



Variabilidad espacial de *Swietenia macrophylla* en sistema agroforestal de la Amazonia brasileña

Space variability of *Swietenia macrophylla* in agroforestry system in the Brazilian Amazon

Luiz Rodolfo Reis Costa¹, Cícero Jorge Fonseca Dolácio^{2*}, Jorge Danilo Zea-Camaño², Rudson Silva Oliveira², Allan Libanio Pelissari² y Maria de Nazaré Martins Maciel³

¹ AMBFOREST Consultoria & Engenharia. Ananin-deua, Pará, Brasil. luis_rodolfo18@hotmail.com

² Universidade Federal do Paraná. Curitiba, Paraná, Brasil. jdzeaca@gmail.com; rudsonoliveira@ufpr.br; allanpelissari@gmail.com

³ Universidade Federal Rural da Amazônia. Belém, Pará, Brasil. nazare.maciell@ufra.edu.br

* Autor de correspondencia. cicero.dolacio@ufpr.br

RESUMEN

La caracterización del comportamiento de la variación espacial de atributos dendrométricos de especies tropicales en sistemas agroforestales es importante para su manejo y, en ese sentido, la geoestadística se destaca por utilizar técnicas capaces de caracterizar esa variación. Se utilizaron métodos geoestadísticos para evaluar y mapear la variabilidad espacial del diámetro a 1.3 m del nivel del suelo (dap), de la altura comercial (h_c) y del volumen comercial (v_c) de árboles de *Swietenia macrophylla* King, plantadas en un sistema agroforestal en la Amazonia brasileña. El muestreo de campo se realizó con base en una cuadrícula de 50 m \times 50 m, que resultó en 36 puntos sistemáticos. En cada punto, se instaló una parcela circular de 500 m² para medir el dap y la h_c . El v_c fue estimado con la ecuación mejor ajustada a los datos de cubicación de 108 árboles. Luego se modelaron los patrones de distribución espacial de las variables por medio de la geoestadística y se utilizó *kriging* ordinario para generar mapas con predicciones e incertidumbres de las variables. El modelo de Schumacher-Hall resultó en la mejor ecuación para estimar el v_c y la cuadrícula sistemática utilizada mostró ser eficiente para detectar los patrones espaciales de esas variables. Los modelos de semivariogramas ajustados demostraron la fuerte dependencia espacial del dap, de la h_c y del v_c , lo que permitió hacer interpolaciones precisas, generando resultados de validación cruzada sin tendencia, principalmente para v_c que presentó el modelo teórico mejor ajustado.

PALABRAS CLAVE: dasometría; *kriging* ordinario; mapa de incertidumbre; modelado geoestadístico; regresión lineal; variables dendrométricas.

ABSTRACT

To characterize the spatial variation behavior of the tree attributes of tropical species in agroforestry systems is important for its management, and in this sense, geostatistics stands out for using techniques able of characterizing this variation. In this work, geostatistical methods were used to evaluate and map spatial variability of diameter (dbh) at 1.3 m from the ground level, commercial height (h_c) and commercial volume (v_c) of trees *Swietenia macrophylla* King, planted in an agroforestry system in the Brazilian Amazon. The field sampling was carried out based on a grid of 50 m \times 50 m, which resulted in 36 systematics point. At each point, a circular plot of 500 m² was installed to measure the variables dbh, h_c . The v_c of trees in the portions was estimated with the best equation adjusted to the 108 trees cubing data. Next, the spatial distribution standard of these variable were modeled with geostatistics and ordinary kriging was used to generate maps with predictions and uncertainties of the variables. The Schumacher-Hall's model resulted in the best equation for the estimation of v_c , and the systematic grid was efficient to detect the spatial patterns of these variables, because the adjusted semivariograms models demonstrated the strong spatial dependence on the dbh, h_c and v_c , being possible, make precise interpolations, generating cross-validation results without trend, mainly for v_c that presented the best adjusted theoretical model.

KEYWORDS: forestry measurement; ordinary kriging; uncertainty map; geostatistical modeling; linear regression; tree variables.

INTRODUCCIÓN

Los sistemas agroforestales (SAF) se originaron, de cierta forma, a partir de la observación de los agroecosistemas tradicionales en los que se integran distintos tipo de cultivos y plantaciones, particularmente en los trópicos. Su establecimiento ha sido promovido, en parte, con el propósito de mantener la biodiversidad de los bosques naturales (DaRocha, Neves, Dáttilo y Delabie, 2016), como alternativa a la agricultura de tala y quema, comúnmente practicada por pequeños agricultores (Kearney *et al.*, 2017). Debido a su conceptualización, estos sistemas se consideran sostenibles en relación con las actividades de agricultura y silvicultura convencionales, pues conservan la biodiversidad, aumentan la prestación de servicios ecosistémicos, no comprometen la productividad (Torralba, Fagerholm, Burgess, Moreno y Plieninger, 2016) y son capaces de asociar ganancias económicas a los beneficios ambientales (Kalita, Das y Nath, 2015), destacándose entre los métodos de cultivo que más contribuyen para el equilibrio entre economía, sociedad y medio ambiente.

Los estudios con SAF que utilizan varias especies, bajo diferentes aspectos, han sido desarrollados a escala mundial. En Brasil, la mayor parte de los trabajos están concentrados en la Amazonia (Lima, Leite, Oliveira y Costa, 2011), donde *Swietenia macrophylla* King, especie nativa, es utilizada para producción y suministro de materia prima maderable, debido a sus características tecnológicas y el alto valor comercial de la madera, sin embargo, no hay estudios sobre los patrones de su variabilidad espacial.

Mulkey, Kitajima y Wrightt (1996) afirman que caracterizar el comportamiento de la variación espacial, de modo que permita generalizaciones, está entre los principales desafíos para el conocimiento ecofisiológico de las especies tropicales. En ese sentido, métodos geoestadísticos pueden ser utilizados para caracterizar la variación espacial de diferentes variables dendrométricas y proporcionar informaciones que subsidien su manejo e, incluso, la planificación de su cosecha en áreas de SAF.

La geoestadística considera las características estructuradas y aleatorias de las variables espacialmente distribuidas para proporcionar estimaciones óptimas y sin tendencias (Weindorf y Zhu, 2010), siendo fundamentada en la teoría de las variables regionalizadas (Borssoi, Uribe-Opazo y Galea, 2011), pues considera que los valores resultantes de las parcelas muestreadas son dependientes entre sí en función de sus localizaciones en el espacio, pudiendo complementar o, incluso sustituir, eficientemente, la estadística clásica (Angelico, 2006). Cuando se considera la dependencia espacial, los errores aleatorios pueden ser reducidos por atribuir a ésta, parte de ese error (Mello, Lima, Silva, Mello y Oliveira, 2003).

La estadística clásica tiene como requisito la independencia de las unidades de muestreo y la ausencia de dependencia espacial (Kanegae Junior, Mello, Scolforo y Oliveira, 2007). Sin embargo, Miller, Franklin y Aspinall (2007) afirman que esto viola los principios básicos de la geografía, tales como la existencia de relación directa entre distancia y semejanza, así como de la teoría ecológica, en que los elementos de ecosistemas cercanos son más propensos a ser influenciados por el mismo proceso generador y, por lo tanto, serán similares.

La utilización de geoestadística para estimar recursos forestales disminuye los costos de operaciones en campo (Lundgren, Silva y Ferreira, 2016) porque permite obtener estimaciones mejores o similares con menor intensidad de muestreo, cuando se compara con las técnicas de estadística clásica (Lundgren, Silva y Ferreira, 2015). Esta técnica ha sido ampliamente utilizada para modelar e ilustrar la variabilidad espacial de diferentes variables dendrométricas por interpolación de los puntos muestreados en el espacio (Biondi, Myers y Avery, 1994; Bognola, Ribeiro Júnior, Silva, Lingnau e Higa, 2008; Scolforo, Scolforo, Mello, Mello y Ferraz Filho, 2015; Lundgren, Silva y Ferreira, 2017).

