, la biomasa de fuste 15,49% y la biomasa total mostró un error de 9,91%.

Realizada una comparación entre el modelo ajustado con las variables predictivas dap y altura versus el modelo con dap como única variable independiente, se recomienda el empleo del modelo 3 descrito en la tabla 1. En la aplicación de todos los modelos considerados debe tenerse en cuenta su empleo solo dentro del rango diamétrico considerado en el presente trabajo (tabla 2).

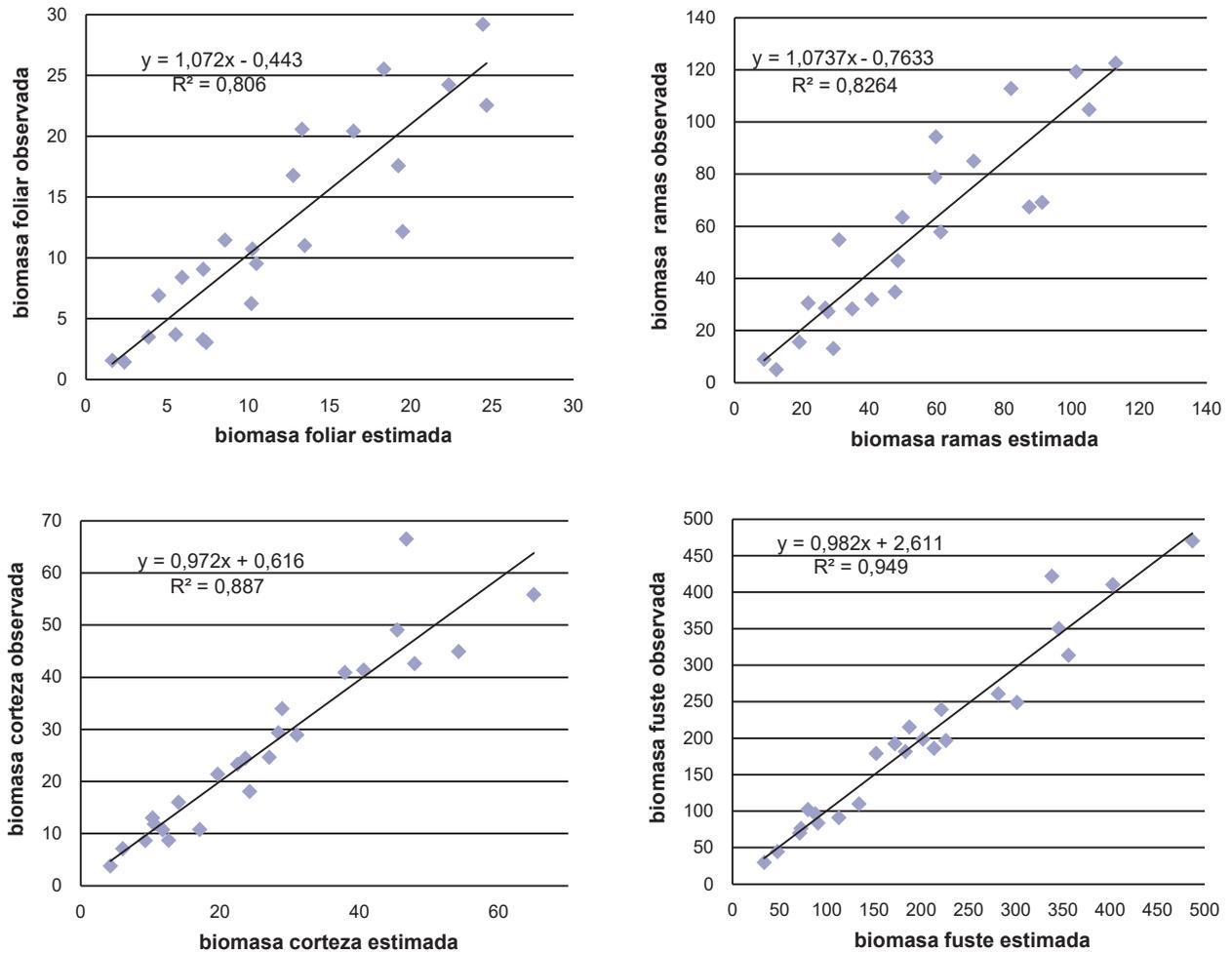


Figura 2. Valores de biomasa observados versus predichos.

