AGROPECUARIA

MODELO DE SIMULACIÓN DINÁMICA PARA EL CRECIMIENTO DE PIMENTÓN

DYNAMIC SIMULATION MODEL FOR THE GROWTH OF PEPPER

Autores:

Valery, Alexis[1]; Rodriguez,Verónica[1]; Timaure, Rossana[2]; Sanchez, Luberto[1]

[1] Grupo de Investigación en Biotecnología Agrícola y Ambiental (GIBAA), Universidad Nacional del Táchira, Táchira, Venezuela

[2] Instituto de estadística Aplicada y Computación (IEAC) Universidad de Los Andes, Mérida, Venezuela

Corresponding Author: avalery@unet.edu.ve

RESUMEN

El uso de herramientas computacionales para describir los procesos de crecimiento de los cultivos ha evolucionado en las últimas décadas. Este estudio se realizó para proponer un modelo de crecimiento que pueda servir de base para futuras investigaciones. Se construyó una estructura de simulación utilizando diagramas de Forrester para evaluar cinco funciones que describen el crecimiento de las plantas. El caso de estudio correspondió a plántulas de pimentón en condiciones de invernadero y diez tratamientos con microorganismos promotores del crecimiento, midiendo el peso seco de la parte aérea. Se calcularon estadísticas para evaluar la bondad de ajuste de las respuestas univariadas o bivariadas. Los resultados muestran que la función logística simula aceptablemente los datos experimentales. El modelo propuesto es escalable y se puede utilizar para la generación de modelos de cultivos, mediante el uso de diagramas de Forrester que describan los procesos de los ecosistemas o agroecosistemas de forma más simple y realista.

ABSTRACT

The use of computational tools to describe crop growth processes has developed over the last few decades. This study was conducted to propose a growth model that can serve as a basis for future research. A simulation framework was developed using Forrester diagrams to evaluate five functions describing plant growth. The case study involved pepper seedlings under greenhouse conditions and ten treatments with growth-promoting microorganisms, with aerial dry weight measured. Statistics were calculated to assess the goodness of fit of univariate or bivariate responses. The results show that the logistic function simulates the experimental data acceptably. The proposed model is scalable and can be used to generate crop models using Forrester diagrams, which describe ecosystem or agroecosystem processes in a simpler and more realistic way.

Palabras clave: cultivos, funciones de crecimiento, modelos dinámicos de simulación.
Key words: crops, growth functions, dynamic simulation models.

Recibido: 11/07/2024 **Aprobado:** 25/12/2024

ISSN:1316-869X11C

INTRODUCCIÓN

Comprender las fases de crecimiento de las plantas en cultivos es esencial para su planificación. Sin embargo, aunque crecer es un proceso natural en las plantas como ser vivo, su definición es compleja, porque el crecimiento es consecuencia de diferentes procesos, entre ellos la división, elongación y especialización celular, en la que influyen factores externos como la humedad, fuente de luz, disponibilidad de nutrientes, entre otras variables (Rodríguez y Leihner, 2006; Van Keulen, 2013; Rauff y Bello, 2015).

Desde hace más de una década se han utilizado modelos de simulación dinámica para describir y evaluar el crecimiento de las plantas. Son herramientas concisas que permiten resumir y manejar una gran cantidad de información dentro un marco cuantitativo y dinámico, facilitando la comprensión y el estudio del comportamiento de un sistema biológico (Hernández *et al.*, 2009).

Existen diferentes métodos para el análisis del crecimiento de plantas, uno es el análisis clásico, propuesto a principios del siglo XX, que utiliza numerosas unidades experimentales, con mediciones en largos intervalos de tiempo. El segundo, corresponde al análisis funcional donde se hacen mediciones en intervalos de tiempo más cortos con un número pequeño de plantas (Poorter, 1989).

