

ANÁLISIS DE INCERTIDUMBRE DE UN MODELO PARA LECHUGAS (*Lactuca sativa* L.) CULTIVADAS EN INVERNADERO

Irineo Lorenzo López-Cruz*; Agustín Ruiz-García;
Armando Ramírez-Arias; Mario Alberto Vázquez-Peña

Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua. Universidad Autónoma Chapingo. Carretera México-Texcoco km 38.5, Chapingo, Estado de México, C. P. 56230. MÉXICO. Correo-e: ilopez@correo.chapingo.mx. (*Autor para correspondencia).

RESUMEN

Un análisis de incertidumbre para un modelo de crecimiento de un cultivo permite evaluar la variabilidad en sus parámetros y deducir una distribución de incertidumbre para cada variable que el modelo predice. Estos estudios se han practicado raramente en modelos para cultivos bajo invernadero. En el presente trabajo se presenta una metodología para llevar a cabo un análisis de incertidumbre para un modelo de un cultivo bajo invernadero y se aplica para determinar la variabilidad de los parámetros del modelo NICOLET desarrollado para explicar el crecimiento de lechugas (*Lactuca sativa* L.). Se definieron funciones de densidad de probabilidad para todos los parámetros del modelo y se asignaron sus valores mediante muestreo Monte Carlo, aleatorio e hipercubo latino, mediante un total de N = 2000 muestras. Posteriormente se ejecutaron 2000 simulaciones para calcular las salidas del modelo NICOLET para cada escenario. Finalmente, se analizó la distribución de las variables carbono en las vacuolas, carbono en la estructura, peso seco total y contenido de nitratos, mediante el cálculo de sus histogramas y medidas estadísticas. Las simulaciones se realizaron con el programa para análisis de incertidumbre y sensibilidad Simlab, disponible para el ambiente de programación Matlab. La variable carbono en las vacuolas presentó la mayor incertidumbre ya que su coeficiente de variación (CV) en ambos muestreos, aleatorio e hipercubo latino, fue de 35.27 y 35.67 %, respectivamente, seguida del contenido de nitratos (CV = 18.16 % y CV = 19.07 %), el carbono estructural (CV = 5.52 % y CV = 5.67 %) y el peso seco total (CV = 4.80 % y CV = 4.82 %).

PALABRAS CLAVE ADICIONALES: Distribución de incertidumbre, variabilidad de parámetros, Simulación Monte Carlo, método de muestreo, modelo dinámico.

UNCERTAINTY ANALYSIS OF A GREENHOUSE LETTUCE CROP (*Lactuca sativa* L.) MODEL

ABSTRACT

An uncertainty analysis for a crop growth model allows to quantitatively evaluate the variability of the model's parameters by deducing an uncertainty distribution for the model's predicted variables. These studies only rarely have been applied to greenhouse crop growth models. In the present work a methodology to carry out an uncertainty analysis for a greenhouse crop model is described and it is applied to determine the variability of the NICOLET model parameters, which is a model developed to account for the growth of a greenhouse lettuce (*Lactuca sativa* L.) crop. Firstly, probability density functions were defined for all model parameters. Next, parameter values were chosen using Monte Carlo sampling. Both random and Latin Hypercube sampling and N = 2000 samples were used. Subsequently, 2000 computer simulations were performed in order to calculate the outputs of the NICOLET model for each scenario. Finally, an analysis of the distribution of the variables carbon in the vacuoles, carbon in the structure, total dry weight and nitrate concentration was carried out, by calculating their histograms and statistic measures. For all the simulations the software package for uncertainty and sensitivity analysis Simlab was used, which is available for the programming environment Matlab. The results showed that carbon in the vacuoles has the greater uncertainty given that its coefficient of variation (CV) for both random and Latin hypercube sampling was 35.27 and 35.67 %, respectively, then the nitrate content (CV = 18.16 % and CV = 19.07 %), the carbon in the structure (CV = 5.52 % and CV = 5.67 %) and the total dry weight (CV = 4.80 % and CV = 4.82 %).

ADDITIONAL KEYWORDS: Uncertainty distribution, parameters variability, Monte Carlo simulation, sampling method, dynamic model.

INTRODUCCIÓN

Para optimizar y controlar el ambiente de un invernadero se requieren modelos dinámicos precisos y confiables tanto del clima como del cultivo. Sin embargo, en los modelos dinámicos para crecimiento de cultivos (Monod *et al.*, 2006; Cooman y Schrevens, 2006; Pathak *et al.*, 2012) existen varias fuentes de incertidumbre como son los parámetros, las variables de entrada (variables climáticas) y las ecuaciones (estructura del modelo) diferenciales y algebraicas. La incertidumbre de los parámetros surge de la forma de cómo sus valores son determinados, ya sea a partir de procedimientos de estimación, de revisiones bibliográficas o de opiniones de expertos. Esta incertidumbre se especifica mediante una distribución de probabilidad continua sobre un rango de valores posibles. También como un valor probable más o menos un porcentaje. Pero es más común describir la incertidumbre asociada con los parámetros mediante valores nominales, dominios inciertos y distribuciones de probabilidad (Monod *et al.*, 2006). El valor nominal (θ_{0j}) de un parámetro representa su configuración más estándar dentro de las condiciones de estudio. El rango de incertidumbre representa el conjunto de valores posibles para cada parámetro. Para un parámetro dado (θ_j) existe un intervalo $[\theta_{\min(j)}, \theta_{\max(j)}]$ alrededor del valor nominal que representa el rango de incertidumbre de los valores del parámetro, el cual se basa en bibliografía, opinión de expertos o datos experimentales. El rango de incertidumbre puede estar dado también por Funciones de Densidad de Probabilidad (PDFs). Las más comunes son la distribución uniforme, la distribución Gausiana, la distribución Log Normal, Gamma, Beta o distribuciones lineales a tramos (triangulares, trapezoidales, etc.).

Un análisis de incertidumbre permite evaluar cuantitativamente la variabilidad de los componentes del modelo para una situación específica y deducir una distribución de incertidumbre para cada variable de estado o salida del modelo (Monod *et al.*, 2006). Generalmente este análisis se lleva a cabo mediante simulación Monte Carlo (Saltelli *et al.*, 2008), la cual se basa en la ejecución de evaluaciones múltiples de un modelo usando números aleatorios o pseudo aleatorios para obtener muestras provenientes de distribuciones de probabilidad de las variables de entrada. Las estrategias de muestreo que se pueden implementar son muestreo aleatorio, muestreo estratificado y muestreo hipercubo latino (Latin Hypercube sampling). El muestreo hipercubo latino permite una estimación insesgada, más estable y requiere menos muestras que el muestreo aleatorio para lograr la misma precisión (Helton, 1993; Marino *et al.*, 2008). Aunque los análisis de incertidumbre son más comunes en cultivos para campo abierto (Bert *et al.*, 2006; Monod *et al.*, 2006; Iizumi *et al.*, 2009; Pathak *et al.*, 2012), éstos raramente se han llevado a cabo para cultivos en invernadero (Cooman and Schrevens, 2006).

El modelo para crecimiento potencial de lechugas NICOLET (Seginer *et al.*, 1998; Seginer *et al.*, 1999; Seginer,

INTRODUCTION

Reliable, accurate dynamic models are required to optimize and control the environment of a greenhouse (both climate and crop). However, in crop growth dynamic models (Monod *et al.*, 2006; Cooman and Schrevens, 2006; Pathak *et al.*, 2012) there are several sources of uncertainty such as parameters, input variables (climatic variables) and differential and algebraic equations (model structure). Parameters uncertainty arises from how their values are determined, either from estimation procedures, literature reviews or expert opinions. This uncertainty is specified by means of a continuous probability distribution on a range of possible values. Also as a probable value like a percentage. But it is more common to describe the uncertainty associated to the parameters by means of nominal values, uncertainty domains and probability distributions (Monod *et al.*, 2006). The nominal value (θ_{0j}) of a parameter represents the most standard configuration within the study conditions. The range of uncertainty represents a set of possible values for each parameter. For a given parameter (θ_j) there is an interval $[\theta_{\min(j)}, \theta_{\max(j)}]$ around the nominal value, which represents the range of uncertainty of the parameter values, which is based on literature, expert opinions or experimental data. The range of uncertainty may also be given by Probability Density Functions (PDFs). The most common are the uniform distribution, the Gaussian distribution, the Log Normal distribution, the Gamma distribution, the Beta distribution or the piecewise linear distributions (triangular, trapezoidal, etc.).