Desde hace más de dos décadas, Franklin (1995) en trabajo con mapeo predictivo de la vegetación, ya preveía la importancia futura de investigaciones con dependencia



espacial. En las últimas décadas, el número de investigaciones que utilizan geoestadística para modelado predictivo de variables dendrométricas viene creciendo (Souza, Almeida, Ribeiro, Souza y Leite, 2015; Wojciechowski, Arce, Weber, Ribeiro Junior y Pires, 2017). Sin embargo, actualmente, son escasos los trabajos que analizan la variabilidad espacial de especies como *Swietenia macrophylla* que no pertenecen a los géneros *Eucalyptus* y *Pinus*, principalmente cuando se plantan en sistemas no convencionales.

OBJETIVOS

Considerando la hipótesis de que las variables dendrométricas de árboles de *Swietenia macrophylla*, plantados en sistema agroforestal en el municipio de Tomé-Açu, Pará, Brasil, presentan dependencia espacial, este trabajo tiene como objetivos: obtener por regresión lineal la ecuación volumétrica que mejor represente la variabilidad de los datos y permita estimaciones confiables; y evaluar y mapear la variabilidad espacial, usando kriging ordinario, del diámetro a 1.3 m del nivel del suelo (dap), de la altura comercial (hc) y del volumen comercial (vc).

MATERIALES Y MÉTODOS

Caracterización del área de estudio

Esta investigación fue realizada con datos de *Swietenia macrophylla* con 17 años de edad, en sistema agroforestal multi-estratificado en el Municipio de Tomé-Açu, en parcela localizada entre las coordenadas geográficas 02°29'14 " y 02°30'03 " de latitud Sur y 48°23'10 " y 48°22'22 " de longitud oeste, en la Mesorregión Nordeste del Estado de Pará, Brasil.

De acuerdo con el mapa de clasificación climática de Köppen para Brasil (Alvares, Stape, Sentelhas, Gonçalves y Sparovek, 2013), el clima de la región es del tipo Af (sin estación seca definida), con precipitación pluviométrica acumulada a lo largo del año entre 2500 y 2800 mm, y temperatura media anual superior a 26 °C. La altitud es de 45 m y con base en el Sistema Brasileño de Clasificación de Suelos de la Empresa Brasileña de Investigación

Agropecuaria [Embrapa] (Santos *et al.*, 2013), el suelo predominante es clasificado como latosol amarillo distrófico, equivalente al suelo *Xanthic Ferralsol* en clasificación de la FAO.

El sistema agroforestal fue implantado escalando las especies en el tiempo como es descrito a continuación, considerando los años a partir del inicio del proyecto. Primero fue plantada *Piper nigrum* (pimienta común), cultivada durante los tres primeros años, a los dos años fue establecida *Swietenia macrophylla* (caoba), a los tres años fue plantada *Cocos nucifera* (coco), como fuente alternativa de producción y finalmente, luego de nueve años y con el fin de que se beneficie de la sombra de la caoba, fue establecida *Theobroma cacao* (cacao).

Los individuos de pimienta, de coco y de cacao fueron plantados bajo los espaciamientos de 2.5 m × 2.5 m, 5 m × 7.5 m y 3 m × 3.5 m, respectivamente, y la plantación de caoba fue realizada con espaciamiento de 8 m × 6 m. El área total del sistema es 14.65 ha.

Toma de datos

En el área del estudio fue instalada una cuadrícula de 50 m × 50 m, resultando en 36 puntos de intersección muestreados sistemáticamente mediante parcelas circulares con área aproximada de 0.05 ha, totalizando 1.8 ha muestreadas. Dentro de cada parcela, fueron medidas a todos los árboles las variables dendrométricas diámetro a 1.3 m del nivel del suelo (dap), en centímetros y altura comercial (hc), en metros.

Luego del inventario forestal en las parcelas, fueron cubcados 108 árboles, tres por parcela, agrupados en tres clases diamétricas para representar la variación de la plantación agroforestal. Esta intensidad de muestreo proporcionó un error máximo del 1% con base en el cálculo descrito por Cochran (1965). La cubicación fue hecha en el árbol en pie por medio del método de Smalian, midiendo directamente las circunferencias con corteza en la base, a 1.3 m del nivel del suelo y en las alturas sucesivas de 2 m a lo largo del fuste, hasta alcanzar la altura comercial definida por la primera rama en el árbol.

Estimación del volumen por regresión lineal

El volumen comercial individual (v_c), en metros cúbicos, de los árboles en las parcelas, fue estimado por la ecuación de mejor ajuste. Para ello, los datos muestreados fueron particionados aleatoriamente en las proporciones 65:35, siendo 65% utilizado para ajuste de los modelos volumétricos (Tabla 1) por medio de regresión lineal y 35% empleado para validación de las ecuaciones, probándose la capacidad de generalización de estas a nuevos datos.

Los coeficientes de las ecuaciones fueron determinados por el método de los mínimos cuadrados ordinarios, con ayuda del *software* Microsoft Office Excel 2016®, al igual que la validación de la mejor ecuación. Para verificar la presencia de heterocedasticidad en la distribución gráfica de residuos, fue utilizado Minitab® *Statistical* 18 (MINITAB Inc., 2010), versión trial.

Luego del ajuste, las ecuaciones fueron analizadas y comparadas por medio de las estadísticas de precisión: coeficiente de determinación ajustado ($R^2_{aj.}$), error estándar de la media en porcentaje (EEM%) y desviación media en porcentaje (DMP%). La representación numérica de la heterogeneidad de los errores fue realizada por medio de la prueba de White-Noise, según Zhang (2016).

El Factor de corrección de Meyer fue utilizado para mitigar los errores sistemáticos de las estimaciones obtenidas por las ecuaciones que presentan variables

transformadas en escala logarítmica, y de esta manera poder comparar los resultados con los demás modelos.

Las ecuaciones fueron validadas por el EEM% y la prueba Chi-cuadrado (X^2) al nivel de 5% de significancia. La prueba X^2 evidencia la existencia de igualdad o no entre valores (Siegel, 2016), por lo tanto, la hipótesis nula fue: valores estimados son iguales a los observados; y la hipótesis alternativa: los valores estimados no son igual a los observados. A pesar de que las medidas de precisión y la prueba de validación son indicadores importantes para la selección de la mejor ecuación, la distribución residual también fue analizada por considerarla esencial para evaluar posibles errores de tendencia en determinadas amplitudes de clase de la variable respuesta.

Análisis descriptivo

Los valores máximo y mínimo, medidas de posición (media y mediana) y de dispersión (desviación estándar y coeficiente de variación), asimetría y curtosis, se presentan para un mejor análisis de las variables medidas. Además, la hipótesis de normalidad en la distribución de las variables fue evaluada por la prueba de Kolmogorov-Smirnov (KS) al nivel de 5% de significancia, esto por medio de Minitab® *Statistical* 18, versión trial.

TABLA 1. Modelos volumétricos utilizados para estimar el volumen comercial de los árboles de *Swietenia macrophylla*.