Las bases del enfoque funcional permiten involucrar funciones matemáticas para describir el crecimiento de las plantas o sus estructuras (Hunt, 2003). Este enfoque utiliza toda la información recopilada en el muestreo, por ejemplo, variables morfométricas o fisiológicas para definir la forma funcional de mejor ajuste en el tiempo. La forma funcional es la representación algebraica de la relación entre la variable asociada al crecimiento y las variables explicativas.

Los dos tipos de métodos para el análisis de crecimiento permiten la construcción de modelos de simulación y se aplican constantemente en el análisis del cambio de atributos asociados a la morfometría, contenidos nutricionales, componentes del rendimiento, progreso de una enfermedad, entre otras características de las plantas. La importancia del desarrollo de los modelos radica principalmente en la descripción de los datos experimentales u observacionales en el tiempo o para su uso como submodelos en modelos más grandes. Una característica de las funciones de crecimiento es la precisión estadística del ajuste a los datos, y éstas deberían satisfacer dos criterios básicos: partir de una ecuación diferencial (dw/dt) y que los parámetros en la ecuación tengan significado biológico.

La ecuación diferencial, conocida como la primera derivada, permite la determinación de algunos índices fisiológicos en plantas, que son consecuencia de la razón de cambio de un atributo asociado al crecimiento o a los componentes de crecimiento de las plantas. En este sentido, la comprensión del concepto de razón de cambio es relevante en el contexto de la construcción de índices fisiológicos y modelos. Por definición, la razón de cambio es la proporción en la que una variable cambia con respecto a otra, lo que en plantas se traduce como el cambio en la morfometría o en atributos de rendimiento en el tiempo.

En general, se encuentran determinados dos tipos de razón de cambio, la instantánea y el promedio, ambas se utilizan en la construcción de índices fisiológicos. El promedio solo requiere de la medición de la variable peso (W) en los puntos del intervalo de tiempo, que puede ser un subintervalo del dominio de crecimiento de la planta o de alguna de sus estructuras o cualquier subintervalo de interés, mientras que la instantánea requiere del ajuste de la forma funcional de la variable en estudio ($W = f(t)$) (Marsden y Weinstein, 1985).

En la literatura están referenciados diversos modelos matemáticos (Carini *et al.*, 2022; Valery *et al.,* 2024), con su respectiva primera derivada, que son utilizados para el crecimiento de las plantas, así como de microorganismos,

procesos del suelo, entre otros procesos biológicos, los cuales describen la dinámica de crecimiento poblacional o de alguna propiedad del organismo en estudio. En lo particular, la evaluación de las plantas mediante el uso de curvas de crecimiento en los modelos de simulación, ha ido en incremento como herramienta de trabajo, motivado a la evolución de los sistemas tecnológicos y computacionales, permitiendo sintetizar y correlacionar una gran cantidad de información. De igual manera han permitido entender lo complejo del sistema y el estudio de diversas hipótesis de manejo y posibles resultados de manera rápida.

La mayor parte de modelos que existen para estudiar los procesos de desarrollo de las plantas, permiten una descripción buena de los datos experimentales, como de los pronósticos y pautas para manejo de los diversos procesos (Muller y Martre, 2019). No obstante, muchos modelos han sido desarrollados para realizar simulaciones con información proveniente de condiciones templadas, y en algunos casos han logran simular datos procedentes de condiciones tropicales.

Entre los modelos que presentan un buen desempeño para describir las diferentes etapas de crecimiento, se encuentran los correspondientes a la familia de los modelos logísticos (Fernández-Chuairey *et al.,* 2019; Reyes-Medina *et al*., 2019), los cuales incorporan la determinación del punto de inflexión en donde la tasa de crecimiento es máxima. La mayoría de estos modelos parten del supuesto de que el modelo simple exponencial logra describir las primeras etapas del desarrollo del organismos, sin embargo mantienen siempre una tasa de crecimiento constante, pero los organismos vivos no crecen de manera infinita, presentándose de manera real un máximo en el crecimiento o desarrollo de los mismos, que en los modelos logísticos es introducida como la máxima expresión del individuo o capacidad de carga del sistema (*K*) para soportar los individuos de una población, así como, otros parámetros que definen el punto de inflexión de la curva.