An uncertainty analysis allows to quantitatively evaluate the variable of the model components for a specific situation and deduce an uncertainty distribution for each state variable or model output (Monod *et al.*, 2006). This analysis is usually carried out by means of Monte Carlo simulation (Saltelli *et al.*, 2008), which is based on executing multiple assessments of a model using random or pseudo random numbers to obtain samples from probability distributions of input variables. Random sampling, Stratified sampling and Latin Hypercube sampling are sampling strategies that can be implemented. Latin Hypercube sampling allows a more stable unbiased estimate and requires fewer samples compared to the random sampling in order to achieve the same accuracy (Helton, 1993; Marino *et al.*, 2008). Although uncertainty analyses are more common in open field crops (Bert *et al.*, 2006; Monod *et al.*, 2006; Iizumi *et al.*, 2009; Pathak *et al.*, 2012), they have rarely been carried out in greenhouse crops (Cooman and Schrevens, 2006).

The NICOLET model for potential lettuce growth (Seginer *et al.*, 1998; Seginer *et al.*, 1999; Seginer, 2003) predicts the behavior of carbon in the structure and non-structural carbon at cellular level, by means of two differential equations and also estimates the nitrate content in steady state, from carbon and nitrogen concentration in the vacuoles. Crop's total biomass is obtained from the state variables. Physiological processes based on the biomass

2003) predice el comportamiento de carbono estructural y carbono no estructural a nivel celular, mediante dos ecuaciones diferenciales y estima también el contenido de nitratos en estado estacionario, a partir de la concentración de carbono y nitrógeno en las vacuolas. La biomasa total del cultivo es calculada a partir de las variables de estado. Los procesos fisiológicos en que está basado el crecimiento de la biomasa en el modelo son la fotosíntesis y respiración del cultivo, como resultado del efecto de las variables climáticas radiación fotosintéticamente activa, temperatura y concentración de dióxido de carbono del aire dentro del invernadero. El modelo NICOLET

growth are crop photosynthesis and respiration, as a result of the effect of the climatic variables photosynthetically active radiation, temperature and carbon dioxide concentration of the air inside the greenhouse. The NICOLET model has eighteen parameters that can show uncertainty. Therefore, in the present study an uncertainty analysis was carried out for the NICOLET model's parameters. The aims of the present work are to show the methodology of the uncertainty analysis for the parameters of dynamic models and to determine statistics related to the behavior of the variables carbon in the vacuoles, carbon in the structure, total dry weight and nitrate content predicted by the NICOLET

CUADRO 1. Parámetros del modelo NICOLET B3 como factores para el análisis de incertidumbre.

TABLE 1. NICOLET B3 model's parameters as factors for the uncertainty analysis.

Parámetro / Parameter	Símbolo / Symbol	Unidades / Units	Valor nominal / Nominal value	Límite inferior / Lower limit	Límite superior / Upper limit
Eficiencia fotosintética / Photosynthetic efficiency	ε	$\text{mol} \cdot \text{mol}^{-1}$	0.04	0.036	0.044
Conductancia foliar de CO_2 / CO_2 leaf conductance	σ	ms^{-1}	0.0014	0.0013	0.0015
Coefficiente de extinción de radiación / Radiation extinction coefficient	a	$\text{m}^2 \cdot \text{mol}^{-1}$	1.7	1.53	1.87
Coefficiente de respiración de mantenimiento / Maintenance respiration coefficient	k	s^{-1}	0.25×10^{-6}	0.225×10^{-6}	0.275×10^{-6}
Constante término exponencial función de mantenimiento / Constant of exponential term of maintenance function	c	$^{\circ}\text{C}^{-1}$	0.0693	0.0624	0.0762
Tasa de crecimiento sin inhibición / Uninhibited growth rate	v	$\text{mol} \cdot \text{m}^{-2}$	13	11.7	14.3
Coefficiente de respiración de crecimiento / Growth respiration coefficient	k	Adim.	0.3	0.27	0.33
Coefficiente de equivalencia osmótica de C / C osmotic equivalence coefficient	Y	$\text{mol} \cdot \text{mol}^{-1}$	0.61	0.549	0.671
Coefficiente de la concentración de carbono / Carbon concentration coefficient	λ	$\text{mol}^3 \cdot \text{mol}^{-1}$	8.33×10^{-4}	7.5×10^{-4}	9.16×10^{-4}
Pendiente de la función de inhibición para fotosíntesis / Slope of the photosynthesis inhibition function	S_p	Adim.	10	9	11
Pendiente de la función de inhibición para crecimiento / Slope of the growth inhibition function	S_g	Adim.	10	9	11
Frontera de inhibición para la función de fotosíntesis / Inhibition boundary for photosynthesis function	b_p	Adim.	0.8	0.72	0.88
Frontera de inhibición para la función de crecimiento / Inhibition boundary for growth function	b_g	Adim.	0.2	0.18	0.22
Punto de compensación de CO_2 / CO_2 compensation point	C^*	$\text{mol} \cdot \text{mol}^{-3}$	0.0011	0.00099	0.0012
Temperatura de referencia / Reference temperature	T^*	$^{\circ}\text{C}$	20	18	22
Presión osmótica de vacuolas / Vacuole osmotic pressure	π_v	Pa	530	477	583
Coefficiente de equivalencia osmótica de N / N osmotic equivalence coefficient	β	$\text{mol} \cdot \text{mol}^{-3}$	6.0	5.4	6.6
Presión osmótica en la rizósfera / Osmotic pressure in the rhizosphere	π_{r0}	Pa	50.0	45	55

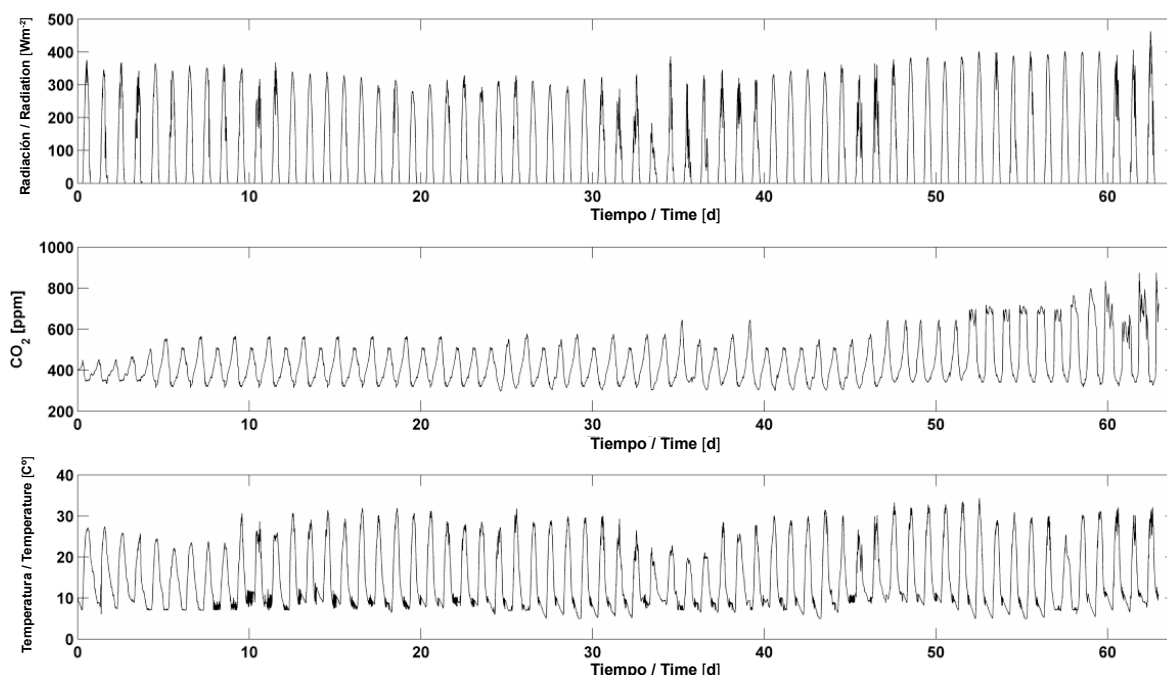


FIGURA 1. Variables climáticas medidas cada 15 minutos dentro de un invernadero localizado en Chapingo, México.

