

Comparación de dos modelos de crecimiento y producción en plantaciones de eucalipto

Comparison of two growth and production models in eucalyptus plantations

*Gianmarco Goycochea Casas¹, Juan Rodrigo Baselly Villanueva², Helio Garcia Leite³, Ana Carolina de Albuquerque Santos⁴, Carlos Alberto Araujo Júnior⁵, Aline Edwiges Mazon de Alcántara⁶

RESUMEN

El presente estudio fue realizado con los objetivos de comparar, ajustar y evaluar el modelo de crecimiento y producción propuesto por Clutter (Sistema de Ecuaciones) y por Redes Neuronales Artificiales (RNA) para una plantación de eucalipto (híbridos de *Eucalyptus urophylla* x *Eucalyptus grandis*), localizado en la región Centro Oeste del Estado de Minas Gerais, Brasil. Medidas en diferentes años, entre los 19 y 106 meses. Se realizó cinco mediciones sucesivas. Después del análisis, se verificó que el algoritmo computacional RNA, es más preciso en las estimaciones que la regresión lineal con la ventaja de agregar datos categóricos y el menor tiempo de procesamiento de datos.

Palabras clave: Eucalipto, redes neuronales artificiales, RNA, sistema de ecuaciones.

ABSTRACT

The present study was carried out with the objective of comparing, adjusting and evaluating the growth and production model proposed by Clutter (System of Equations) and Artificial Neural Networks (ANN) for a plantation of eucalyptus (*Eucalyptus urophylla* x *Eucalyptus grandis* hybrids). Located in the Midwest region of the State of Minas Gerais, Brazil, measured in different years between 19 and 106 months, with at least five successive measurements. After the analysis, it was verified that using the computational algorithm ANN proved to be more accurate in the estimations than using linear regression, having the advantage of adding categorical data and shorter data processing time.

Keywords: ANN, artificial neural networks, eucalyptus, system of equations.

¹*Egresado de Ingeniería Forestal. Universidad Nacional de Cajamarca, Sede Jaén-Perú. Correo electrónico: ggoycocheac50@gmail.com

²Egresado de Ingeniería Forestal. Universidad Nacional de Cajamarca, Sede Central-Perú.

³Departamento de Ingeniería Forestal, Universidade Federal de Viçosa-Brasil.

⁴Estudiante de Doctorado del Departamento de Ingeniería Forestal, Universidade Federal de Viçosa-Brasil.

⁵Estudiante de Doctorado del Departamento de Ingeniería Forestal. Universidade Federal de Viçosa-Brasil.

⁶CENIBRA - Celulose Nipo-Brasileira S.A-Brasil.

I. INTRODUCCIÓN

Los estudios de crecimiento y producción son imprescindibles para el propósito de manejo forestal (Clutter et al., 1983; Campos y Leite, 2013). En Brasil, los modelos de tipo población total, que determinan la producción en términos de unidad de área, fueron estudiados en diferentes especies forestales y diferentes regiones, generando estimativas precisas y libres de tendencia (Campos y Ribeiro, 1983; Trevisol, 1985; Scolforo, 1991; Rosas, 1994).

Independientemente al modelo de crecimiento y producción, el modelado siempre implica el uso de la regresión lineal o no lineal (Davis et al., 2001; Campos y Leite, 2013). Dentro de los modelos poblacionales, el modelo de Clutter (1963) es muy utilizado en la industria forestal y sus cualidades son ampliamente estudiadas y discutidas en la literatura forestal (Campos y Leite, 2013).

Sin embargo, para obtener una mejor estimación de la productividad, rentabilidad y sustentabilidad de una plantación, se ha venido empleando herramientas más precisas. Una de las cuales son las redes neuronales artificiales (RNA), en sustitución a los modelos de regresión; porque presentan superioridad en la precisión de las estimaciones (Gorgens, 2006; Silva, Binoti y Gleriani, 2009), lo que significa una alternativa en la reducción de costos (Zheng y Lu, 2012; Binoti, 2012).

Según Bullinaria (2014), RNA son redes de neuronas artificiales, distribuidas en paralelo (en capas) y conectadas entre sí de una manera específica para ejecutar una determinada tarea.

Una RNA consigue detallar más y con mayor precisión la productividad media de grandes áreas frente a modelos tradicionales; permiten la utilización de un gran número de variables, entre ellos, edáfico, climático y fisiográfico, en una misma red, dando un alto interés para pronósticos de crecimiento y producción. Dependiendo del alcance de muestreo, este enfoque también permite simular el efecto de déficit hídrico o sequías (Alcântara, 2015).