N	V.I.	Fórmula	Autor
1	dap	$\text{Ln}(\hat{v}_c) = \beta_0 + \beta_1 \text{Ln}(\text{dap}) + \epsilon_i$	Husch
2		$\hat{v}_c = \beta_0 + \beta_1 (\text{dap}^2) + \epsilon_i$	Kopecky-Gehrhardt
3		$\hat{v}_c = \beta_0 + \beta_1 \text{dap} + \beta_2 \text{dap}^2 + \epsilon_i$	Hohenald-Krenm
4		$\text{Ln}(\hat{v}_c) = \beta_0 + \beta_1 \text{Ln}(\text{dap}) + \beta_2 (\text{dap}^{-1}) + \epsilon_i$	Brenac
5	dap; h _c	$\hat{v}_c = \beta_0 + \beta_1 (\text{dap}^2 h_c) + \epsilon_i$	Spurr
6		$\text{Ln}(\hat{v}_c) = \beta_0 + \beta_1 \text{Ln}(\text{dap}) + \beta_2 \text{Ln}(h_c) + \epsilon_i$	Schumacher-Hall
7		$\hat{v}_c = \beta_0 + \beta_1 (\text{dap}^2) + \beta_2 (\text{dap}^2 h_c) + \beta_3 (h_c) + \epsilon_i$	Stoat
8		$\text{Ln}(\hat{v}_c) = \beta_0 + \beta_1 \text{Ln}(\text{dap}^2 h_c) + \epsilon_i$	Spurr Logaritmizado

V.I.: variables independientes; β_0 , β_1 , β_2 e β_3 : coeficientes de la ecuación de regresión; Ln: logaritmo neperiano; \hat{v}_c : volumen comercial estimado (m^3); dap: diámetro a 1.3 m del nivel del suelo (cm); h_c: altura comercial (m); ϵ_i : error aleatorio.

Fuente: adaptado de Loetsch et al. (1973).



Análisis geoestadístico

El análisis geoestadístico por ajuste de semivariogramas fue utilizado para modelar la variabilidad espacial de las variables dendrométricas involucradas en esta investigación. Para cada variable, se realizaron cálculos de semivarianzas (Ecuación 1), considerando las distancias de separación de las muestras en el área estudiada (h) y las diferencias cuantitativas de las variables (Z), de acuerdo con Pelissari *et al.* (2017a). Los semivariogramas fueron demostrados gráficamente.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (1)$$

Donde:

$\gamma(h)$: semivarianza para el intervalo h

$N(h)$: número de pares de valores separados entre sí por una magnitud h en la dirección de ese vector

$Z(x_i) - Z(x_i + h)$: valor de la diferencia de un par de datos que distan h entre sí

Las semivarianzas fueron ajustadas, inicialmente, para cada variable en las direcciones 0° , 45° , 90° y 135° utilizando el *software* VARIOWIN (Pannatier, 1996), esto para verificar la presencia o ausencia de anisotropía. Constatada la isotropía de las semivarianzas, todo el análisis posterior fue realizado para el caso isotrópico. Las inferencias para la variabilidad espacial se determinaron a partir de los modelos de semivariogramas y sus parámetros: efecto pepita (C_0), varianza estructural (C), nivel ($C_0 + C$) y alcance de la dependencia espacial (a).

Para la estimación de las semivarianzas entre las muestras, independientemente de la distancia, se introdujeron los parámetros " C_0 ", " C " y " a " para el ajuste de los diferentes modelos de semivariogramas experimentales presentados en la tabla 2, esto con la ayuda del *software* VARIOWIN.

Luego del ajuste de los semivariogramas, el grado de dependencia espacial de las variables fue clasificado por el índice de dependencia espacial (IDE), según el método

propuesto por Cambardella *et al.* (1994), en el cual, se considera como dependencia espacial fuerte los semivariogramas que tienen $C_0 \leq 25\%$ del $C_0 + C$, moderada cuando está entre $25\% < C_0 \leq 75\%$ del $C_0 + C$ y débil para $C_0 > 75\%$ del $C_0 + C$.

Después del ajuste de los modelos teóricos experimentales de semivariograma, se realizaron interpolaciones por el método de kriging ordinario con la herramienta *Geostatistical Analyst* del *software* ArcMap® 10.4 (Esri INC, 2016).

La precisión de los valores interpolados fue evaluada por validación cruzada, siendo utilizadas las medidas: error absoluto medio (EAM), error cuadrático medio (ECM) y raíz del error cuadrático medio (RECM). Estos, en conjunto, permitieron seleccionar el semivariograma experimental que mejor se ajustó a los patrones espaciales de cada variable. Finalmente, fueron generados mapas temáticos de estimaciones e incertidumbres de las variables dendrométricas, con cinco y cuatro clases relativas, respectivamente.

RESULTADOS

Regresión

El volumen comercial observado para los 108 árboles cubcados fue de 15.53 m^3 , con una media de $0.1438 \text{ m}^3 \pm 0.0731 \text{ m}^3$ por árbol, variando de 0.0104 m^3 a 0.3676 m^3 , mientras que el dap y la h_c variaron de 6.05 cm a 33.42 cm y de 1.60 m a 5.82 m , respectivamente.

En la etapa de ajuste, las ecuaciones presentaron R^2_{aj} superior a 0.7 y EEM% inferior al 27% (Tabla 3) y los valores de DMP que variaron entre 2.27% y 10.86% indican que todas las ecuaciones sobreestiman el volumen de los árboles muestreados.

En esta etapa, las medidas de precisión permiten separar claramente los modelos que utilizan solamente el dap como variable independiente, de aquellos que utilizan el dap y la h_c , pues, de manera general, las ecuaciones que utilizan solamente dap generan estimaciones menos precisas, con menores R^2_{aj} y mayores EEM% y DMP.

TABLA 2. Modelos de semivariogramas utilizados para la estimación de las semivarianzas entre las parcelas.

Modelo de semivariograma	Fórmula
Gaussiano	$y(h) = C_0 + C \left[1 - \exp \left(-3 \left(\frac{h}{a} \right)^2 \right) \right]; 0 < h < a$
Exponencial	$y(h) = C_0 + C \left[1 - \exp \left(-3 \frac{h}{a} \right) \right]; 0 < h < a$
Esférico	$y(h) = C_0 + C \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right]; 0 < h < a$ $y(h) = C_0 + C; h \geq a$

$y(h)$: semivarianza de la variable; h : distancia entre los dos valores medidos; C_0 : efecto pepita; C : varianza estructural; y a: alcance.

TABLA 3. Coeficientes estimados de los modelos biométricos utilizados y sus respectivas medidas de precisión.

Tabla 1. Coeficientes estimados para los modelos elementales ajustados y sus respectivas medidas de precisión.									
N	Coeficiente		Ajuste				Validación		
			FCM	R ² _{aj.}	EEM (%)	DMP (%)	White-Noise (α)	EEM (%)	X ² _{cal.}
1	β ₀	-8.1991018*	1.0323	0.7451	26.97	6.27	0.770	27.34	0.247 ^{ns}
	β ₁	2.0125677*							
2	β ₀	0.0101686	-	0.7517	26.62	10.86	0.055	25.76	0.240 ^{ns}
	β ₁	0.0002726*							
3	β ₀	-0.0121223	-	0.7492	26.75	7.60	0.718	25.89	0.240 ^{ns}
	β ₁	0.0023757							
	β ₂	0.0002153*							
4	β ₀	-6.4001067*	1.0318	0.7476	26.84	6.34	0.787	26.06	0.238 ^{ns}
	β ₁	1.5391335*							
	β ₂	-6.9789310							
5	β ₀	0.0104519	-	0.8507	20.64	5.98	0.590	26.95	0.235 ^{ns}
	β ₁	0.0000723*							
6	β ₀	-8.4784276*	1.0198	0.8518	20.56	3.86	0.654	25.37	0.209 ^{ns}
	β ₁	1.8423781*							
	β ₂	0.6237952*							
7	β ₀	-0.0098088	-	0.8552	20.33	2.27	0.858	26.61	0.215 ^{ns}
	β ₁	0.0000896							
	β ₂	0.0000502*							
	β ₃	0.0045745							
8	β ₀	-8.4332382*	1.0216	0.8475	20.86	4.28	0.785	26.13	0.239 ^{ns}
	β ₁	0.8633574*							

β_0 , β_1 , β_2 e β_3 : coeficientes de la ecuación de regresión; *: coeficiente significativo (p-valor ≤ 0.05); FCM: factor de corrección de Meyer; $R^2_{aj.}$: coeficiente de determinación ajustado; EEM (%): error estándar de la media en porcentaje; DMP%: desviación media porcentual; α : significancia; $X^2_{cal.}$: valor calculado del teste Chi-cuadrado; e ^{ns}: valor calculado no significativo (p-valor > 0.05).