Compartimento	Coefficiente	LI	LS	Discrepancia logarítmica	R ² ajustado	MSE
Biomasa foliar						
β_0	-5,00	-6,92	-3,08	1,10656	0,72	0,45
$\beta_1 \ln(\text{dap})$	2,26	1,66	2,86			
Biomasa ramas						
β_0	-3,15	-4,91	-1,40	1,09220	0,74	0,42
$\beta_1 \ln(\text{dap})$	2,16	1,62	2,71			
Biomasa corteza						
β_0	-3,91	-4,74	-3,09	1,02020	0,93	0,20
$\beta_1 \ln(\text{dap})$	2,18	1,93	2,44			
Biomasa fuste						
β_0	-1,77	-2,40	-1,13	1,01131	0,96	0,15
$\beta_1 \ln(\text{dap})$	2,15	1,95	2,35			
Biomasa total						
β_0	-1,41	-2,02	-0,79	1,00984	0,96	0,15
$\beta_1 \ln(\text{dap})$	2,16	1,96	2,35			

Tabla 7. Valores estimados para el modelo con dap como única variable predictora.

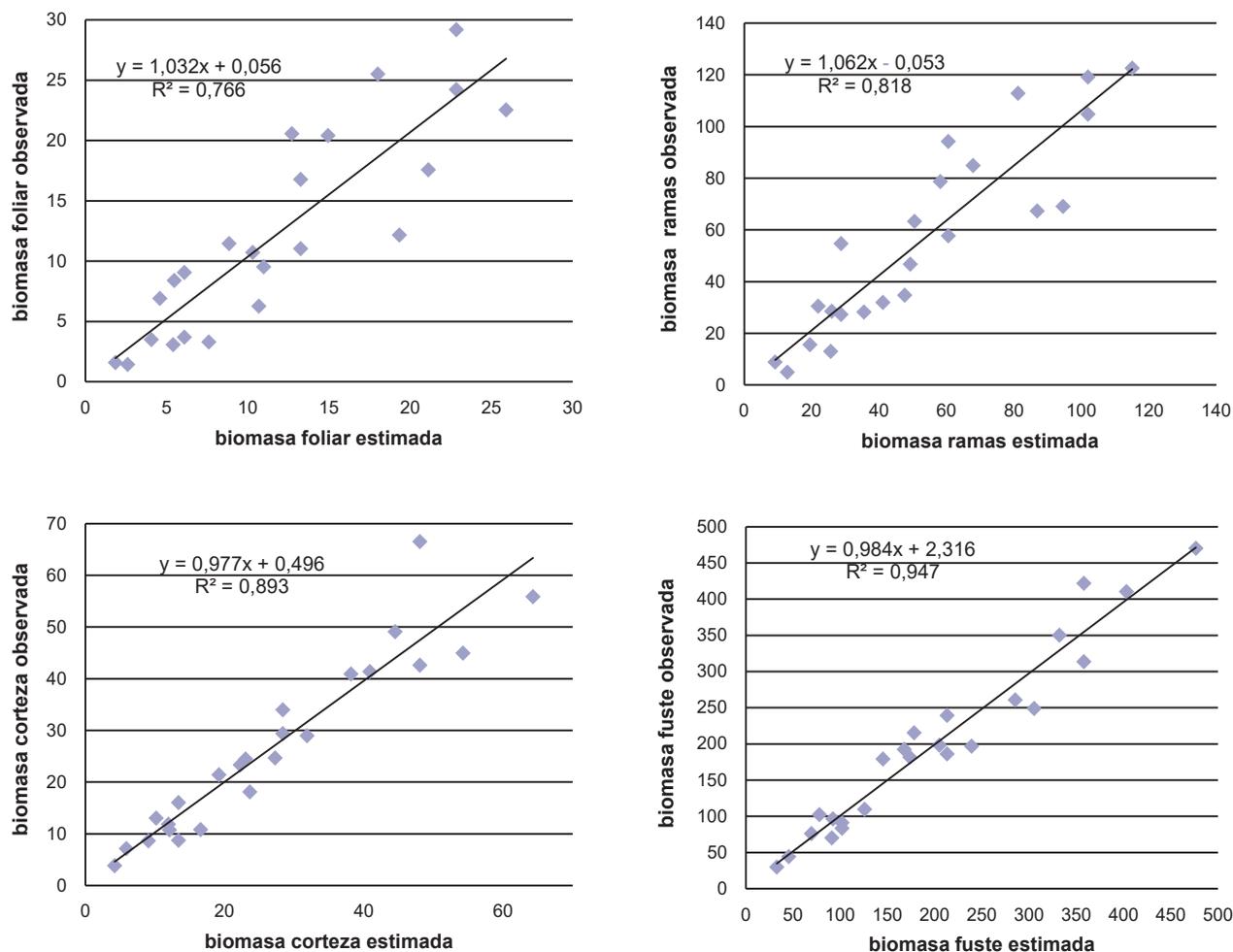


Figura 3. Valores de biomasa observados versus predichos sobre el modelo de mejor ajuste.

Variables predictoras	Biomasa				
	Hoja	Rama	Corteza	Fuste	Total
dap y altura	-13,95	-1,634	-11,41	12,67	1,01
dap	-16,67	-4,3	-7,34	15,49	9,91

Tabla 8. Errores de estimación calculados sobre la validación contra muestra independiente de modelos con una y dos variables predictoras (Valores expresados en porcentaje).

En coincidencia con lo encontrado por Russell *et al.* (2008) para *Pinus taeda*, y Boca *et al.* (2011) en *Pinus elliottii* var. *elliottii* x *Pinus caribaea* var. *hondurensis*, las estimaciones SUR mejoraron los resultados de las estimaciones OLS. En el presente trabajo, la mejora fue notable particularmente en la estimación de la biomasa total. Se buscó que los modelos cumplan con la lógica biológica, resultando eficientes las estimaciones de los parámetros, manteniendo la independencia y aditividad de los compartimentos de biomasa según lo recomendado por Carvalho y Parresol (2003).

Los resultados tienen aplicación directa en la determinación del potencial de una plantación de *Grevillea robusta*