Dado que las diferentes áreas de la ciencia forestal como la economía, la mensura, la silvicultura y deben proporcionar al gestor herramientas que le aseguren tomar decisiones (Buongiorno y Gilles, 2003). Las RNA pueden ser consideradas como una herramienta fundamental para estas actividades.

El objetivo del presente estudio fue evaluar la eficiencia de las redes neuronales artificiales, en relación a un modelo de densidad variable (modelo de Clutter), para el modelamiento del crecimiento y

de la producción en poblaciones de eucalipto manejados para la producción de pulpa de celulosa.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

Los datos de inventarios fueron cedidos por la empresa Celulose Nipo-Brasileira S.A, localizado en la región Centro Oeste del Estado de Minas Gerais, Brasil, con variables de área basal actual, altura dominante y característica poblacional de 90 parcelas permanentes de área media de 400 m², medidas en diferentes años de edad (entre 19 y 106 meses), con espaciamiento inicial entre plantas de 3 x 3 m, instalados en poblaciones de híbridos de *Eucalyptus urophylla* x *Eucalyptus grandis*.

Para la clasificación de la capacidad productiva, se calculó los índices locales (S), por el método de curva-guía a través de la siguiente ecuación.

$$Ln(S) = Ln(Hd) + \beta 1 \left[\left(\frac{1}{I} \right) - \left(\frac{1}{Ii} \right) \right]$$

Donde:

S = índice local, en m;

Hd = altura dominante, en m;

I = edad actual, en meses;

Ii = edad índice = 72 meses;

Ln = logaritmo neperiano; y

$\beta 1$ = parámetro.

El estudio de crecimiento y de la producción fue conducido a nivel poblacional empleando dos alternativas: A) Modelo de crecimiento y producción de Clutter (1963) y B) Redes Neuronales Artificiales (RNA).

El modelo de Clutter fue ajustado con el siguiente sistema de ecuaciones:

$$Ln(V2) = \beta 0 + \beta 1 \left(\frac{1}{I2} \right) + \beta 2 * S1 + \beta 3 * LnB2 + \varepsilon$$

$$Ln(B2) = LnB1 \left(\frac{I1}{I2} \right) + \alpha 0 \left(1 - \frac{I1}{I2} \right) + \alpha 1 \left(1 - \frac{I1}{I2} \right) S1 + \varepsilon$$

Donde:

V2 = volumen con corteza futuro, en m³/ha;

I1 e I2 = edad actual y futura, en meses;

I = edad actual, en meses;

B1 y B2 = áreas basales actuales y futuras; en m²/ha;

S1 = índice local en la edad actual, en m;

$\beta 0$ al 3 = parámetro

Comparación de dos modelos

Los datos fueron organizados por cada año de medición, combinándose entre ellos. Para lo cual, se empleó el software Neuroforest® (versión 3.3), en el que fueron entrenadas redes neuronales artificiales, para proyección de volumen en edades futuras. La configuración de la RNA se plasmó en la arquitectura de red del tipo Multilayer Perceptron (MLP), con tres capas: capa de entrada con variable continua y categórica, capa de procesamiento u oculta y capa de salida.

La capa oculta (arquitectura de las redes) estuvo en función al número de variables. Para este estudio fueron utilizadas 31 neuronas y para la activación de las capas ocultas y de salida de empleó una función sigmoide. El algoritmo de entrenamiento empleado fue Resilient propagation (RPROP+).

El límite de parada fue de 0,0001 para el error medio y 3000 para el número de ciclos y los datos, englobando todas las mediciones disponibles. Los datos fueron divididos en dos partes: uno para el entrenamiento de las redes y el otro para evaluar la generalización de las redes entrenadas con una proporción de 70% para entrenamiento y 30% para generalización (Binoti, 2010).

El modelo de Clutter fue ajustado mediante el método de Mínimos Cuadrados en dos fases y el modelo utilizado para construcción de curvas de índice local fue ajustado por el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios.

Las ecuaciones ajustadas y las estimativas de las redes neuronales artificiales fueron evaluadas a través del volumen estimado y observado ($R_{\hat{y}y}$), por sesgo (BIAS), por la raíz cuadrada del error cuadrado medio (RQEM) y por la media de las diferencias absolutas (MDA). Para ambos se analizaron la gráfica de residuos y frecuencia.