El modelo de Stroat (7) se destacó por presentar mejor ajuste a la variabilidad de los árboles muestreados, con R^2_{aj} superior a 85.52% y apenas 14.48% no explicado por causa de la aleatoriedad de la variable respuesta. De forma contraria, el modelo de Kopecky-Gehrhardt (2) fue el que peor se ajustó, aunque presenta valores de R^2_{aj} y EEM% ligeramente mejores que el modelo de Husch (1), pero con peor DMP.

Las ecuaciones originadas a partir de modelos que utilizan solamente el dap como variable independiente, presentaron estimaciones para el conjunto de validación con EEM% similares a las del conjunto de ajuste. En contraste, esa semejanza no fue observada en las estimaciones de las ecuaciones de doble entrada (dap y h_c) donde los valores aumentaron en aproximadamente 5.7%, lo que demuestra, en este caso particular, que la aplicación de las ecuaciones a nuevos datos resulta en estimaciones menos precisas que las realizadas con los datos del ajuste.

La prueba X^2 evidencia que todas las ecuaciones presentaron valores estimados igual a los observados. En esta etapa, el modelo de Schumacher-Hall (6) presentó menores valores de EEM% y X^2 calculados, resultando en el de mejor ajuste para estimación del v_c . En general, se observa que todas las ecuaciones construidas tienden a sobreestimar la estimación para árboles con v_c inferior a 0.18 m^3 (Fig. 1), pues presentan mayor cantidad de residuos positivos en esa amplitud, siendo consistente con los valores ya presentados de DMP (Tabla 3).

Al analizar la distribución residual en la etapa de ajuste, se observó la presencia de un *outlier*, lo cual puede ser atribuido a que la forma del fuste de este individuo es más afilada a partir de 1.3 m de altura en relación con los demás, y también fue observado un *outlier* en la etapa de validación. En esta última etapa, los modelos de Schumacher-Hall (Fig. 1F) y de log de Spurr (Fig. 1H), se distribuyeron con menor amplitud de variación al compararlos con los demás. Esto se puede atribuir a la transformación logarítmica de los valores, a la adición de la variable independiente h_c y a la significancia de los coeficientes.

Los modelos de Stroat (Fig. 1G) y Schumacher-Hall (Fig. 1F) se ajustaron con mayor precisión a los datos muestreados, lo cual es comprobado por presentar las mejores medidas de precisión y distribución residual. Sin embargo, se optó por desconsiderar la ecuación 7 que corresponde al modelo de Stroat, al igual que las ecuaciones 2, 3, 4 y 5 por presentar coeficientes no significativos, ya que esto indica que puede haber multicolinealidad entre las variables independientes.

En el caso del modelo de Stroat, solo uno de los cuatro coeficientes estimados, asociado con la variable combinada dap^2h_c , presentó significancia ($p\text{-valor} \leq 0.05$), los tres coeficientes restantes no añadieron precisión al ajuste, haciendo este modelo equivalente al de Spurr (5).

Debido a lo anterior, la ecuación ajustada con el modelo de Schumacher-Hall (6) fue escogida para estimar el volumen comercial de los árboles de las parcelas georreferenciadas para posterior análisis geoestadístico. Se resalta que debe haber cautela para el uso generalizado de esa ecuación, pues el ajuste fue específico para las condiciones biofísicas del área en estudio.

Análisis descriptivo

A pesar de ser semejantes, las medias de dap y h_c son levemente superiores a sus correspondientes medianas (Tabla 4). Esto indica que la distribución de los datos presenta cola a la derecha, y que la mayor parte de los árboles de la plantación presentan valores de dap y h_c mayores o iguales al de sus respectivas medianas, lo cual es corroborado con el coeficiente positivo de asimetría de las variables.

De acuerdo con los resultados de la prueba K.S., las variables involucradas en esta investigación se aproximan a una distribución normal. Aunque la geoestadística no exige la normalidad de los datos, esta característica favorece las estimaciones.

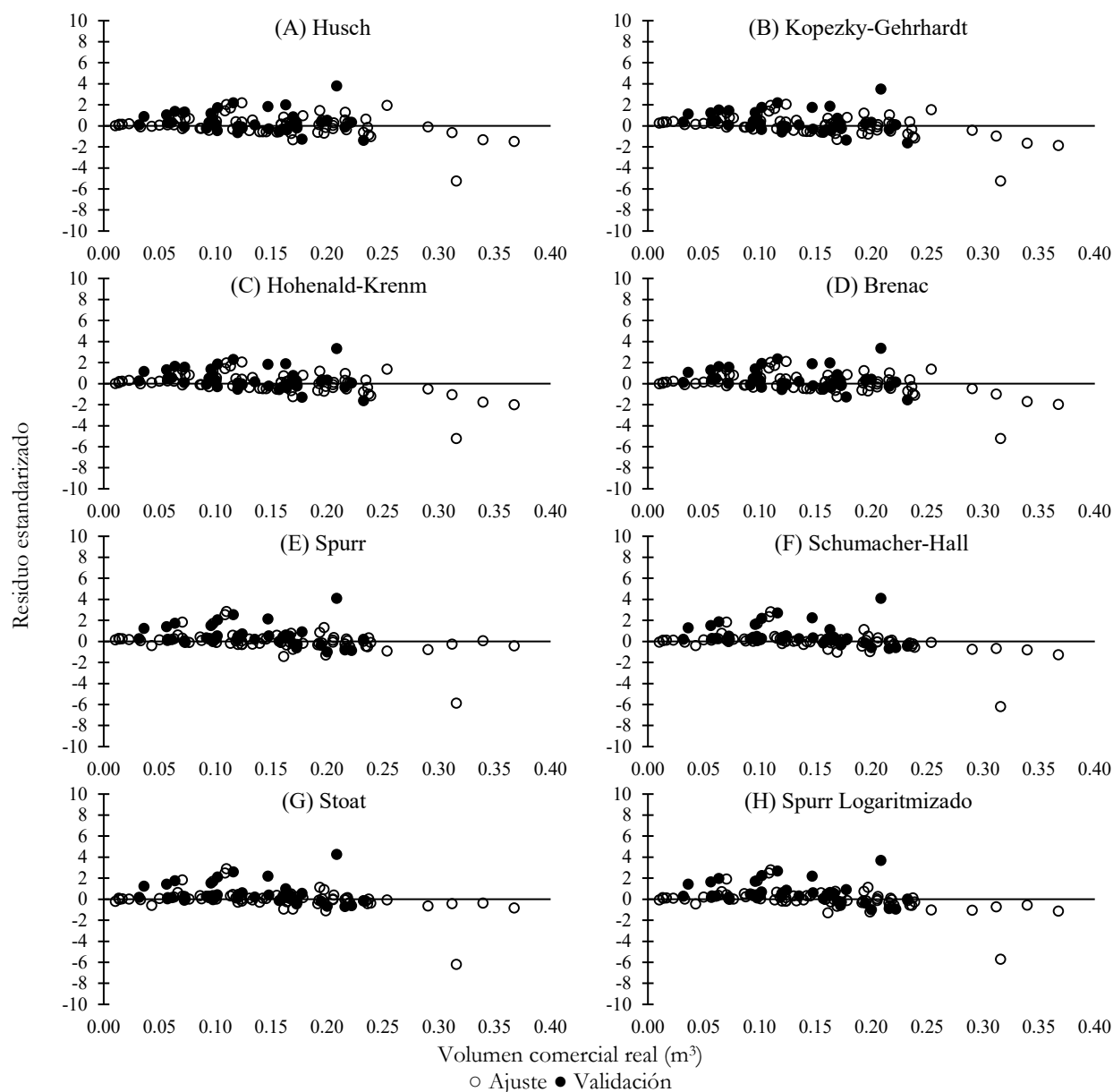


FIGURA 1. Dispersión de los residuos estandarizados para estimaciones del volumen comercial.