FIGURE 1. Climatic variables measured every 15 minutes inside a greenhouse at Chapingo, Mexico.

tiene dieciocho parámetros que pueden presentar incertidumbre. Por lo anterior, en el presente trabajo se lleva a cabo un análisis de incertidumbre para los parámetros del modelo NICOLET. Los objetivos del presente trabajo son presentar la metodología del análisis de incertidumbre para los parámetros de modelos dinámicos y determinar estadísticas asociadas con el comportamiento de las variables carbono en las vacuolas, carbono estructural, peso seco total y contenido de nitratos que predice el modelo NICOLET, usando datos recolectados en un experimento llevado a cabo en Chapingo, Estado de México.

MATERIALES Y MÉTODOS

El modelo NICOLET B3

El modelo para crecimiento potencial de lechugas NICOLET (Seginer *et al.*, 1998; Seginer *et al.*, 1999; Seginer, 2003) se describe con mayor detalle por parte de López-Cruz *et al.* (2004), quienes llevaron a cabo un análisis de sensibilidad local para todos sus parámetros. Este modelo predice el comportamiento de carbono estructural y carbono no estructural a nivel celular mediante dos ecuaciones dinámicas y estima también contenido de nitratos en estado estacionario a partir de la concentración de carbono y nitrógeno en las vacuolas. Los parámetros del modelo se muestran en el Cuadro 1, donde se indican sus correspondientes rangos de incertidumbre usados en la presente investigación.

model using data recollected in a experiment carried out at Chapingo, Estado de México.

MATERIALS AND METHODS

NICOLET B3 model

The NICOLET model for potential growth of lettuce (Seginer *et al.*, 1998; Seginer *et al.*, 1999; Seginer, 2003) is described in greater detail by López-Cruz *et al.* (2004), who carried out a local sensitivity analysis for all their parameters. This model predicts the behavior of carbon in the structure and non structural carbon at cellular level by means of two dynamic equations and also estimates the content of nitrate in steady state from carbon and nitrogen concentration in the vacuoles. Table 1 shows the model's parameters, which indicated their uncertainty ranges, used in the present research.

Input variables used in uncertainty analysis

Figure 1 shows the climatic variables Photosynthetically Active Radiation ($W m^{-2}$), Carbon Dioxide Concentration (ppm) and Air Temperature ($^{\circ}C$) measured in an experiment of lettuce growth under greenhouse conditions (Ramírez *et al.*, 2001) and used as input variables of the NICOLET model in the present study.

Uncertainty analysis methodology

According to Monod *et al.* (2006), an uncertainty analysis consists of the following steps:

Variables de entrada usadas en el análisis de incertidumbre

La Figura 1 muestra las variables climáticas radiación fotosintéticamente activa ($W\ m^{-2}$), concentración de dióxido de carbono (ppm) y temperatura del aire ($^{\circ}C$) medidas en un experimento de crecimiento de un cultivo de lechugas en invernadero (Ramírez *et al.*, 2001) y que fueron empleadas como variables de entrada del modelo NICOLET en el presente estudio.

Metodología del Análisis de Incertidumbre

De acuerdo con Monod *et al.* (2006), un análisis de incertidumbre consta de los siguientes pasos:

Paso 1. Especificación de funciones de distribución de probabilidades para los factores de entrada. Como no se dispone de información adicional, en una primera aproximación se seleccionó una función de densidad de probabilidades uniforme para cada uno de los parámetros del modelo NICOLET. Los límites inferior y superior de los intervalos de incertidumbre se definieron considerando un 10 % de variación del parámetro alrededor de su valor nominal (Cuadro 1) el cual fue tomado de la literatura (Seginer *et al.*, 1998; Seginer *et al.*, 1999; Seginer, 2003).

Paso 2. Generación de valores para factores de entrada. Los factores de entrada fueron los parámetros (Cuadro 1) del modelo NICOLET B3. Se usaron tanto muestreo aleatorio como muestreo hipercubo latino para generar $N = 2000$ valores para cada uno de los parámetros analizados. Esto se llevó a cabo usando el software para análisis de sensibilidad e incertidumbre SimLab (Anónimo, 2011). SimLab se encuentra programado en funciones de Matlab (Anónimo, 2009a), lo que hace posible aprovechar las ventajas de la herramienta de simulación MatLab-Simulink.

Paso 3. Cálculo de las salidas del modelo para cada escenario. Usando los 2000 escenarios generados en el Paso 2, se ejecutaron las correspondientes simulaciones con el modelo NICOLET. Las variables de entrada junto con los valores muestreados de los dieciocho parámetros fueron usados para calcular las predicciones del modelo NICOLET. El modelo fue programado en el ambiente Matlab-Simulink usando una subrutina C-MEX para una solución eficiente. El método de Runge-Kutta de cuarto orden con tamaño de paso de integración variable, una tolerancia relativa 10^{-8} y una tolerancia absoluta de 10^{-12} fueron usadas en la simulación.

Paso 4. Análisis de la distribución de las variables de salida. Las estadísticas valor mínimo, máximo, media, desviación estándar, falta de simetría, Kurtosis, varianza, valor prueba de t, pruebas de bondad de ajuste y Lilliefors, además de histogramas para las varia-

Step 1. Specifying of probability distribution functions of the input factors. Since no additional information is available, in a first approach a uniform probability density function was selected for each one of the NICOLET model's parameters. The lower and upper limits of the uncertainty intervals were defined regarding a 10 % of the parameter variation around its nominal value (Table 1), which was taken from the literature (Seginer *et al.*, 1998; Seginer *et al.*, 1999; Seginer, 2003).

Step 2. Value generation for input factors. The input factors were the NICOLET B3 model's parameters (Table 1). Both random sampling and Latin hypercube sampling were used to generate $N = 2000$ values for each one of the parameters analyzed, Using the software SimLab for sensitivity and uncertainty analysis (Anonymous, 2011). SimLab is available for the programming environment Matlab (Anonymous, 2009a), which makes it possible to take advantage of the simulation MatLab-Simulink toolbox.

Step 3. Calculation of the model outputs for each scenario. Using 2000 scenarios generated in Step 3, simulations were performed with the NICOLET model. The input variables along with the sampling values of the eighteen parameters were used to calculate the predictions of the NICOLET model. The model was programmed in Matlab-Simulink environment using subroutine C-MEX for an efficient solution. The Runge-Kutta 4th order method with variable step size integration, a relative tolerance of 10^{-8} and an absolute tolerance of 10^{-12} were used in the simulation.

Step 4. Distribution analysis of output variables. The statistics minimum value, maximum value, mean value, standard deviation, Skewness, Kurtosis, variance, t-test value, goodness of fit test and Lilliefors test, as well as histograms for carbon variables in vacuoles, carbon in the structure, total biomass and nitrate content predicted by the NICOLET model, were calculated with the programming environments Simlab and Matlab using both its programming environment and the Matlab Statistics Toolbox (Anonymous, 2009b).

RESULTS

Figure 2 shows 200 simulations for the total dry weight of 2000 that were conducted by means of the NICOLET model using the parameter's values, by random sampling. The same was performed for the Latin hypercube sampling of the model parameter values (not shown).

Figures 3 and 4 show histograms corresponding to the carbon in the vacuoles predicted by the NICOLET model for random sampling and Latin hypercube sampling, respectively. The similarity between samplings can be seen in the shape of both figures.

bles carbono en las vacuolas, carbono estructural, biomasa total, y contenido de nitratos predichas por el modelo NICOLET, fueron calculadas mediante los ambientes de programación Simlab y Matlab usando tanto su ambiente de programación como el Statistics Toolbox de Matlab (Anónimo, 2009b).

RESULTADOS

La Figura 2 muestra 200 simulaciones para el peso seco total de las 2000 que fueron llevadas a cabo mediante el modelo NICOLET usando los valores de los parámetros, provenientes de una muestra aleatoria. En forma similar se procedió para el caso del muestreo hipercubo latino de los valores de los parámetros del modelo (no mostrado).

Las Figuras 3 y 4 muestran los histogramas correspondientes al carbono en las vacuolas que predice el modelo NICOLET para muestreo aleatorio y muestreo hipercubo latino, respectivamente. La semejanza entre ambos muestreos puede apreciarse en la forma de ambas figuras.

Las Figuras 5 y 6 muestran los histogramas para el carbono estructural que predice el modelo NICOLET para ambos muestreos: aleatorio e hipercubo latino, respectivamente. Nuevamente las figuras son bastante semejantes.