para la producción de productos tradicionales y no tradicionales, incluyendo la producción de biomasa para la bioenergía. También pueden ser utilizados para construir los presupuestos de carbono y nutrientes en la evaluación de la sostenibilidad ambiental de diferentes métodos de manejo y cosecha.

CONCLUSIONES

Este estudio provee una serie de modelos para la estimación de la biomasa aérea total y de sus distintos componentes para rodales de *Grevillea robusta* A., especie de la

que no se dispone de información previa en este aspecto. Este conocimiento es de vital importancia como información de base en proyectos de cuantificación del carbono.

El mejor comportamiento para la estimación de la biomasa aérea se dio en los modelos linealizados que trabajaban con logaritmo natural del diámetro y la altura.

El uso del diámetro como única variable independiente en los modelos de biomasa simplifica la recolección de datos a campo. No obstante, las estimaciones mejoran significativamente con la incorporación de la altura como variable predictora.

La distribución de la biomasa en los individuos sigue el patrón de desarrollo que se encuentra en la bibliografía.

El análisis de la eficiencia de los modelos demostró que, si bien los datos provienen de una reducida región geográfica, en esta etapa es posible su empleo en cultivos de la provincia de Misiones, Argentina. Aunque los modelos obtenidos son fiables, es necesario ampliar la base de datos en cuanto a edades y distribución de sitios en el área de trabajo. Para futuros estudios de estimación de stock de carbono en el ecosistema los relevamientos deberían incluir la biomasa subterránea (raíz) y el carbono orgánico almacenado en la materia orgánica del suelo, así como de los demás estratos del sotobosque.