TABLA 4. Estadística descriptiva de las variables dendrométricas utilizadas para el análisis de variabilidad espacial.

Variables	Mín	\bar{X}	Med	Máx	s	CV%	AS	K	K.S.
dap (cm)	12.30	21.39	21.14	30.68	3.20	14.96	0.04	2.22	0.42 ^{ns}
h _c (m)	3.49	4.86	4.81	6.16	0.72	14.81	0.05	-0.83	0.25 ^{ns}
v _c (m³)	0.06	0.17	0.17	0.29	0.03	17.64	0.41	1.7	0.37 ^{ns}

dap: diámetro a 1.3 m del suelo (cm); h_c: altura comercial (m); v_c: volumen comercial (m³); Mín: valor mínimo; \bar{X} : media de los valores; Med: mediana de los valores; Máx: valor máximo; s: desviación estándar (m³); CV%: coeficiente de variación; AS: coeficiente de asimetría; K: coeficiente de curtosis; K.S.: valor calculado de la prueba de Kolmogorov-Smirnov; e^{ns}: valor calculado no significativo (p-valor > 0.05).



Geoestadística

Los mejores modelos ajustados a los semivariogramas propuestos para las variables dendrométricas, demuestran fuerte dependencia espacial en el área experimental (Tabla 5), pues la varianza estructural representa más de 75% del nivel ($C_0 + C$) y el efecto pepita (C_0) está, en todos los casos, por debajo de 25%, demostrando que la cuadrícula utilizada fue eficiente para detectar las características espaciales de las variables estudiadas.

El modelo esférico fue el que mejor se ajustó para explicar la estructura espacial del dap y el v_c , seguido por el modelo gaussiano para la h_c . Con el modelado, el valor más bajo de C_0 fue observado para v_c , seguido de h_c y dap, ese orden creciente también fue observado para $C_0 + C$. Las áreas cubiertas por los alcances de 91 m para dap, 180 m para h_c y 104 m para v_c , consideran que al menos 3, 7 y 4 puntos vecinos alrededor de la muestra, respectivamente, influyen en la estimación de un determinado punto en el espacio.

Por medio de los semivariogramas seleccionados para la estimación de la variabilidad espacial, es posible observar la dispersión de los valores reales en torno a la línea media estimada (Fig. 2), comprobando el fuerte grado de dependencia espacial de las variables.

Al aplicar los modelos ajustados, fueron generados por medio de kriging ordinario los mapas temáticos de predicción e incertidumbre de cada una de las variables dendrométricas, con cinco clases relativas (Fig. 3).

La mayor similitud entre las distribuciones espaciales de predicciones e incertidumbres fue encontrada para el dap y el v_c , pues existe alta correlación entre esas variables, mientras que las amplitudes de los valores estimados para v_c , h_c y dap fueron mayores que las amplitudes observadas a partir del inventario, debido a los errores de la estimación. Se observó el predominio de la clase media (20.82 cm a 22.3 cm) para la estimación del dap, mientras que para la incertidumbre de la h_c , hubo el predominio de la menor clase (0.21 m a 0.34 m), indicando que existe autocorrelación elevada entre las parcelas.

TABLA 5. Parámetros de los semivariogramas seleccionados para las variables dendrométricas utilizadas en el análisis de la variabilidad espacial.

Variables	Modelo	C_0	C_0+C	a	IDE%	GDE	EAM	ECM	RECM
dap (cm)	Esférico	3.00	12.50	91.00	24.0	Forte	-0.0407	-0.0118	3.5335
h_c (m)	Gaussiano	0.14	0.67	180.00	20.9	Forte	-0.0285	-0.0381	0.5069
v_c (m ³)	Esférico	0.00	0.0022	104.00	0.0	Forte	-0.0014	-0.0299	0.0418

dap: diámetro a 1.3 m del suelo (cm); h_c : altura comercial (m); v_c : volumen comercial (m³); C_0 : efecto pepita; C_0+C : meseta; a : alcance de la dependencia espacial (m); IDE%: índice de dependencia espacial; GDE: grado de dependencia espacial; EAM: error absoluto medio; ECM: error cuadrático medio; e RECM: raíz del error cuadrático medio.

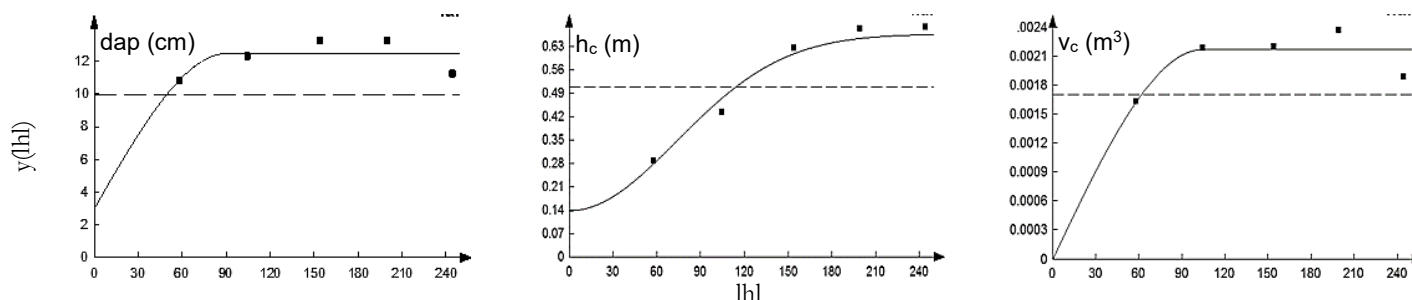
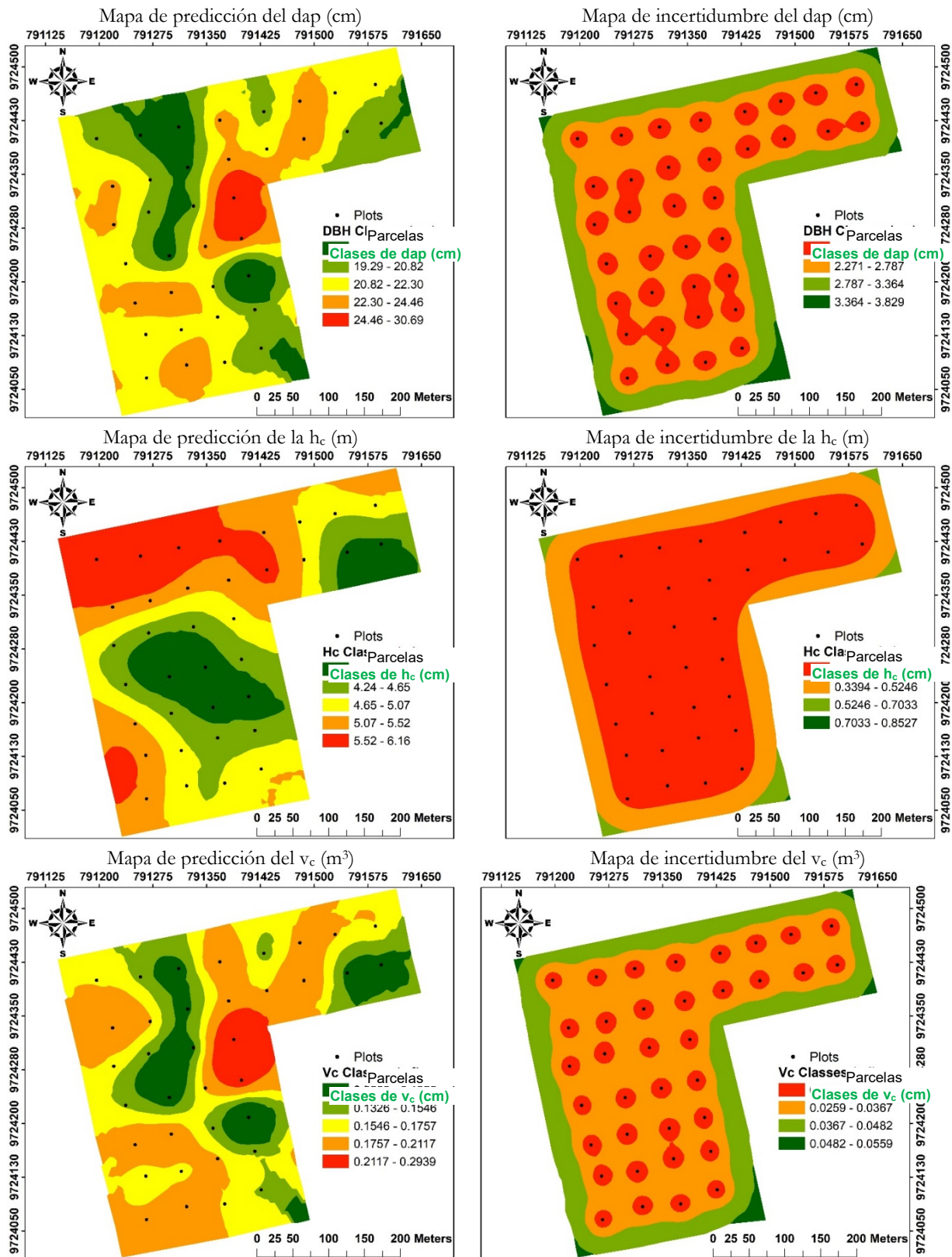