Las Figuras 7 y 8 presentan los histogramas del peso seco total que predice el modelo NICOLET para ambos muestreos. La forma de ambas figuras es similar.

Figures 5 and 6 show histograms corresponding to the carbon in the structure predicted by the NICOLET model for both samplings: random sampling and Latin hypercube sampling, respectively. Again, both figures are very similar.

Figures 7 and 8 show histograms corresponding to the total dry weight predicted by the NICOLET model for both samplings. The shape of both figures is similar.

Figures 9 and 10 show histograms corresponding to the nitrate content predicted by the NICOLET model using random sampling and Latin hypercube sampling, respectively. The shape of the figures is similar.

Table 2 shows some statistical measures from the uncertainty analysis of the variables predicted by the NICOLET model, when the random sampling was used to select model parameters values. On the other hand, Table 3 shows the same statistical measures when Latin hypercube sampling was used to select model parameter values.

DISCUSSION

According to the statistics shown in Table 2, by using random sampling for the NICOLET model's parameters, the greatest variability was seen in carbon in vacuoles, followed by nitrate content, carbon in the structure and total biomass, with coefficients of variation of 35.27, 18.6, 5.52 and 4.8 %, respectively.

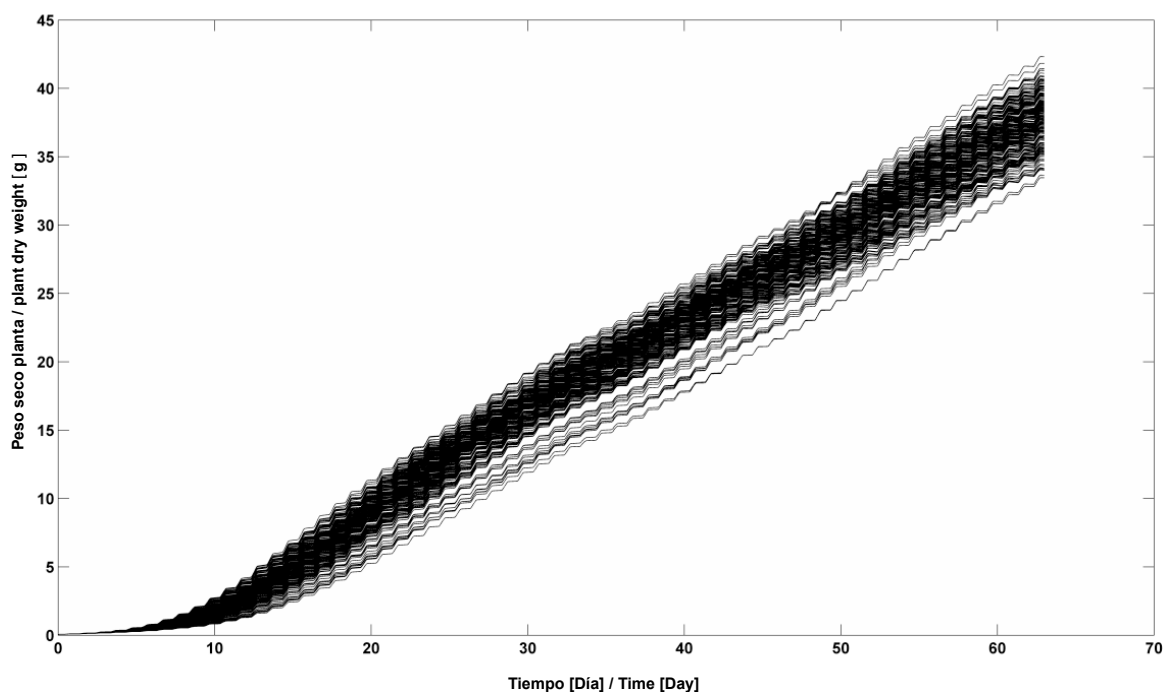


FIGURA 2. Simulaciones (200) de la biomasa total obtenidas mediante el modelo NICOLET y muestreo aleatorio de sus parámetros.

FIGURE 2. Simulations (200) of the total biomass obtained by means of the NICOLET model and random sampling of its parameters.

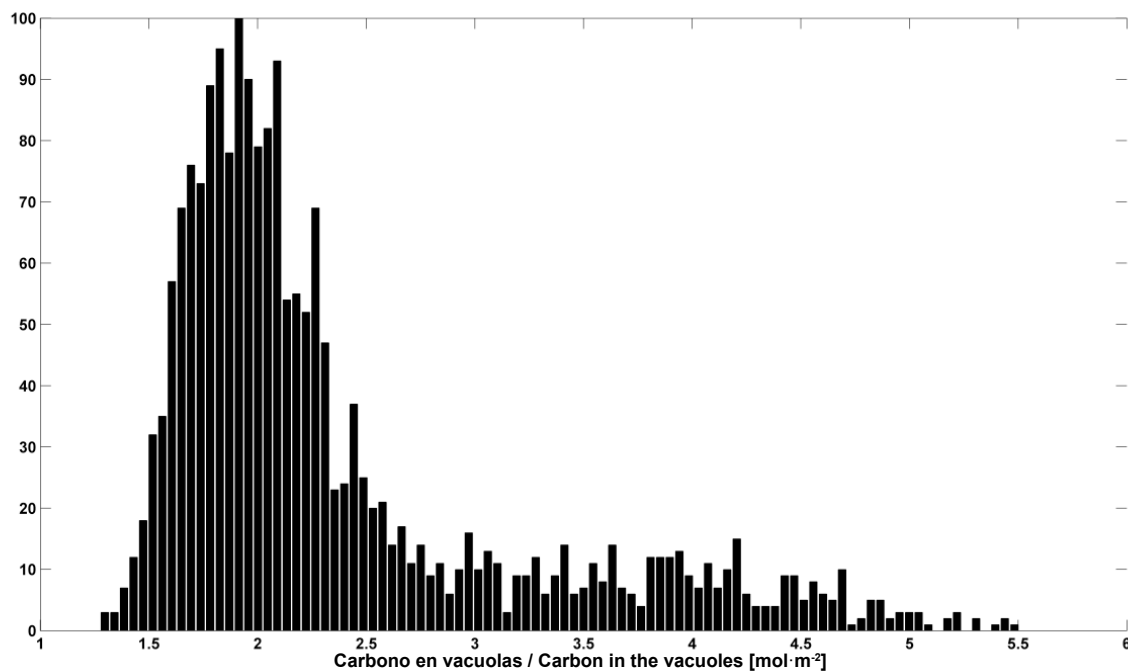


FIGURA 3. Histograma del carbono en las vacuolas al final del periodo de crecimiento de lechugas, obtenido a partir de 2000 muestras de una distribución uniforme para los parámetros del modelo NICOLET usando muestreo aleatorio.

FIGURE 3. Histogram corresponding to the carbon in the vacuoles at the end of the lettuce growth period from 2000 samples of a uniform distribution for the NICOLET model's parameters using random sampling

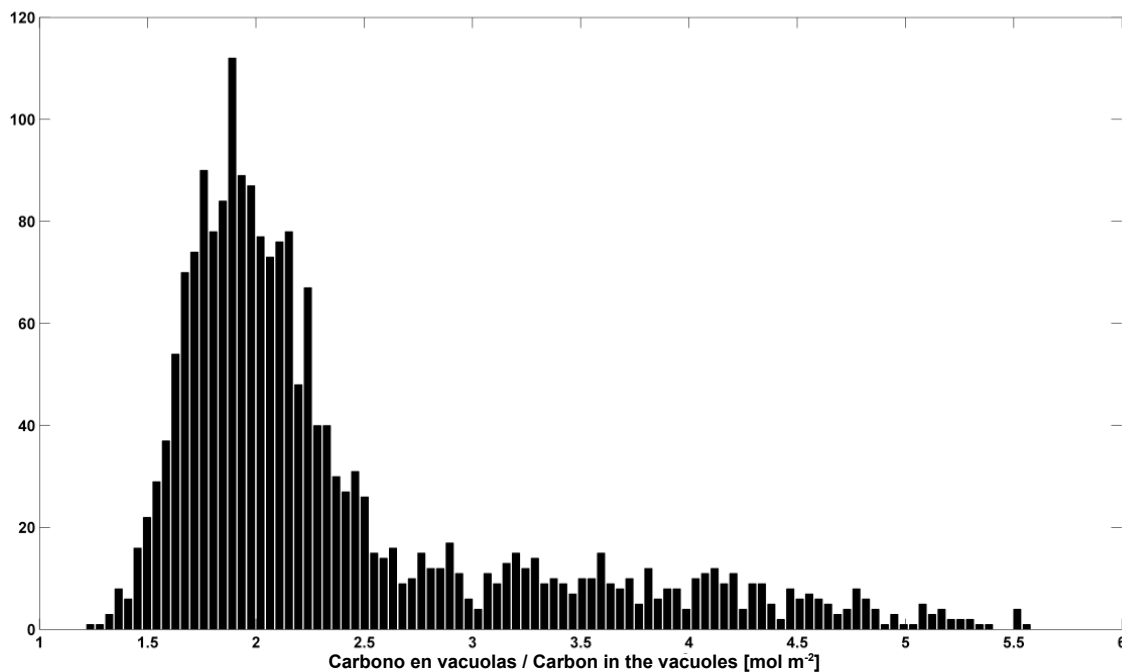


FIGURA 4. Histograma del carbono en las vacuolas al final del periodo de crecimiento de lechugas, obtenido a partir de 2000 muestras de una distribución uniforme para los parámetros del modelo NICOLET usando muestreo hipercubo latino.