Este trabajo tuvo como objetivo el desarrollo de un modelo base, mediante el uso de diagramas de Forrester, que permite de manera visual la descripción de procesos (Haefner, 2005). Se evaluaron funciones de crecimiento, utilizando la información proveniente del cultivo de pimentón (*Capsicum annuum* L.).

MÉTODO

Caso de estudio

Se realizó la inoculación de semillas de pimentón (*C. annuum*) con 9 cepas de hongos (C0 a C9) con potencial para promover el crecimiento de plantas, mediante la inmersión de la semilla por una hora en una suspensión con esporas de cada uno de las cepas, así mismo se adicionó un testigo no inoculado (C0). Posteriormente, se llenaron bandejas de 128 alvéolos para cada tratamiento con sustrato estéril. Después de sembrar las semillas inoculadas, las bandejas se mantuvieron en un invernadero con las condiciones necesarias para el crecimiento de las plántulas. Para cada uno de los tratamientos se determinó el peso seco de la parte aérea semanalmente, tomando 5 plantas de manera aleatorizada, durante las cinco semanas posterior a la emergencia.

Cada plántula recolectada se le retiro la raíz y la parte aérea fue colocada en una bolsa de papel previamente pesada e identificada. Todas las bolsas fueron llevadas a una estufa de aire forzado para ser secadas a 65ºC, por 72 horas. Las bolsas fueron retiradas y colocadas en un desecador a enfriar para posteriormente determinar el peso seco final.

Modelo implementado

La simulación fue realizada en el programa Vensim® (Profesional versión 5.11a), el modelo fue desarrollado bajo la metodología de los diagramas de Forrester (Figura 1), donde se diseñó un único compartimiento o variable de estado (Hs), la cual refleja el peso seco de la variable en estudio, representado por la ecuación 1, en donde se integran la entrada y salida de materia o energía.

$$Hs = \int (Entrada - Salida) \quad (1)$$

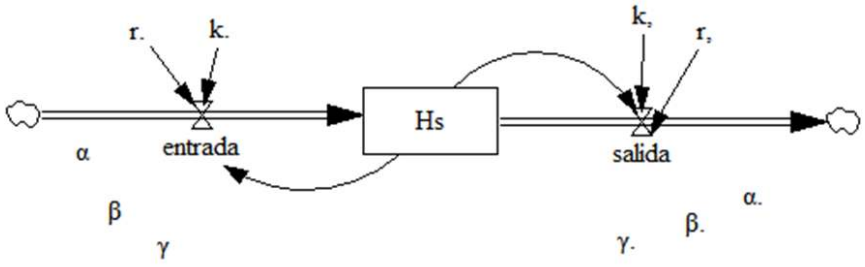


Figura 1. Diagrama de Forrester del modelo propuesto para el crecimiento vegetal

Los flujos que son integrados en el compartimiento, corresponden a la entrada y salida de materia o energía, para los cuales se seleccionaron como estructura cinco funciones de crecimiento (Tabla 1), las cuales comparten similitud en presentar la tasa o velocidad de crecimiento (r) y una capacidad máxima del sistema (K).