BIBLIOGRAFÍA

- ARAUJO, T.M.; HIGUCHI, N.; CARVALHO JUNIOR, J. A. 1999. Comparison of formulae for biomass content determination in a tropical rain forest site in the state of Para, Brazil. *Forest Ecology and Management* 117:43–52.
- BARTH, S.R.; GIMÉNEZ, A.M.; JOSEAU, M.J.; GAUCHAT, M.E.; FASSOLA, H. 2016. Compartimentalización de la biomasa aérea de *Grevillea robusta* A. en función a la densidad inicial de plantación. *Revista Scientia Florestalis*. Brasil. (En prensa).
- BOCA, R.T.; FASSOLA, H.E.; CRECHI, E.H.; BARTH, S.R.; KELLER, A.E.; WINCK, R.A. 2011. Uso de estimadores SUR para predecir biomasa aérea de *Pinus elliottii* x *Pinus caribaea* var. *Hondurensis*. Actas XVI Reunión Científica del Grupo Argentino de Bioestadística (GAB) Salta. Argentina. 10 pp.
- BROWN, S.; GILLESPIE, A.J.R.; LUGO, A.E. 1989. Biomass estimation methods for tropical forests with applications to forest inventory data. *For. Sci.* 35: 881–902.
- BROWN, S. 1997. Estimating biomass and biomass change of tropical forests. FAO Forestry paper N.º 134. FAO, Roma. 55 p.
- BURKHART, H.; TOMÉ, M. 2012. *Modeling Forest Trees and Stands*. Springer, xiv. 476 p.
- CARVALHO, J.P.; PARRESOL, B.R. 2003. Additivity in tree biomass components of Pyrenean oak (*Quercus pyrenaica* Willd.). *Forest Ecology and Management* 179:269–276.
- COLE, T.J.; EWEL, J.J. 2006. Allometric equations for four valuable tropical tree species. *Forest Ecology and Management* 229:351–360.
- CRECHI, E.; KELLER, A.; FASSOLA, H.; FERNÁNDEZ, R.; MOSCOVICH, F. 2008. Efectos de la intensidad de raleo sobre la producción en volumen de *Grevillea robusta* A. en el sur de Misiones, Argentina. 13.º Jornadas Técnicas, Forestales y Ambientales, Eldorado, Misiones. Facultad de Ciencias Forestales-UNaM. EEA Montecarlo INTA. 11 p.
- EAMUS, D.; MCGUINNESS, K.; BURROWS, W. 2000. Review of allometric relationships for estimating woody biomass for Queensland, the Northern Territory and Western Australia. National Carbon Accounting System. Technical Report 5 b. Australian Greenhouse Office, Canberra.
- FASSOLA, H.E.; CRECHI, E.H.; BARTH, S.R.; KELLER, A.E.; WINCK, R.A.; MARTIARENA, R.; VON WALLIS, A.; PINAZO, M.A.; KNEBEL, O. 2010. Modelos regionales de biomasa aérea de *Pinus taeda* para Misiones y NE de Corrientes, Argentina. XIV Jornadas Técnicas, Forestales y Ambientales, Eldorado, Misiones, Argentina. Facultad de Ciencias Forestales-UNaM; EEA Montecarlo-INTA. 11 p.
- FERRERE, P.; LUPI, A.; BOCA, T.R.; NAKAMA, V.; ALFIERI, A. 2008. Biomasa en plantaciones de *Eucalyptus viminalis* Labill. de la provincia de Buenos Aires, Argentina. *Ciência Florestal*. (18) 3:291–305.
- GÁRATE, M.; BLANCO, J.A. 2013. Importancia de la caracterización de la biomasa de raíces en la simulación de ecosistemas forestales. *Revista Ecosistemas* 22(3):66–73. Doi: 10.7818/ECOS.2013.22-3.10
- GUERRA, J.; GAYOSO, J.; SCHLATTER, J.; NESPOLO, R. 2005. Análisis de la biomasa de raíces en diferentes tipos de bosques. Avances en la evaluación de *Pinus radiata* en Chile. *Revista Bosque* 26(1): 5–21.
- GOETZ, S.J.; BACCINI, A.; LAPORTE, N.; JOHNS, T.; WALKER, W.S.; KELLNDORFER, J.M. 2009. Mapping & monitoring carbon stocks with satellite observations: A comparison of methods. *Carbon Balance and Management*, 4(2). Doi: 10.1186/1750-0680-4-2
- HENNINGSEN, A.; HAMANN, J.D. 2007. Systemfit: A Package for Estimating Systems of Simultaneous Equations in R. *Journal of Statistical Software*. Vol. 23, Issue 4.
- HOUGHTON, R.A.; HALL, F.; GOETZ, S.J. 2009. Importance of biomass in the global carbon cycle. *Journal of Geophysical Research*, 114, Issue G2. Doi: 10.1029/2009JG000935.
- IRAM 9544. 1973. Norma para métodos de determinación de densidad aparente en maderas. Instituto Argentino de Racionalización de materiales. 10 p.
- MARTIARENA, R.; PINAZO, M.; VON WALLIS, A.; KNEBEL, O.; PAHR, N. 2011. Alternativas de manejo para la conservación de nutrientes en sistemas forestales en Misiones, Argentina. *Revista Ciencia del Suelo* 29(1): 39–48.
- MCKINLEY, D.C.; RYAN, M.C.; BIRDSEY, R.A.; GIARDINA, C.P.; HARMON, M.E.; HEATH, L.S.; HOUGHTON, R.A.; JACKSON, R.B.; MORRISON, J.F.; MURRAY, B.C.; PATAKI, D.E.; SKOG, K.E. 2011. A synthesis of current knowledge on forests and carbon storage in the United States. *Ecological Applications* 21:1902–1924. Doi: 10.1890/10-0697.1
- MEYER, H.A. 1944. Correction for a systematic error occurring in the application of the logarithmic volume equation. *Pennsylvania. Forest School Research*. Paper 7. 3 p.
- OVERMAN, J.P.M.; WITTE, H.J.L.; SALDARRIAGA, J.G. 1994. Evaluation of regression models for above ground biomass determination in Amazon rainforest. *Journal of Tropical Ecology*, 10: 207–218.
- PALADINIC, E.; VULETIC, D.; MARTINI, Y.; MARJANOVIC, H.; INDIR, K.S.; BENKO, M.; NOVOTNY, V. 2009. Forest biomass and sequestered carbon estimation according to main tree components on the forest stand scale. *Periodicum Biologorum*. (111) 4:459–466.
- PINHEIRO, J.; DOUGLAS, B.; DEBROY, S.; SARKAR, D. 2011. R Development Core Team, nlme: Linear and Nonlinear