FIGURE 4. Histogram corresponding to the carbon in the vacuoles at the end of the lettuce growth period from 2000 samples of a uniform distribution for the NICOLET model's parameters using Latin hypercube sampling.

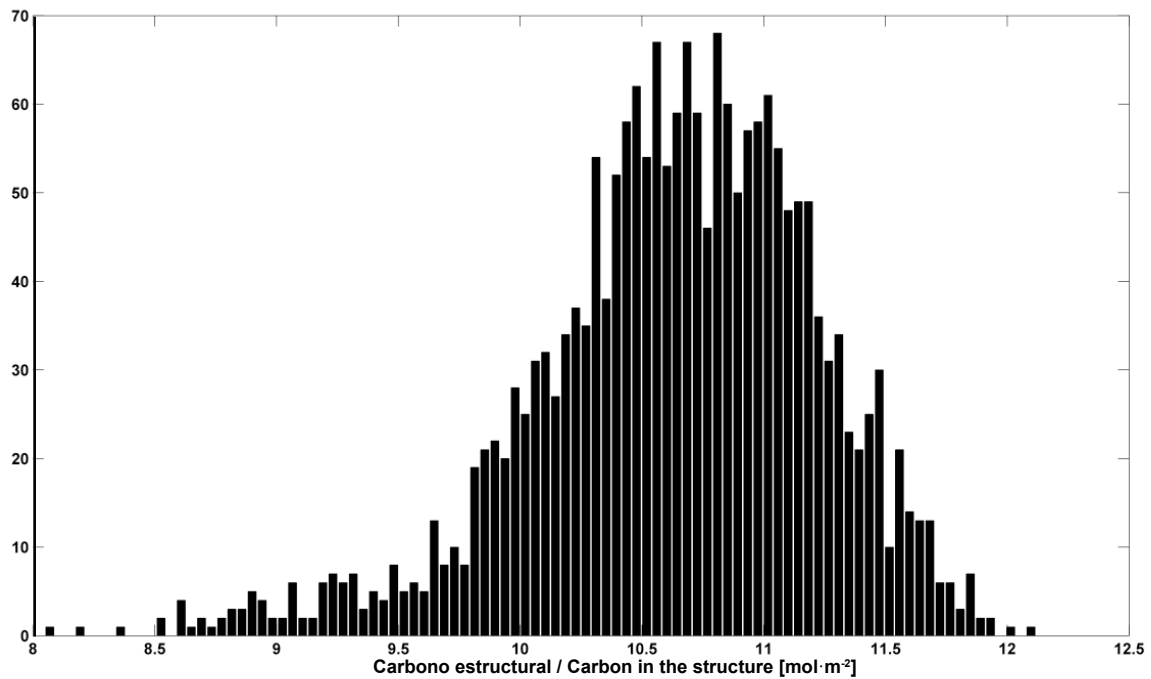


FIGURA 5. Histograma del carbono estructural al final del periodo de crecimiento de lechugas cultivadas en invernadero, obtenido a partir de 2000 muestras de una distribución uniforme para los parámetros del modelo NICOLET usando muestreo aleatorio.

FIGURE 5. Histogram corresponding to the carbon in the structure at the end of the lettuce growth period under greenhouse conditions from 2000 samples of a uniform distribution for the NICOLET model's parameters using random sampling.

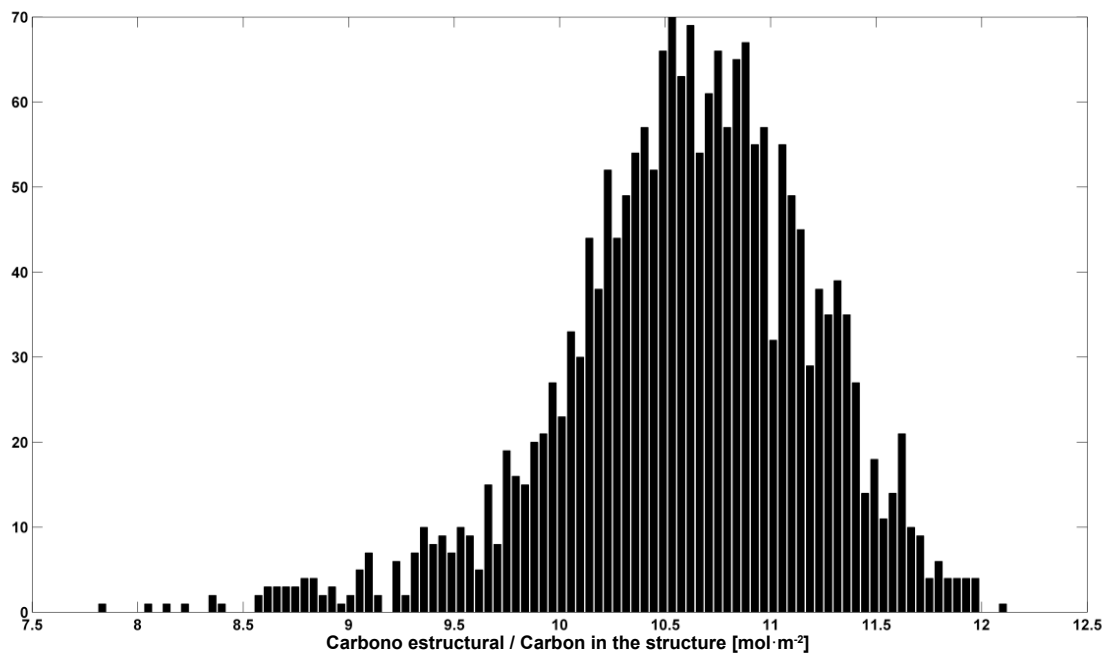


FIGURA 6. Histograma del carbono estructural al final del periodo de crecimiento de lechugas cultivadas en invernadero, obtenido a partir de 2000 muestras de una distribución uniforme para los parámetros del modelo NICOLET usando muestreo hipercubo latino.

FIGURE 6. Histogram corresponding to the carbon in the structure at the end of the lettuce growth period under greenhouse conditions from 2000 samples of a uniform distribution for the NICOLET model's parameters using Latin hypercube sampling.