Tabla 1. Funciones de crecimiento y primera derivada aplicadas

Curva de crecimiento	Función de crecimiento $N_{(t)} =$	Primera derivada $dN/dt =$
Logística	$\frac{K}{1+\left[\left(\frac{K}{N_0}-1\right)e^{-rt}\right]}$	$rN\left(1-\frac{N}{K}\right)$
Blumberg	$\int_{N_0/K}^{N(t)/K} x^{-\alpha}(1-x)^{-\gamma}dx = rK^{\alpha-1}t$	$rN^{\alpha}\left(1-\frac{N}{K}\right)^{\gamma}$
Von Bertalanffy	$K\left[1+\left[1-\left(\frac{N_0}{K}\right)^{1/3}\right]e^{-\frac{1}{3}rK^{1/3}t}\right]^3$	$rN^{2/3}\left[1-\left(\frac{N}{K}\right)^{1/3}\right]$
Richards	$K\left[1-e^{-\beta rt}\left[1-\left(\frac{N_0}{K}\right)^{-\beta}\right]\right]^{\frac{1}{\beta}}$	$rN\left[1-\left(\frac{N}{K}\right)^{\beta}\right]$
Gompertz	$Kexp\left\{\left[ln\left(\frac{N_0}{K}\right)\right]^{1-\gamma}+r^{'}(-1)^{\gamma}(1-\gamma)t\right\}^{\frac{1}{1-\gamma}}$	$rN\left(ln\left(\frac{N}{K}\right)\right)$

Además, algunas funciones presentan otros parámetros o constantes que están relacionados con el punto de inflexión en donde la tasa de crecimiento es máxima (α, β y γ) (Tsoularis y Wallace, 2002). De igual manera todas las ecuaciones presentan la razón de cambio o

primera derivada basada en el compartimiento o variable de estado, las cuales se utilizaron en los flujos de entrada y salida del modelo.

Análisis discriminante

La respuesta es univariante y para evaluar la bondad de ajuste de los modelos se consideró que dado el conjunto de datos simulados $X = (x_1, x_2, \ldots x_n)$ y el conjunto de datos experimentales $Y = (y_1, y_2, \ldots, y_n)$, con n el número de datos y $\bar{Y}$, $\bar{X}$, las medias muestrales correspondientes a cada caso y S_e^2, S_Y^2 las varianzas del error de la simulación y de los datos observados, respectivamente; se calcularon los estadísticos: del coeficiente de regresión de ajuste (R^2) representado en la ecuación 2, el coeficiente de correlación de Pearson (ρ) expresado en la ecuación 3, el índice de eficiencia de Nash y Sutcliffe (NS) está representada en la ecuación 4, la ecuación 5 corresponde al porcentaje de la raíz del error cuadrado medio (%RMSE), la ecuación 6 corresponde al error cuadrado medio de la predicción (MSEP), la raíz del error cuadrado medio de la predicción (RMSEP) esta representada en la ecuación 7, mientras que la ecuación 8 representa al error absoluto medio (MAE), el error porcentual absoluto medio (%MAE) se determina mediante la ecuación 9 y el coeficiente de desigualdad de Theil (U) se determina mediante la ecuación 10.

$$R^2 = 1 - \frac{S_e^2}{S_y^2} \quad (2)$$

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})(X_i - \bar{X})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \bar{X})}} \quad (3)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - X_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2} \quad (4)$$

$$\%RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i - Y_i)^2}{n}}\, x\, \frac{100}{Y} \quad (5)$$

$$MSEP = \frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i - Y_i)^2}{n} \quad (6)$$

$$RMSEP = \sqrt{MSEP} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n}|Y_i - X_i|}{n} \quad (8)$$

$$\%MAE = \frac{Y}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|Y_i - X_i|}{|Y_i|} \quad (9)$$

$$U = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - X_i)^2}}{\sqrt{\frac{X_i^2}{n}} + \sqrt{\frac{Y_i^2}{n}}} \quad (10)$$

Estos estadísticos se penalizan de la siguiente manera: en el caso de la ecuación 2 y 4 el valor del resultado está en un rango entre 0 y 1, entre más cerca este el valor de 1 mejor es el ajuste del modelo. Para la ecuación 3 el valor se encuentra entre comprendido entre ± 1, y cuando el estadístico se acerca a estos valores mejor es el ajuste. En el caso de las ecuaciones 6, 7, 8 9 y 10, cuando los valores estén más cercanos a 0, mejor es la capacidad del modelo para predecir (Haefner, 2005).