Mixed Effects Models. R package version 3.1-102. (Disponible: <http://cran.r-project.org/web/packages/nlme/> verificado: diciembre de 2014).

R Development Core Team. 2012. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. Viena, Austria. (Disponible: <http://www.R-project.org> verificado: noviembre de 2014).

SAINT-ANDRÉ, L.; M'BOU, A.T.; MABIALA, A.; MOUVONDY, W.; JOURDAN, C.; ROUPSARD, O.; DELEPORTE, P.; HAMEL, O.; NOUVELLON, Y. 2005. Age-related equations for above- and below-ground biomass of a *Eucalyptus hybrid* in Congo. *Forest Ecology and Management*. 205:199–214.

SCHLEGEL, B.; GAYOSO, J.; GUERRA, J. 2000. Medición de la capacidad de captura de carbono en bosques de Chile y promoción en el mercado mundial: Manual de procedimientos para inventarios de carbono en ecosistemas forestales. Universidad Austral de Chile. Valdivia, Chile. 15 p.

SCHROEDER, P.E.; BROWN, S.; Mo, J.; BIRDSEY, R.; CIESZEWSKI, C. 1997. Biomass estimation for temperate

broadleaf forests of the U.S. using inventory data. *For. Sci.* 11:258–264.

ZELLNER, A. 1962. An efficient method of estimating seemingly unrelated regression equations and tests for aggregation bias. *Journal of the American Statistical Association* 57: 348–368. Doi:10.2307/2281644

ZIANIS, D.; MENCUCCINI, M. 2004. On simplifying allometric analyses of forest biomass. *Forest Ecology and Management* 187:311–332.

ZIANIS, D.; MENCUCCINI, M. 2005. Aboveground net primary productivity of a beech (*Fagus moesiaca* Cz.) forest: the case study of Naousa forest, northern Greece. *Tree Phys.* 25:713–722.

ZIANIS, D.; XANTHOPOULOS, G.; KALABOKIDIS, K.; KAZAKIS, G.; GHOSN, D.; ROUSSOU, O. 2011. Allometric equations for aboveground biomass estimation by size class for *Pinus brutia* Ten. trees growing in North and South Aegean Islands, Greece. *European Journal of Forest Research* 130:145–160.