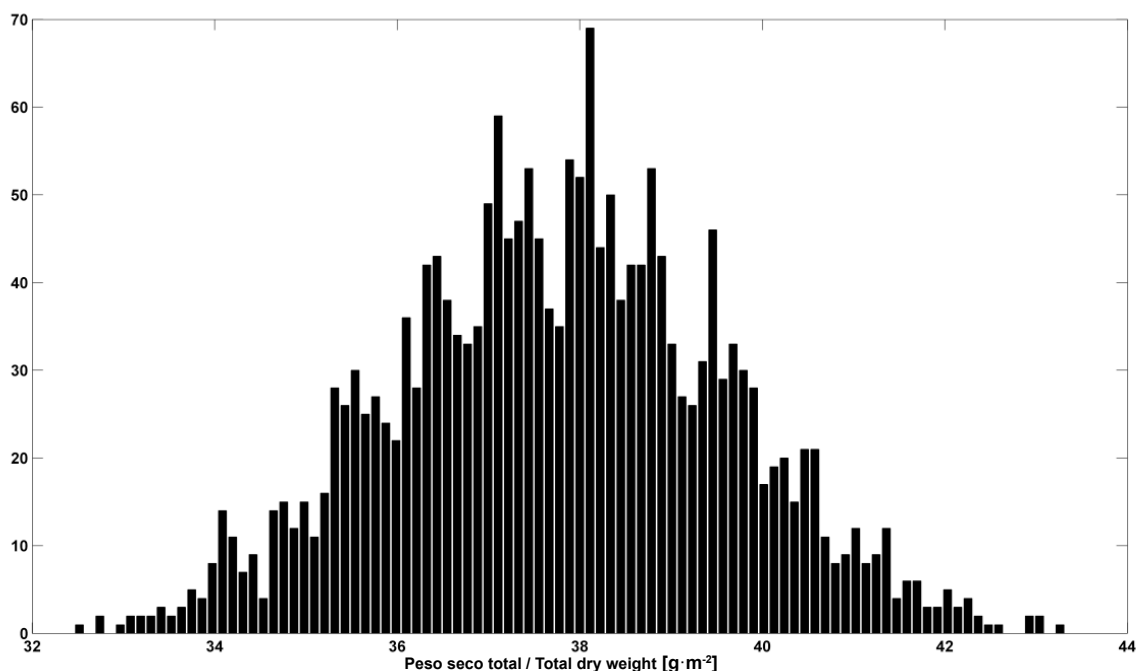


FIGURA 7. Histograma correspondiente a la biomasa total de lechugas en invernadero, a final del periodo de crecimiento calculado a partir de 2000 muestras de una distribución uniforme para los parámetros del modelo NICOLET usando muestreo aleatorio.

FIGURE 7. Histogram corresponding to the total biomass of lettuces grown under greenhouse conditions at the end of the growth period from 2000 samples of a uniform distribution for the NICOLET model's parameters using random sampling.

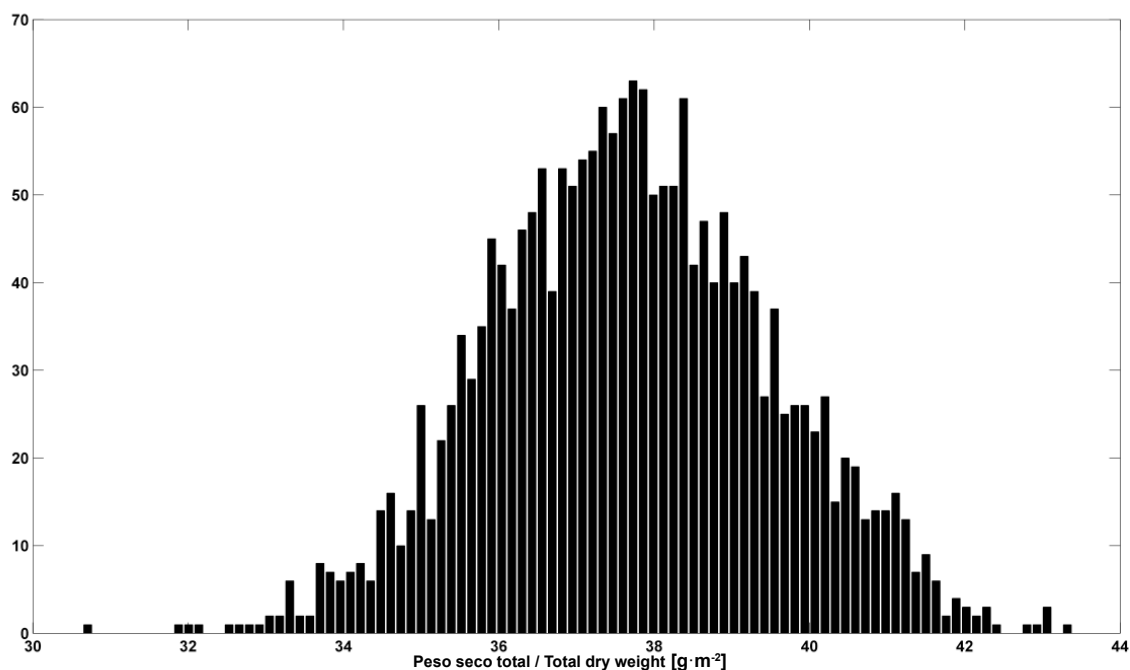


FIGURA 8. Histograma correspondiente a la biomasa total de lechugas en invernadero, a final del periodo de crecimiento calculado a partir de 2000 muestras de una distribución uniforme para los parámetros del modelo NICOLET usando muestreo hipercubo latino.

FIGURE 8. Histogram corresponding to the total biomass of lettuces grown under greenhouse conditions at the end of the growth period from 2000 samples of a uniform distribution for the NICOLET model's parameters using Latin hypercube sampling.

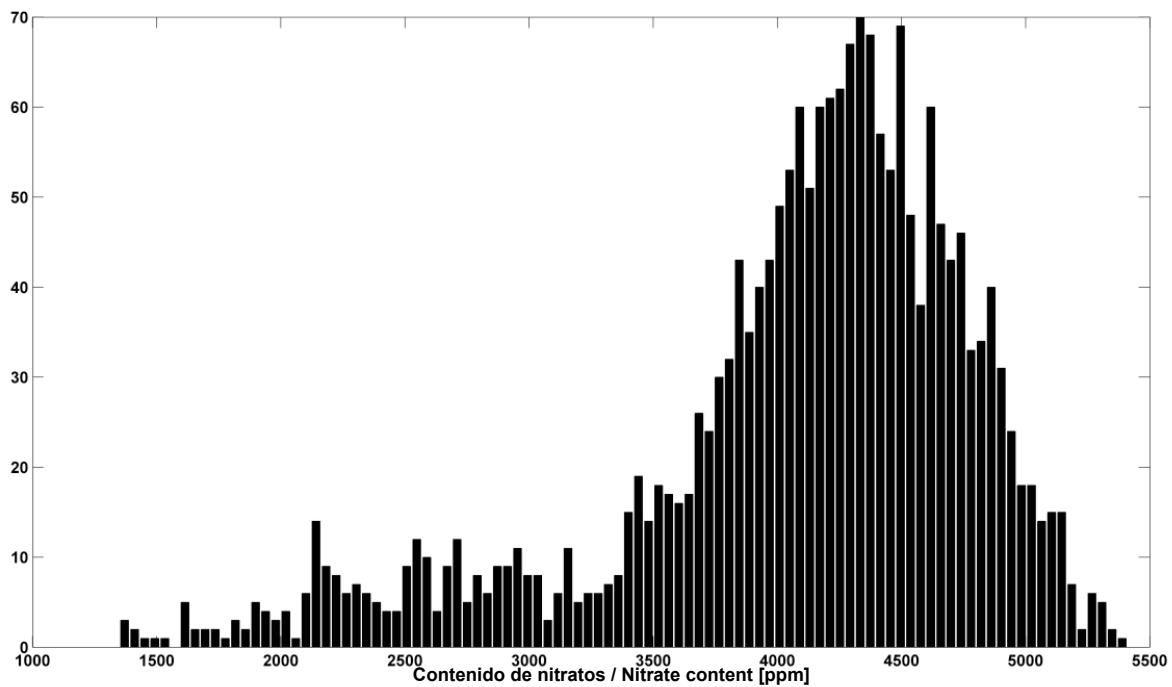


FIGURA 9. Histograma correspondiente a la concentración de nitratos en lechugas al final del periodo de crecimiento, obtenido a partir de 2000 muestras de una distribución uniforme para los parámetros del modelo NICOLET usando muestreo aleatorio.

FIGURE 9. Histogram corresponding to the lettuce nitrate content at the end of the growth period, from 2000 samples of a uniform distribution for the NICOLET model's parameters using random sampling.