Los estadísticos se calcularon empleando lenguaje R versión 3.6.1 de licencia GNU y el entorno de desarrollo integrado RStudio versión 1.2.5001 de licencia AGPL. Estos estadísticos permitieron seleccionar la ecuación de crecimiento que mejor ajusta los datos experimentales durante el proceso de calibración de los parámetros de la curva.

Los resultados del análisis discriminante muestran que la función de crecimiento logística ajusta de manera aceptable la simulación a los datos experimentales, en función de los diferentes estadísticos (Tabla 2).

Se observa en la Figura 2 que el peso seco de la parte aérea es bien descrito para el tratamiento C0, regular ajuste dependiendo del periodo de evaluación, por ejemplo, el tratamiento C7 y no logra ajustar los tratamientos C8 y C9. No

obstante, la evaluación general mediante los estadísticos determinados, de manera conjunta de los diferentes tratamientos, muestra un mejor ajuste con la función logística que con el resto de las funciones utilizadas (Tabla 2).

Tabla 2. Valores de las diferentes distancias determinadas en la discriminación de las simulaciones las funciones de crecimiento seleccionadas

	Funciones de crecimiento				
Estadísticos	**Logística**	**Richards**	**Von Bertalanffy**	**Gompertz**	**Blumberg**
R^2	0.67	0.66	0.67	0.66	0.65
ρ	0.85	0.81	0.81	0.81	0.84
NS	0.46	0.45	0.46	0.45	0.47
%RMSE	54.47	54.81	54.65	55.01	54.48
MSEP	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
RMSEP	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
MAE	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
%MAE	42.96	44.26	45.27	44.4	42.98
U	0.19	0.20	0.20	0.20	0.20

DISCUSIÓN

Las herramientas computacionales en la modelización facilitan la evaluación de diversas opciones y la selección de ecuaciones que mejor se ajusten a la representación de un proceso (Antle *et al.,* 2016), como en este caso, el permitir probar diferentes funciones de crecimiento y discriminar entre las que dan un buen ajuste o no. Este tipo de herramientas está llevando a los investigadores a formularse diversos tipos de hipótesis sobre los procesos en diversos modelos, buscando la validez o no y planteando una mejoría de su comprensión, como un paso en la evolución de los modelos (Berger *et al.,* 2019; Muller y Martre 2019).

El crecimiento de las plantas es usualmente descrito en tres etapas (Dumroese *et al.,* 2012), iniciando con el proceso de germinación, una etapa de crecimiento acelerado denominada logarítmica y una última etapa de senescencia. El cultivo se evaluó durante el periodo de crecimiento acelerado, lo que hace que el modelo planteado sea un buen descriptor del proceso, con el uso de la función logística.

Existen diferentes modelos para describir el comportamiento del crecimiento de cultivos, por ejemplo, el modelo plateado por Van Henten (1994), que presenta la validación de un modelo para lechuga, el cual se ajusta aceptablemente. Sin embargo, se requiere de diversos parámetros que, en algunos casos son complicados de medir, como la conductancia en la planta, adicionalmente algunas de estas medidas son influenciadas por las condiciones climáticas al momento de la medición. El modelo planteado permite la comparación de funciones, aunque de manera preliminar puede ser escalable, lo que da la posibilidad de ir evaluando diversas opciones e incorporando diversas condiciones. De esta manera han evolucionado diversos modelos, por ejemplo, el modelo MOMOS el cual ha ido evolucionando desde la descripción del C del suelo solamente (Pansu *et al.,* 2004; 2010) a la descripción de C y N (Pansu *et al.,* 2014).