FIGURA 2. Semivariogramas seleccionados para las variables dendrométricas utilizadas en el análisis de la variabilidad espacial. $y(hl)$: semivarianza de la variable; y hl : distancia entre valores medidos.



Sistema de coordenadas proyectado: Universal Transversal de Mercator – Datum: WGS84 – Zone: 22S

FIGURA 3. Mapas de predicción e incertidumbre de los semivariogramas seleccionados para las variables dendrométricas.



DISCUSIÓN

La menor precisión de ajuste de los modelos que utilizan únicamente el dap como variable independiente es esperada, pues en éstos se asume que árboles del mismo diámetro tienen la misma altura (Rolim, Couto, Jesus y França, 2006). Entretanto, la mejora de los modelos ajustados para estimar el volumen con la incorporación de la variable altura junto al dap, es comprobada por varios autores (Higuchi y Ramm, 1985; Cysneiros, Pelissari, Machado, Figueiredo Filho y Souza, 2017), incluso para estimar otros recursos forestales (Chave *et al.*, 2005; Marra *et al.*, 2016).

El valor medio del volumen comercial por árbol de este estudio (0.17 m^3) es inferior al estimado por la ecuación ajustada por Mayhew y Newton (1998) usando solo el dap medio en un trabajo realizado con más de 300 árboles de *Swietenia macrophylla* King en Sri Lanka, cuyo valor es 0.22 m^3 , indicando que, posiblemente, las estimaciones realizadas con dicha ecuación no resultarían en adherencia y, confirmando la necesidad de realizar ajuste específico para las condiciones del estudio.

La similitud de los valores de media y mediana de las variables dap, h_c y v_c , indica, de acuerdo con Silva, Lima, Xavier y Teixeira (2010), que las distribuciones de los datos presentan distanciamiento reducido en comparación con un valor central. Al evaluar el coeficiente de variación y conforme de la clasificación de Warrick y Nielsen (1980), el CV% de las variables entre 12% y 60% indica variabilidad media de los valores observados entre parcelas.

Los valores de efecto pepita pueden ser debidos a una combinación entre el error de muestreo y la variabilidad que ocurre en escala menor que el espaciamiento de la muestra más cercana (Zawadzki, Cieszewski, Zasada y Lowe, 2005), relacionándose directamente con la variabilidad aleatoria. Considerando lo anterior y asumiendo que no hubo errores de muestreo tendenciosos, los bajos valores de efecto pepita encontrados pueden estar relacionados con la dependencia espacial a pequeña escala.

En el caso del alcance, indica la distancia en la cual comienza la asíntota y la distancia máxima en que los datos

son dependientes de forma estocástica (Zas, 2006), por lo tanto, las observaciones a distancias superiores al valor del alcance presentan independencia entre sí (Webster y Oliver, 2007). En la presente investigación, los resultados de este parámetro sugieren que es posible reducir el costo de trabajo en campo al demostrar que una cuadrícula de $90 \text{ m} \times 90 \text{ m}$ es suficiente para el muestreo de todas las variables estudiadas, pudiendo incluso disminuir la intensidad de muestreo en h_c e v_c .

El modelo esférico, en el caso del dap y del v_c , y el gaussiano, en el caso de la h_c , demostraron la dependencia espacial de esas variables, posibilitando el desarrollo de mapas temáticos que pueden proporcionar informaciones para planeación de las actividades silviculturales y de la cosecha de madera. En otros estudios (Alvarenga, Mello, Guedes y Scolforo, 2012; Pelissari, Figueiredo Filho, Caldeira y Machado, 2014; Guedes *et al.*, 2015; Pelissari *et al.*, 2017b), los modelos clásicos de semivariogramas también describieron con precisión estadística los patrones espaciales de las variables dendrométricas de especies como: *Tectona grandis* L. f, *Eucalyptus* sp. y de otras del bioma Cerrado.

Conforme a los resultados, la generación de mapas temáticos es posible debido al fuerte grado de dependencia espacial que, de acuerdo con Assis, Mello, Guedes, Scolforo y Oliveira (2009), es una exigencia para la generación de mapas sin tendencia y sesgos, tornándolos más precisos en la espacialidad de las variables dendrométricas estudiadas.

Debido a que la media, comúnmente utilizada en la estadística clásica, no permite por sí sola identificar con claridad la variabilidad espacial y los estratos de las variables dendrométricas estudiadas, se comprueba la necesidad de combinar el inventario forestal con la geoestadística para detectar esas distribuciones espaciales y posibilitar, de acuerdo con Guedes *et al.* (2012), ganancias de precisión en la estimación de las variables.

CONCLUSIONES

Las variables dendrométricas dap, h_c y v_c de la especie *Swietenia macrophylla*, presentan dependencia espacial y

pueden ser modeladas y estimadas con precisión usando técnicas geoestadísticas.

La ecuación ajustada a partir del modelo de Schumacher-Hall es la que mejor representa la variabilidad del volumen comercial de *Swietenia macrophylla* en el sistema agroforestal estudiado en la Amazonia brasileira.

La cuadrícula de 50 m × 50 m es eficiente para la generación de mapas de superficie que representan la variabilidad espacial de las variables dendrométricas estudiadas, por medio kriging ordinario, en el cual, el modelo de semivariograma esférico es el que mejor se ajusta para explicar la estructura espacial del dap y del v_c y el modelo gaussiano para la h_c .