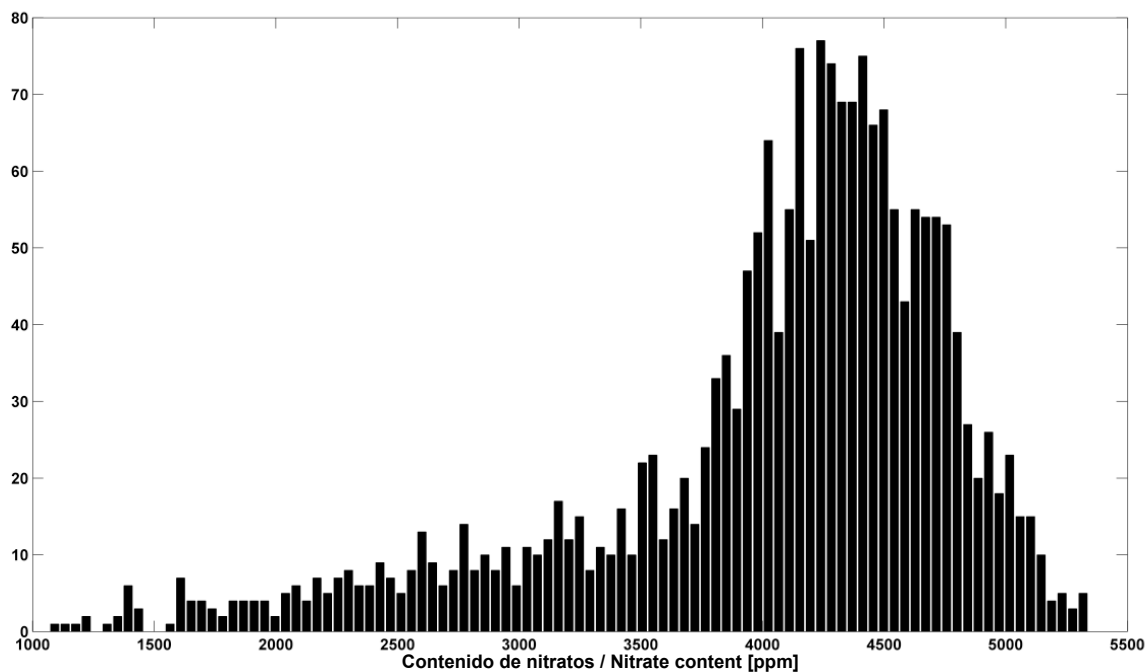


FIGURA 10. Histograma correspondiente a la concentración de nitratos en lechugas al final del periodo de crecimiento, obtenido a partir de 2000 muestras de una distribución uniforme para los parámetros del modelo NICOLET usando muestreo hipercubo latino.

FIGURE 10. Histograms corresponding to lettuce nitrate concentration at the end of the growth period from 2000 samples of a uniform distribution for the NICOLET model's parameters using Latin hypercube sampling.

Las Figuras 9 y 10 muestran los histogramas para el contenido de nitratos que predice el modelo NICOLET para el muestreo aleatorio e hipercubo latino, respectivamente. Puede apreciarse que la forma de las figuras es similar.

El Cuadro 2 presenta algunas medidas de las estadísticas del análisis de incertidumbre de las variables que predice el modelo NICOLET, cuando se usó muestreo aleatorio para seleccionar los valores de los parámetros del modelo. El Cuadro 3 por su parte muestra las mismas medidas estadísticas en el caso en que se usó el muestreo hipercubo latino para seleccionar los valores de los parámetros del modelo.

DISCUSIÓN

De acuerdo a las estadísticas presentadas en el Cuadro 2, al usar muestreo aleatorio para los parámetros del modelo NICOLET, la mayor variabilidad se presentó en el

Moreover, according to the statistics shown in Table 3, by using Latin hypercube, the greatest variability was also seen in carbon the in vacuoles, followed by nitrate content, carbon in the structure and total dry weight, with coefficient of variation of 35.67, 19.07, 5.67 and 4.82 %, respectively.

It can be stated that the number of samples used (2000) was enough to accurately assess the behavior of the NICOLET model, because the values of the coefficients of variation of both samplings were similar. The values of the coefficients of variation obtained are relatively small compared to the averages of the variables studied showing again better accuracy.

These results are different and significantly better than those reported in LINTUL and SUCROS 87 crop growth models in open field (Monod *et al.*, 2006), where coefficients of variation of 70 and 150 % were found for some variables

CUADRO 2. Estadísticas calculadas para las variables que predice el modelo NICOLET, usando 2000 muestras obtenidas mediante muestreo aleatorio, de sus dieciocho parámetros a partir de una Función de Distribución de Probabilidades Uniforme.

TABLE 2. Statistics calculated for variables predicted by the NICOLET model using 2000 samples obtained by random sampling, of the eighteen parameters from a uniform probability distribution function.

Estadístico / Statistics	Carbono en vacuolas / Carbon in vacuoles	Carbono en estructura / Structural carbon	Biomasa total / Total biomass	Contenido de nitratos / Nitrate content
Mínimo / Minimum	1.29	8.06	32.51	1370.80
Máximo / Maximum	5.70	12.22	43.70	5428.80
Media / Mean	2.39	10.65	37.83	4087.90
Desviación estándar / Standard deviation	0.84	0.58	1.82	742.18
Coeficiente de Variación / Variation coefficient	0.35	0.05	0.04	0.18
Skewness	1.51	-0.69	0.02	-1.23
Kurtosis	1.50	0.97	-0.19	1.39
Varianza / Variance	0.71	0.34	3.31	550840.00
Valor de t / t-value	0.01	0.008	0.02	11.18

CUADRO 3. Estadísticas calculadas para las variables que predice el modelo NICOLET, usando 2000 muestras obtenidas mediante muestreo hipercubo latino, de sus dieciocho parámetros a partir de una Función de Distribución de Probabilidades Uniforme.

TABLE 3. Statistics calculated for variables predicted by the NICOLET model using 2000 samples obtained by Latin hypercube sampling, of the eighteen parameters from a uniform probability distribution function.

Estadístico / Statistics	Carbono en vacuolas / Carbon in vacuoles	Carbono en estructura / Structural carbon	Biomasa total / Total biomass	Contenido de nitratos / Nitrate concentration
Mínimo / Minimum	1.23	7.83	30.70	1091.10
Máximo / Maximum	5.60	12.18	43.70	5403.50
Media / Mean	2.41	10.62	37.75	4056.30
Desviación estándar / Standard deviation	0.86	0.60	1.81	773.56
Coeficiente de Variación / Variation coefficient	0.35	0.05	0.04	0.19
Skewness	1.52	-0.68	0.03	1.31
Kurtosis	1.57	1.16	-0.019	1.57
Varianza / Variance	0.74	0.36	3.30	5984.10
Valor de t / t-value	0.03	0.009	0.02	11.65

carbono de las vacuolas, seguido por el contenido de nitratos, el carbono estructural y finalmente la biomasa total, con coeficientes de variación de 35.27, 18.6, 5.52 y 4.8 %, respectivamente.

Por otra parte, de acuerdo con las estadísticas presentadas en el Cuadro 3, al usar muestreo hipercubo latino, la mayor variabilidad la presentó también el carbono en las vacuolas, seguido por el contenido de nitratos, el carbono estructural y el peso seco total, con coeficientes de variación de 35.67, 19.07, 5.67 y 4.82 %, respectivamente.

Debido a que los valores de los coeficientes de variación de ambos muestreos resultaron similares, puede afirmarse que el número de muestras usadas (2000) fue suficiente para evaluar en forma precisa el comportamiento del modelo NICOLET. Los valores de los coeficientes de variación calculados son relativamente pequeños comparados con los promedios de las variables estudiadas indicando esto nuevamente una mejor precisión.

Estos resultados son diferentes y considerablemente mejores que aquellos reportados para los modelos de crecimiento de cultivos en campo abierto LINTUL y SU-CROS87 (Monod *et al.*, 2006), donde se encontraron coeficientes de variación de 70 y 150 % para algunas variables que esos modelos predicen. Esto representa un buen comportamiento del modelo NICOLET para un cultivo bajo invernadero, comparado con modelos para cultivos en campo abierto.

Los resultados obtenidos en el presente trabajo son similares y comparables a aquellos reportados recientemente por Pathak *et al.* (2012) para cultivos en campo abierto, quienes usaron estimación de incertidumbre de verosimilitud generalizada. Sin embargo, al considerar los coeficientes de variación obtenidos en el modelo NICOLET, es importante que para aquellas variables que presentaron mayor incertidumbre (carbono en vacuolas y contenido de nitratos) se puedan predecir en forma más precisa antes de usar este modelo. Además, los coeficientes de variación obtenidos para todas las variables de estado que predice el modelo NICOLET resultaron menores a los reportados por Cooman and Schrevens (2006), quienes encontraron coeficientes de variación entre 46 y 54 % para algunas variables que predice el modelo TOMGRO.