La evolución de modelos debe considerar el argumento sobre el equilibrio que debe existir entre la relación de cuantos parámetros son necesarios calibrar y el tipo y cantidad de información disponible, haciendo que el modelo sea parsimonioso, lo que estaría relacionado con la complejidad de la información. Diversos autores (Millar *et al.,* 2019; Passot *et al.*, 2019) plantea que se deben establecer los pasos necesarios que permitan interrelacionar diferentes procesos en los modelos de cultivos, así como, escalas de trabajo y tiempo, que permitan su evaluación y manejo (Chenu *et al.,* 2017).

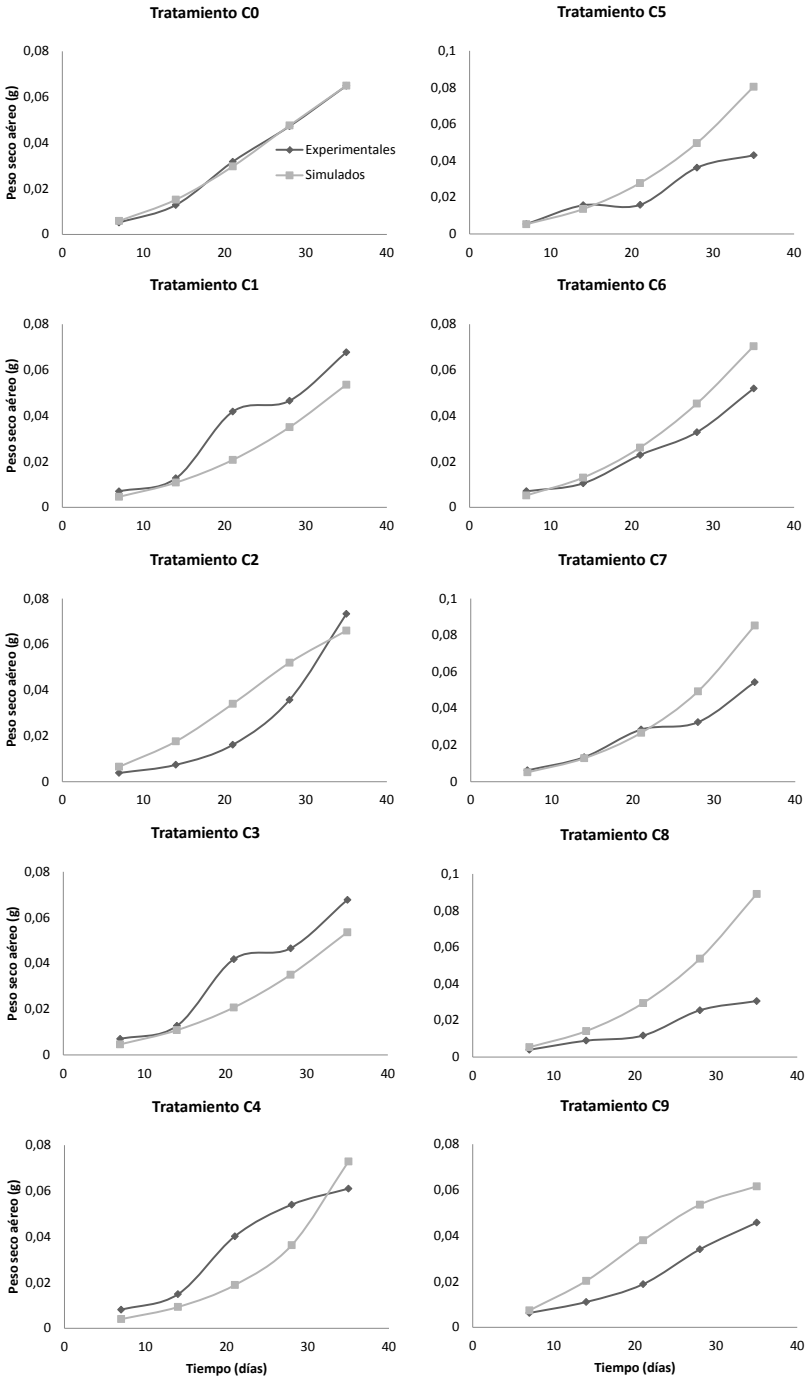


Figura 2. Valores experimentales y simulados para el peso seco de la hoja con la función de crecimiento logística para el caso de estudio (*C. annuum*).