III. RESULTADOS

Las ecuaciones ajustadas del modelo de índice local y modelo de Clutter referentes en este estudio fueron:

$$\ln(S) = \ln(Hd) - 26.1301 \left[\left(\frac{1}{I} \right) - \left(\frac{1}{72} \right) \right]$$

$$\begin{aligned} R^2 &= 0,854546 \\ \ln(Y2) &= 1.668033 - 19.53077 \left(\frac{1}{I2} \right) + 0.021969 * S1 \\ &\quad + 1.129395 * \ln B2 \end{aligned}$$

$$R^2 = 0,979107$$

$$\begin{aligned} \ln(B2) &= \ln B1 \left(\frac{I1}{I2} \right) + 4.168853 \left(1 - \frac{I1}{I2} \right) \\ &\quad - 0.016992 \left(1 - \frac{I1}{I2} \right) S1 \end{aligned}$$

$$R^2 = 0,961176$$

Las medidas de precisión de las ecuaciones, se ajustaron a los datos observados. Todos los coeficientes fueron significativos ($p \leq 0,01$).

Con las ecuaciones se elaboraron la tabla de producción (Tabla 2) y junto a la Figura 1, se puede verificar la consistencia del ajuste del modelo, en tres clases (S=20; S=28; y S=36). Se pueden observar que cuanto menor es la capacidad productiva, mayor son las edades donde ocurren los máximos incrementos medios en volumen por hectárea; es decir, mayor es la edad técnica de corta (Cruz et al., 2008).

Las evaluaciones estadísticas del modelo de crecimiento y producción, comparados al de RNA se aprecian en la Tabla 1.

Tabla 1. Evaluaciones estadísticas de los modelos de Clutter y RNA

	$R_{\hat{y}y}$	BIAS	RQEM	MDA
Clutter	0,9839	0,7359	6,5495	11,1822
RNA	0,9739	0,2502	7,3218	12,8587

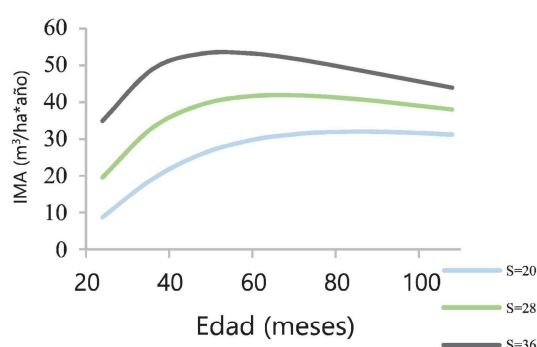


Figura 1. Incrementos medios anuales, considerándose tres clases de productividad

La Figura 2, muestra las distribuciones de las producciones estimada y observada, además las distribuciones de las clases error.

Comparación de dos modelos

Tabla 2. Cuadro de producción de eucalipto en la región Centro Oeste del Estado de Minas Gerais, Brasil

Edad (meses)	CLASE I; S=20				CLASE II; S=28				CLASE III; S=36			
	Hd (m)	B (m ² /ha)	V (m ³ /ha)	IMA (m ³ /ha,año)	Hd (m)	B (m ² /ha)	V (m ³ /ha)	IMA (m ³ /ha,año)	Hd (m)	B (m ² /ha)	V (m ³ /ha)	IMA (m ³ /ha,año)
24	9,86	4,00	17,45	8,72	13,55	7,00	39,14	19,57	17,42	10,00	69,80	34,90
36	13,91	9,03	57,41	19,14	19,48	12,53	99,10	33,03	25,04	15,19	146,82	48,94
48	16,68	13,57	104,13	26,03	23,35	16,77	157,68	39,42	30,03	18,73	212,94	53,23
60	18,60	17,32	148,84	29,77	26,04	19,97	208,37	41,67	33,48	21,23	266,15	53,23
72	20,00	20,38	188,86	31,48	28,00	22,44	250,91	41,82	36,00	23,08	308,83	51,47
84	21,06	22,90	223,89	31,98	29,49	24,38	286,52	40,93	37,92	24,50	343,44	49,06
96	21,90	24,99	254,36	31,79	30,66	25,95	316,51	39,56	39,42	25,62	371,92	46,49
108	22,57	26,74	280,89	31,21	31,60	27,24	341,99	38,00	40,63	26,53	395,69	73,97