REFERENCIAS

- Alvarenga, L. H. V., Mello, J. M., Guedes, I. C. L., & Scolforo, J. R. S. (2012). Performance of stratification in a brazilian savanna fragment by using geoestatistical interpolator. *Cerne*, 18(4), 675-681. doi: [10.1590/S0104-77602012000400018](https://doi.org/10.1590/S0104-77602012000400018)
- Alvares, C. A., Stape, J. L., Sentelhas, P. C., Gonçalves, J. L. M. de, & Sparovek, G. (2013). Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, 22(6), 711-728. doi: [10.1127/0941-2948/2013/0507](https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507)
- Angelico, J. C. (2006). Co-kriging performance in the determination of variability of soil attributes. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 30(6), 931-936. doi: [10.1590/S0100-06832006000600002](https://doi.org/10.1590/S0100-06832006000600002)
- Assis, A. L. de, Mello, J. M. de, Guedes, I. C. L. de, Scolforo, J. R. S., & Oliveira, A. D. de. (2009). Development of a sampling strategy for young stands of *Eucalyptus* sp. using geostatistics. *Cerne*, 15(2), 166-173.
- Biondi, F., Myers, D. E., & Avery, C. C. (1994). Geostatistically modeling stem size and increment in an old-growth forest. *Canadian Journal of Forest Research*, 24(7), 1354-1368. doi: [10.1139/x94-176](https://doi.org/10.1139/x94-176)
- Bognola, I. A., Ribeiro Júnior, P. J., Silva, E. A. A. da, Lingnau, C., & Higa, A. R. (2008). Uni and bivariate modelling of the spatial variability of *Pinus taeda* L. *Floresta*, 38(2), 373-385. doi: [10.5380/rf.v38i2.11632](https://doi.org/10.5380/rf.v38i2.11632)
- Borssoi, J. A., Uribe-Opazo, M. A., & Galea, M. (2011). Diagnostic techniques of local influence in spatial analysis of soybean yield. *Engenharia Agrícola*, 31(2), 376-387. doi: [10.1590/S0100-69162011000200018](https://doi.org/10.1590/S0100-69162011000200018)
- Cambardella, C. A., Moorman, T. B., Parkin, T. B., Karlen, D. L., Novak, J. M., Turco, R. F., & Konopka, A. E. (1994). Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal*, 58(5), 1501-1511. doi: [10.2136/sssai1994.03615995005800050033x](https://doi.org/10.2136/sssai1994.03615995005800050033x)
- Chave, J., Andalo, C., Brown, S., Cairns, M. A., Chambers, J. Q., Eamus, D., ..., & Yamakura, T. (2005). Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, 145(1), 87-99. doi: [10.1007/s00442-005-0100-x](https://doi.org/10.1007/s00442-005-0100-x)
- Cochran, W. G. (1965). *Sampling techniques*. 2 ed. Rio de Janeiro: Fundo de Cultura.
- Cysneiros, V. C., Pelissari, A. L., Machado, S. A. do, Figueiredo Filho, A., & Souza, L. de. (2017). General and specific models for estimating comercial volume in a forest under concession in Amazon. *Scientia Forestalis*, 45(114), 295-304. doi: [10.18671/scifor.v45n114.06](https://doi.org/10.18671/scifor.v45n114.06)
- DaRocha, W. D., Neves, F. S., Dáttilo, W., & Delabie, J. H. C. (2016). Epiphytic bromeliads as key components for maintenance of ant diversity and ant-bromeliad interactions in agroforestry system canopies. *Forest Ecology and Management*, 372, 128-136. doi: [10.1016/j.foreco.2016.04.011](https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.04.011)
- ESRI - Environmental Systems Research Institute, Inc. (2016). *ArcGIS Professional GIS for the desktop, version 10.4*. Recuperado de: <https://support.esri.com/en/Products/Desktop/arcgis-desktop/arcmap/10-4-1>.
- Franklin, J. (1995). Predictive vegetation mapping: geographic modelling of biospatial patterns in relation to environmental gradients. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 19(4), 474-499. doi: [10.1177/030913339501900403](https://doi.org/10.1177/030913339501900403)
- Guedes, I. C. L. de, Mello, J. M. de, Mello, C. R. de, Oliveira, A. D. de, Silva, S. T. da, & Scolforo, J. R. S. (2012). Geostatistical techniques and spatial interpolators in the stratification of *Eucalyptus* sp. Stands. *Ciência Florestal*, 22(3), 541-550. doi: [10.5902/198050986621](https://doi.org/10.5902/198050986621)
- Guedes, I. C. L. de, Mello, J. M. de, Silveira, E. M. O. de, Mello, C. R. de, Reis, A. A. dos; & Gomide, L. R. (2015). Spatial continuity of dendrometric characteristics in clonal cultivated *Eucalyptus* sp. throughout the time. *Cerne*, 21(41), 527-534. doi: [10.1590/01047760201521041824](https://doi.org/10.1590/01047760201521041824)
- Higuchi, N., & Ramm, W. (1985). Developing bole wood volume equations for a group of tree species of Central Amazon (Brazil). *The Commonwealth Forestry Review*, 64(1), 33-41. <http://www.jstor.org/stable/42608005>
- Kalita, R. M., Das, K. A., & Nath, A. J. (2015). Allometric equations for estimating above- and belowground biomass in Tea (*Camellia sinensis* (L.) O. Kuntze) agroforestry system of Barak Valley,