CONCLUSIONES

Los modelos de simulación dinámica son una herramienta que permite el estudio de las diferentes etapas de crecimiento de las plantas, como en este caso la etapa de plántula, logrando seleccionar las ecuaciones y representado de manera más realista los procesos biológicos. En este trabajo, el análisis discriminante arrojó que la función de crecimiento logística presentó la mejor bondad de ajuste para simular el caso estudiado.

La versatilidad del uso de los diagramas de Forrester permite iniciar el estudio de crecimiento de plantas con modelos simples, como los propuestos en este trabajo, para posteriormente incorporar otros aspectos del proceso de crecimiento, así como, por ejemplo, el efecto de factores de manejo, suelo y condiciones ambientales, en miras del pronóstico del crecimiento de los cultivos bajo modificaciones o variaciones de factores.

AGRADECIMIENTOS

Al Grupo de Investigación en Biotecnología Agrícola y Ambiental del Decanato de Investigación de la Universidad Nacional Experimental del Táchira por el apoyo prestado.

REFERENCIAS

Antle, J.M., Jones, J.W. y Rosenzweig, C.E. (2016). Next generation agricultural system data, models and knowledge products: Introduction. Agr. Syst. Doi: 10.1016/j.agsy.2016.09.003. 155: 186-190.

Berger, A., Ettlin, G., Quincke, C. y Rodríguez-Bocca, P. (2019). Predicting the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) by training a crop growth model with historical data. Computers and Electronics in Agriculture, Doi:10.1016/j.compag.2018.04.028. 161:305-311.

Carini, F., Cargnelutti Filho, A., SOUZA, J., DE, M., PEZZINI, R. V., UBESSI, C., & KREUTZ, M. A. (2020). Fitting a logistic growth model to yield traits in lettuce cultivars growing in summer. Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas, Doi: 10.17584/rcch.2020v14i1.8955. 14(1): 104-114.

Chenu, K., Porter, J.R., Martre, P., Basso, B., Chapman, S.C., Ewert, F., Bindi, M. y Asseng, S. (2017). Contribution of crop models to adaptation in wheat. Trends Plant Sci., Doi: 10.1016/j.tplants.2017.02.003. 22: 472–490.

Dumroese, R.K., Jacobs, D.F. y Wilkinson, K.M. (2012). Fases de cultivo: Establecimiento y crecimiento rápido. In: Contardi L, Gonda H, coord. Producción de plantas en viveros forestales. Buenos Aires: Consejo Federal de Inversiones; Comodoro Rivadavia: Universidad Nacional de la Patagonia San Juan Bosco UNPSJB; Comodoro Rivadavia: Centro de Investigación y Extensión Forestal Andino Patagónico, Argentina. 133-142.

Fernández-Chuairey, L., Rangel-Montes, O., Guerra-Bustillo, C.W. y Pozo-Fernández, M.V.Z.J. (2019). Statistical-Mathematical Modeling in Agrarian Processes. An application in Agricultural Engineering. Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias, 28(2), e08.

Haefner, J.W. (2005). Modeling biological systems: Principles and applications. 2nd ed. Springer, Doi: 10.1007/b106568. p 475.

Hernández, N., Soto, C. y Caballero, C. (2009). Modelos de simulación de cultivos. Características y usos. Cultivos Tropicales. Doi: 10.1111/j.1399-3054.1989.tb06175.x. 30(1): 00.