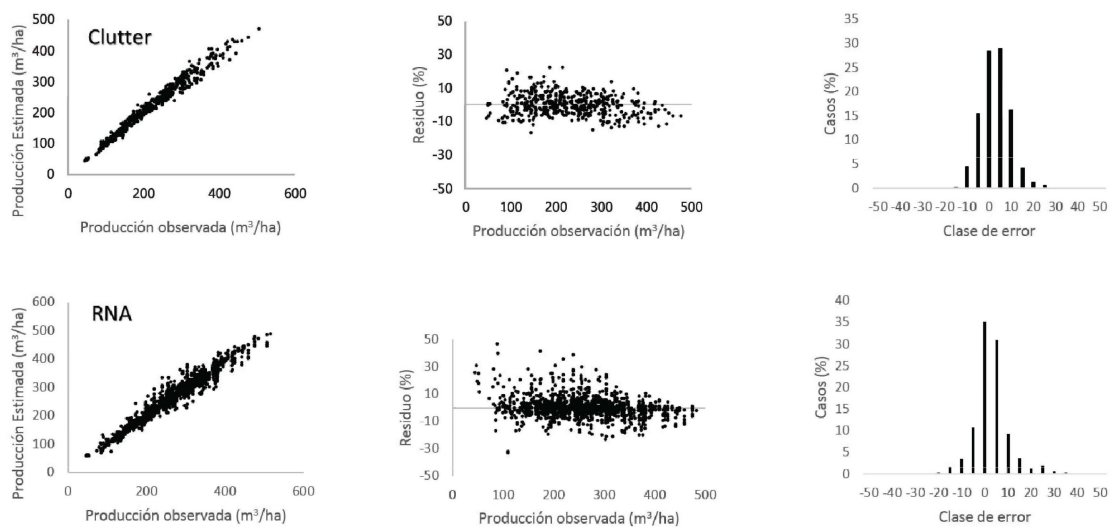


Figura 2. Distribución grafica de producción observada y estimada de los residuos y por la clases de error de los residuos de las metodologías de Clutter y Redes Neuronales Artificiales

IV. DISCUSIÓN

Tanto el modelo de Clutter y RNA se ajustan estadísticamente en estándares óptimos; sin embargo, al realizar el análisis gráfico (Figura 2), las distribuciones de clases de error de los residuos, evidencia que el modelo de Clutter obtiene estimativas tendenciosas por presentar sobreestimación. Los modelos de crecimiento y producción deben de ser suficientemente confiables para que describan irrefutablemente la dinámica del complicado sistema no lineal como el crecimiento de una población forestal (Porté y Bartelink, 2002), porque en la práctica, la precisión de los modelos es un factor que puede influenciar negativamente en las estimativas de la producción (Bettinger et al., 2009).

Al respecto García (1988) plantea que una de las desventajas en utilizar el modelo de regresión, es que las informaciones provenientes de poblaciones forestales de genotipo clone, presentan características que violan algunos supuestos estadísticos, tal como se ha verificado en esta investigación; por lo tanto, la técnica de inteligencia computacional RNA, es una técnica más efectiva concordando con Özçelik et al. (2010), Binoti (2010, 2012), Magalhães (2014), Binoti et al. (2014), Binoti, Binoti y Leite (2014) y Cordeiro et al. (2015).

V. CONCLUSIONES

La evaluación entre la precisión de las estimativas del modelo de crecimiento y producción de Clutter y Redes Neuronales Artificiales (RNA) permite inferir que la proyección de la producción en plantaciones de eucalipto, no solo puede realizarse por el método de regresión, sino también por el método de inteligencia artificial.

El uso de los algoritmos computacionales permite agregar datos categóricos al método RNA y garantizar la alta precisión de las estimativas, menor tiempo de procesamiento y baja sobre estimación.

VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alcântara, A. E. (2015). *Redes neurais artificiais para prognose do crescimento e da produção de povoamentos de eucalipto em Minas Gerais* (Tesis doctoral). Universidade Federal de Viçosa, Brasil.

Bettinger, P., Boston, K., Siry, J. P., y Grebner, D. L. (2009). *Forest Management and Planning*. Elsevier.

Binoti, M. L. (2010). *Redes neurais artificiais para prognose da produção de povoamentos não desbastados de eucalipto* (Tesi de maestría). Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Brasil.

Binoti, M. L. (2012). *Emprego de redes neurais artificiais em mensuração e manejo florestal* (Tesis doctoral). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Brasil.