- Assam, northeast India. *Biomass and Bioenergy*, 83, 42-49. doi: [10.1016/j.biombioe.2015.08.017](https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2015.08.017)
- Kanegae Junior, H., Mello, J. M. de, Scolforo, J. R. S., & Oliveira, A. D. de. (2007). Evaluation of spatial continuity of dendrometric characteristics of clonal stands of *Eucalyptus* sp. at different ages. *Revista Árvore*, 31(5), 859-866. doi: [10.1590/S0100-67622007000500010](https://doi.org/10.1590/S0100-67622007000500010)
- Kearney, S. P., Fonte, S. J., García, E., Siles, P., Chan, K. M. A., & Smukler, S. M. (2017). Evaluating ecosystem service trade-offs and synergies from slash-and-mulch agroforestry systems in El Salvador. *Ecological Indicators*, 30 August, doi: [10.1016/j.ecolind.2017.08.032](https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.08.032)
- Lima, S. S. de, Leite, L. F. C., Oliveira, F. C. das, & Costa, D. B. da. Chemical properties and carbon and nitrogen stocks in an acrisol under agroforestry system and slash and burn practices in Northern Piauí State. *Revista Árvore*, 35(1), 51-60. doi: [10.1590/S0100-67622011000100006](https://doi.org/10.1590/S0100-67622011000100006)
- Loetsch, F., Zohrer, F., & Haller, K. (1973). *Forest Inventory*. 2 v. Munchen: BLV Verlagsgesellschaft.
- Lundgren, W. J. C., Silva, J. A. A. & Ferreira, R. L. C. (2017). Estimating of the volume of *Eucalyptus* with kriging and cokriging in Semi-arid of Pernambuco. *Floresta e Ambiente*, 24. doi: [10.1590/2179-8087.140415](https://doi.org/10.1590/2179-8087.140415)
- Lundgren, W. J. C., Silva, J. A. A., & Ferreira, R. L. C. (2016). Sampling type influence in the estimation of *Eucalyptus* wood volume by kriging. *Floresta e Ambiente*, 23(4), 511-523. doi: [10.1590/2179-8087.136315](https://doi.org/10.1590/2179-8087.136315)
- Lundgren, W. J. C., Silva, J. A. A. & Ferreira, R. L. (2015). Prediction of *Eucalyptus* wood by cokriging, kriging and regression. *Cerne*, 21(2), 243-250. doi: [10.1590/01047760201521021532](https://doi.org/10.1590/01047760201521021532)
- Marra, M. M., Higuchi, N., Trumbore, S. E., Ribeiro, G. H. P. M., Santos, J. dos, Carneiro, V. M. C., ..., & Wirth, C. (2016). Predicting biomass of hyperdiverse and structurally complex central Amazonian forests – a virtual approach using extensive field data. *Biogeosciences*, 13(5), 1553-1570. doi: [10.5194/bg-13-1553-2016](https://doi.org/10.5194/bg-13-1553-2016)
- Mayhew, J. E., & Newton, A. C. (1998). *The silviculture of mahogany*. 1 ed. New York: CABI Publishing.
- Mello, C. R., Lima, J. M., Silva, A. M., Mello, J. M., & Oliveira, M. S. (2003). Kriging and inverse-square-distance for the interpolation of rainfall equation parameters. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 27(5), 925-933. doi: [10.1590/S0100-06832003000500017](https://doi.org/10.1590/S0100-06832003000500017)
- Miller, J., Franklin, J., & Aspinall, R. (2007). Incorporating spatial dependence in predictive vegetation models. *Ecological Modelling*, 202(3-4), 225-242. doi: [10.1016/j.ecolmodel.2006.12.012](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.12.012)
- Minitab, Inc. (2010). *Minitab 18 Statistical Software*. Recuperado de: www.minitab.com
- Mulkey, S. S., Kitajima, K., & Wright, S. J. (1996). Plant physiological ecology of tropical forest canopies. *Tree*, 11(10), 408-412. doi: [10.1016/0169-5347\(96\)10043-4](https://doi.org/10.1016/0169-5347(96)10043-4)
- Pannatier, Y. (1996). *VARIOWIN: Software for spatial data analysis in 2D*. 1 ed. New York: Springer-Verlag.
- Pelissari, A. L., Figueiredo Filho, A., Caldeira, S. F., & Machado, S. A. do. (2014). Geostatistic applied to management of teak forest stands, in periods before selective thinning, in the Mato Grosso State. *Revista Brasileira de Biometria*, 32(3), 430-444. http://jaguar.fcav.unesp.br/RME/fasciculos/v32/v32_n3/A8_Allan_Afonso_Sidney_Sebastiao.pdf
- Pelissari, A. L., Figueiredo Filho, A., Péllico Netto, S., Ebling, A. A., Roveda, M., & Sanquetta, C. R. (2017a). Geostatistical modeling applied to spatiotemporal dynamics of successional tree species groups in a natural Mixed Tropical Forest. *Ecological Indicators*, 78. doi: [10.1016/j.ecolind.2017.02.044](https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.02.044)
- Pelissari, A. L., Roveda, M., Caldeira, S. F., Sanquetta, C. R., Corte, A. P. D., & Rodrigues, C. K. (2017b). Geostatistical modeling of timber volume spatial variability for *Tectona grandis* L. f. precision forestry. *Cerne*, 23(1), 115-122. doi: [10.1590/01047760201723012291](https://doi.org/10.1590/01047760201723012291)
- Rolim, S. G., Couto, H. T. Z. do, Jesus, R. M. de, & França, J. T. (2006). Modelos volumétricos para a Floresta Nacional do Tapirapé-Aquiri, Serra dos Carajás (PA). *Acta Amazonica*, 36(1), 107-114. doi: [10.1590/S0044-59672006000100013](https://doi.org/10.1590/S0044-59672006000100013)
- Santos, H. G. dos, Jacomine, P. K. T., Anjos, L. H. C. dos, Oliveira, V. A. de, Lumberras, J. F., Coelho, M. R., ..., & Oliveira, J. B. de. (2013). *Brazilian system of soil classification*. 3. ed. Brasília: Embrapa.
- Scolforo, H. F., Scolforo, J. R. S., Mello, C. R., Mello, J. M., & Ferraz Filho, A. C. (2015). Spatial distribution of aboveground carbon stock of the arboreal vegetation in Brazilian biomes of savanna, atlantic forest and semi-arid woodland. *PLoS ONE*, 10(6), 1-20. doi: [10.1371/journal.pone.0128781](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0128781)
- Siegel, A. F. (2016). *Chi-Squared analysis: testing for patterns in qualitative data*. En: Siegel, A. F. *Practical business statistics*. 7 ed. Massachusetts: Academic Press (p. 509-52).
- Silva, S. A. de, Lima, J. S. S. de, Xavier, A. C., & Teixeira, M. M. (2010). Spatial variability of chemical attributes of an Oxisol under coffee cultivation. *Revista Brasileira de Ciências do Solo*, 34(1), 15-22. doi: [10.1590/S0100-06832010000100002](https://doi.org/10.1590/S0100-06832010000100002)
- Souza, R. M. S., Almeida, A. Q. de, Ribeiro, A., Souza, E. S. de, & Leite, F. P. (2015). Evaluation of the spatial dependence of dendrometric characteristics for an *Eucalyptus* plantation. *Acta*

- Scientiarum. Agronomy*, 37(4). doi: [10.4025/actasciagron.v37i4.19676](https://doi.org/10.4025/actasciagron.v37i4.19676)
- Torrallba, M., Fagerholm, N., Burgess, P. J., Moreno, G., & Plieninger, T. (2016). Do European agroforestry systems enhance biodiversity and ecosystem services? A meta-analysis. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 230, 150-161. doi: [10.1016/j.agee.2016.06.002](https://doi.org/10.1016/j.agee.2016.06.002)
- Warrick, A. W., & Nielsen, D. R. (1980). *Spatial variability of soil physical properties in the field*. En: Hillel, D. *Applications of soil physics*. 1. ed. New York: Academic Press, (p. 319 – 344).
- Webster, R., & Oliver, M. A. (2007). *Geostatistics for Environmental Scientists*. 2 ed. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Weindorf, D. C., & Zhu, Y. (2010). Spatial variability of soil properties at Capulin Volcano, New Mexico, USA: implications for sampling strategy. *Pedosphere*, 20(2), 185-197. doi: [10.1016/S1002-0160\(10\)60006-9](https://doi.org/10.1016/S1002-0160(10)60006-9)
- Wojciechowski, J. C., Arce, J. E., Weber, S. H., Ribeiro Junior, P. J., & Pires, C. A. F. da. (2017). Borrow strength approach applied to a geostatistical model to estimate volume. *Ciência Florestal*, 27(2), 597-607. doi: [10.5902/1980509827739](https://doi.org/10.5902/1980509827739)
- Zas, R. (2006). Iterative kriging for removing spatial autocorrelation in analysis of forest genetic trials. *Tree Genetics & Genomes*, 2(4), 177-185. doi: [10.1007/s11295-006-0042-4](https://doi.org/10.1007/s11295-006-0042-4)
- Zawadzki, J., Cieszewski, C. J., Zasada, M., & Lowe, R. C. (2005). Applying geostatistics for investigations of forest ecosystems using remote sensing imagery. *Silva Fennica*, 39(4), 599-617. doi: [10.14214/sf.369](https://doi.org/10.14214/sf.369)
- Zhang, X. (2016). White noise testing and model diagnostic checking for functional time series. *Journal of Econometrics*, 194(1), 76-95. doi: [10.1016/j.jeconom.2016.04.004](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2016.04.004).

Manuscrito recibido el 15 de marzo de 2019

Aceptado el 21 de mayo de 2019

Publicado el 17 de marzo de 2020

Este documento se debe citar como:

Costa, L. R. R., Dolácio, C. J. F., Zea-Camaño, J. D., Oliveira, R. S., Pelissari, A. L., & Maciel, M. N. M. (2020). Variabilidad espacial de *Swietenia macrophylla* en sistema agroforestal de la Amazonia brasileña. *Madera y Bosques*, 26(1), e2611937. doi: 10.21829/myb.2020.2611937



Madera y Bosques por Instituto de Ecología, A.C. se distribuye bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercialCompartirIgual 4.0 Internacional.