Hunt, R. (2003). Growth Analysis, Individual Plants. Encyclopedia of Applied Plant Sciences. 421-429. Doi: 10.1016/B978-0-12-394807-6.00226-4

Marsden, J. y Weinstein, A. (1985) Calculus I. Springer-Verlag, New York Inc. p 388. Doi: 10.1007/978-1-4612-5024-1

Millar, A.J., Urquiza, U., Freeman, P.L., Hume, A., Plotkin, G.D., Sorokina, O., Zardilis, A. y Zielinski, T. (2019). Practical steps to digital organism models, from laboratory model species to 'Crops *in silico*. J Exp Bot. Doi:10.1093/jxb/ery435. 70(9): 2403–2418.

Muller, B. y Martre, P. (2019). Plant and crop simulation models: powerful tools to link physiology, genetics, and phenomics, J Exp Bot. DOI: 10.1093/jxb/erz175. 70(9): 2339–2344.

Pansu, M., Bottner, P., Sarmiento, L. y Metselaar, K. (2004). Comparison of five soil organic matter decomposition models using data from a ^{14}C and ^{15}N labeling field. Global Biogeochem Cy. 18, GB4022. Doi: 10.1029/2004GB002230

Pansu, M., Sarmiento, L., Rujano, M.A., Ablan, M., Acevedo, D. y Bottner, P. (2010). Modeling organic transformations by microorganisms of soils in six contrasting

ecosystems: validation of the MOMOS model. Global Biogeochem Cy. 24, GB1008. Doi:10.1029/2004GB002230

Pansu, M., Machado, D., Bottner, P. y Sarmiento, L. (2014). Modelling microbial exchanges between forms of soil nitrogen in contrasting ecosystems, Biogeosciences. Doi: 10.5194/bg-11-915-2014. 11: 915-927.

Passot, S., Couvreur, V., Meunier, F., Draye, X., Javaux, M.., Leitner, D., Pagès, L., Schnepf, A., Vanderborght, J. y Lobet, G. (2019). Connecting the dots between computational tools to analyse soil–root water relations. J Exp Bot. Doi: 10.1093/jxb/ery361. 70(9): 2345–2357.

Poorter, H. (1989). Plant Growth Analysis: Towards a Synthesis of the Classical and the Functional Approach. Physiol Plantarum. Doi: 10.1111/j.1399-3054.1989.tb06175.x. 75: 237-44.

Rauff, K.O. y Bello, R. (2015). A Review of Crop Growth Simulation Models as Tools for Agricultural Meteorology. Agr Sci. Doi: 10.4236/as.2015.69105. 6: 1098-1105.

Reyes-Medina, A., Fraile-Robayo, D. y Álvarez-Herrera, J. (2019). Evaluación de la mezcla de sustratos en un cultivo de lechuga (Lactuca sativa L.) var. Verónica. Temas Agrarios. Doi: 10.21897/rta.v24i1.1776. 24(1): 34-41.

Rodríguez, W. y Leihner, D. (2006). Análisis del crecimiento vegetal. Volumen 7 de la Serie: Fisiología de la producción de los cultivos tropicales. Primera Edición. Editorial Universidad de Costa Rica. San José, Costa Rica. p 56.

Tsoularis, A. y Wallace, J. (2002). Analysis of logistic growth models. Math Biosci. Doi: 10.1016/S0025-5564(02)00096-2. 179:21-55.

Valery, A., Timaure, R., Contreras, A. E. D., & Sotomayor, N. J. G. (2024). Use of dynamic simulation and Forrester diagrams to describe the growth of lettuce (Lactuca sativa L.) under field conditions. Agronomía Colombiana, 42(1), e111795-e111795.

Van Henten, E.J. (1994). Validation of a dynamic lettuce growth model for greenhouse climate control. Agr Syst. Doi: 10.1016/S0308-521X(94)90280-1. 45(1): 55-72

Van Keulen, H. (2013). Simulation Models as Tools for Crop Management. In: Christou, P., Savin, R., Costa-Pierce, B.A., Misztal, I. y Whitelaw C.B.A. (eds) Sustainable Food Production. Springer, New York, NY. Doi: 10.1007/978-1-4614-5797-8