Binoti, D. H., Binoti, M. L., y Leite, H. (2014). ConFiguração de redes neurais artificiais para estimação do volume de árvores. *Revista Ciência da Madeira (Brazilian Journal of Wood Science)*, 5(1), 58-67.

Binoti, M. L., Binoti, D. H., Leite, H., Garcia, S. L., Ferreira, M., Rode, R., y da Silva, A. (2014). Redes Neurais Artificiais Para Estimación Do Volume De Árvores. *Revista Árvore*, 38(2), 283-288.

Bullinaria, J. A. (2014). *Introduction to neural computation: notas de aula*. Obtenido de <http://www.cs.bham.ac.uk/~jxb/inc.html>

Buongiorno, J., y Gilles, J. K. (2003). *Decision methods for forest resource and management*. Academic Press, California, EE.UU.

Campos, J. C., y Leite, H. G. (2013). *Mensuração florestal: Perguntas e respostas* (4a. ed.). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Brasil.

Campos, J. C., y Ribeiro, J. C. (1983). *Produção dos povoamentos de Eucalyptus spp. na região do triângulo mineiro* (Boletín técnico). Viçosa, MG: SIF. 43p.

Cordeiro, M. A., Pereira, N. N., Binoti, D. H., Binoti, L. M., y Leite, H. G. (2015). Estimativa do volume de Acacia mangium utilizando técnicas de redes neurais artificiais e máquinas vetor de suporte. *Pesqui. Florest. Bras*, 35(83), 255-261.

Clutter, J. L. (1963). Compatible growth and yield models for loblolly pine. *Forest Science*, 9 (3), 354-371.

Cruz, J. D., Leite, H. G., Soares, C. P. B., Campos, J. C., Smit, L., Nogueira, G. S., y Oliveira, M. D. (2008). Modelos de crescimento e produção para plantios comerciais jovens de *Tectona grandis* em Tangará da Serra, Mato Grosso. [Growth and yield models for young stands of *tectona grandis* in Tangará

- da Serra, Matogrosso, Brazil]. *Revista árvore-Sociedade de Investigações Florestais (Viçosa-Brasil)*, 32(5), 821-828.
- Davis, L. S., Johnson, K. N., Bettinger, P. S., y Howard, T. E. (2001). *Forest Management, to Sustain Ecological, Economic, and Social Values* (4a Ed.). ISBN 007-032694-0.
- García, O. (1988). Growth modeling: a review. *New Zealand Forestry*, 33 (3), 14- 17.
- Gorgens, E. (2006). *Estimação do volume de árvores utilizando redes neurais artificiais* (Tesis de maestría). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Brasil.
- Magalhães, J. G. (2014). *Prognose e Regulação de Florestas de eucalipto utilizando Modelo de Crescimento e Inteligência Computacional* (Tesis de maestría). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Brasil.
- Rosas, M. P. (1994). *Alternativas de determinação da idade técnica de corte de Eucalyptus urophylla* (Tesis de maestría). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Brasil.
- Scolforo, J. R. (1991). *Sistema integrado para predição e análise presente e futura do crescimento e produção, com otimização de remuneração de capitais, para Pinus caribea var. Hondurensis* (Tesis doctoral). Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Brasil.
- Silva, M. L., Binoti, D. H, y Gleriani, J. M. (2009). Ajuste do modelo de Schumacher e Hall e aplicação de redes neurais artificiais para estimar volume de árvores de eucalipto. *Revista Árvore*, 33(6), 1133-1139.
- Trevisol, T. L (1985). *Análise de um modelo compatível de crescimento e produção em plantações de Eucalyptus grandis (W. Hill ex Maiden)* (Dissertação mestrado). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, Brasil.
- Özçelik, R., Diamantopoulou, M. J., Brooks, J. R., y Wiant, H. V. (2010). Estimating tree bole volume using artificial neural network models for four species in Turkey. *Journal of environmental management*, 91(3), 742-753.
- Porté, A., y Bartelink, H. H. (2002). Modelling mixed forest growth: a review of models for forest management. *Ecological modelling*, 150(1), 141-188.
- Zheng, H., y Lu, H. (2012). A least-squares support vector machine (LS-SVM) based on fractal analysis and CIELab parameters for the detection of browning degree on mango (*Mangifera indica* L.). *Computers and Electronics in Agriculture*, 83, 47-51.