Tanto para el muestreo aleatorio como hipercubo latino, la variable biomasa total tiene una distribución simétrica, como puede apreciarse en los histogramas correspondientes (Figuras 7 y 8), por lo que su medida de asimetría (skewness) es muy cercana a cero (0.02 y 0.03). Para ambos tipos de muestreo el valor de carencia de simetría fue similar. Por otra parte, tanto el carbono en las vacuolas como el contenido de nitratos carecen fuertemente de simetría. Esto puede apreciarse cualitativamente en los histogramas respectivos (Figuras 3 y 9) para el caso del muestreo aleatorio. Lo mismo puede observarse en los histogramas obtenidos mediante muestreo hipercubo lati-

predicted by these models. This represents a good behavior of the NICOLET model for a crop grown under greenhouse conditions compared to models for crops grown under open field conditions.

Results obtained in the present study are similar and comparable to those reported recently by Pathak *et al.* (2012) who used Generalized Likelihood Uncertainty Estimation for crops grown under open field conditions. However, by considering the coefficients of variation using the NICOLET model, it is important for those variables showing greater uncertainty (carbon in the vacuoles and nitrate content) can accurately be predicted before using this model. Moreover, the coefficients of variation obtained for all state variables predicted by the NICOLET model were lower than those reported by Cooman and Schrevens (2006), who found coefficients of variation between 46 and 54 % for some variables predicted by the TOMGRO model.

The variable Total biomass has a symmetric distribution, both by random sampling and Latin hypercube sampling, as can be seen in the histograms (Figures 7 and 8), thus its skewness is very close to zero (0.02 and 0.03). The value of lack of symmetry was similar for both samplings. Moreover, both carbon in the vacuoles and nitrate content have a strongly lack of symmetry. This can be qualitatively assessed in the respective histograms (Figures 3 and 9) by random sampling. The same can be seen in the histograms obtained by Latin hypercube (Figures 4 and 10). Therefore, these variables showed the greatest absolute values of lack of symmetry in both samplings (see Skewness in Tables 2 and 3). In addition, carbon in the structure and nitrate content show negative values of lack of symmetry with both samplings. This means that the left tails of the distributions are larger than the right tails, as shown in fact in Figures 5 and 9 by random sampling and Figures 6 and 10 by Latin hypercube sampling. By contrast, the distribution of carbon in the vacuoles is skewed to the right (Figure 4 and Figure 5) in both samplings used, which is consistent with the positive sign of its lack of symmetry.

By taking into account Kurtosis values shown in Table 2, total biomass shows a value close to zero and negative (-0.19), using random sampling. This value is closer to zero and negative (-0.019) using Latin hypercube (Table 3), this means that the distribution is similar to a normal distribution, as shown qualitatively in Figures 7 and 8, respectively. This is confirmed quantitatively by the values of the t-test, that where according to the calculated t-value (0.027) is lower than tables t-value (1.96), so that the null hypothesis is not rejected with the significance level $\alpha = 0.05$ for both samplings. It is important to mention that the calculated t-values were the same for both samplings. Furthermore, in the case of random sampling, according to the goodness of fit test the null hypothesis that sampling values come from a normal distribution is not rejected with a probability of 0.43. A similar result was obtained by using the Lilliefors test, which is more robust than the Kolmogorov-Smirnov

no (Figuras 4 y 10). Por esta razón, para estas variables se observaron los valores absolutos más grandes de carencia de simetría en ambos tipos de muestreo (renglón de Skewness de Cuadros 2 y 3). Además, el carbono estructural y el contenido de nitratos presentan valores negativos de carencia de simetría con ambos tipos de muestreo. Esto significa que las colas izquierdas de las distribuciones son más largas que las derechas, como puede observarse efectivamente en las Figuras 5 y 9 para muestreo aleatorio y en las Figuras 6 y 10 para muestreo hipercubo latino. Por el contrario, la distribución del carbono en las vacuolas está sesgada hacia la derecha (Figura 4 y Figura 5), en ambos muestreos usados, lo cual es consistente con el signo positivo de su valor de carencia de simetría.

Al considerar los valores de Kurtosis que aparecen en el Cuadro 2, la biomasa total presenta un valor cercano a cero y negativo (-0.19), usando muestreo aleatorio. Este valor es todavía más cercano a cero y negativo (-0.019) en el caso de muestreo hipercubo latino (Cuadro 3), lo cual significa que la distribución es similar a una distribución normal, como puede apreciarse cualitativamente en las Figuras 7 y 8, respectivamente. Esto es confirmado cuantitativamente por los valores de la prueba de *t* donde de acuerdo con el valor *t* calculado (0.027) es menor que *t* de tablas (1.96), por lo que la hipótesis nula no se rechaza con un nivel de significancia $\alpha = 0.05$ para ambos tipos de muestreo. Es importante resaltar que los valores de *t* calculados fueron los mismos para ambos muestreos. Además, para el muestreo aleatorio, de acuerdo con la prueba de bondad de ajuste χ^2 la hipótesis nula que los valores de la muestra provienen de una distribución normal no se rechaza con una probabilidad de 0.43. Un resultado similar se obtuvo usando la prueba de Lilliefors que es más robusta que la prueba de Kolmogorov-Smirnov en el caso de muestras pequeñas. En este caso, la hipótesis nula no se rechaza con una probabilidad de 0.50. Este resultado soporta la afirmación que el tamaño de muestra $N = 2000$ usado fue suficiente. En el caso del muestreo hipercubo latino, usando la prueba χ^2 , la hipótesis nula no se rechaza con una probabilidad de 0.38. Mediante la prueba de Lilliefors, la hipótesis nula no se rechaza con una probabilidad de 0.37.

En contraste, tomando en cuenta los valores de Kurtosis para la variable concentración de nitratos que predice el modelo NICOLET (1.39 y 1.57) para ambos muestreos usados, se puede inferir que la distribución asociada a esta variable es diferente de una distribución normal, como puede observarse en las Figuras 9 y 10. Esto es confirmado con la prueba estadística *t*, donde ambos valores calculados (11.18 y 11.65) son mayores que el valor de *t* de tablas (1.96), por lo cual la hipótesis nula se rechaza con un nivel de significancia $\alpha = 0.05$ para ambos tipos de muestreo. Más aun, para el muestreo aleatorio, usando la prueba de Lilliefors, la hipótesis nula se rechaza con una probabilidad de 0.001. En el caso del muestreo hipercubo latino, con la prueba de Lilliefors, la hipótesis nula se re-

test using small samples. In this case, the null hypothesis is rejected with a probability of 0.50. This result supports the claim that the size of the sample $N = 2000$ was enough. In the case of Latin hypercube sampling, using the χ^2 test, the null hypothesis is not rejected with a probability of 0.38. Using the Lilliefors test, the null hypothesis is not rejected with a probability of 0.37.

In contrast, taking into account the values of Kurtosis for the variable Nitrate concentration predicted by the NICOLET model (1.39 and 1.57) for both samplings used, it may infer that the distribution related to this variable differs from a normal distribution, as shown in Figures 9 and 10. This is confirmed by the statistical *t*-test, where both values calculated (11.18 y 11.65) are greater than the tables *t*-values (1.96), thus the null hypothesis is rejected with a significance level $\alpha = 0.05$ for both samplings. Moreover, in the case of random sampling, using the Lilliefors test, the null hypothesis is rejected with a probability of 0.001. In the case of Latin hypercube sampling with the Lilliefors test, the null hypothesis is rejected with a probability of 0.001.

Meanwhile, considering the Kurtosis value for carbon in the vacuoles (1.50 and 1.57) for both samplings, it may be infer that the distribution describing this variable also differs from a normal distribution, as shown qualitatively in Figures 3 and 4. However, this is not confirmed with the statistical *t*-test, where both values calculated (0.01 and 0.03) are lower than the tables *t*-values (1.96), so apparently the null hypothesis is not rejected with a significance level of $\alpha = 0.05$. However, in the case of random sampling using the Lilliefors test, the null hypothesis is rejected with a probability of 0.001 and in the case of Latin hypercube using the Lilliefors test, the null hypothesis is rejected with a probability of 0.001. The result obtained by means of the Lilliefors test concludes the distribution related to carbon in the vacuoles predicted by the NICOLET model differs from a normal distribution.

Finally, in the case of carbon in the structure, Kurtosis values (0.97 and 1.16) show that its corresponding distribution is different than a normal distribution, as shown in Figures 6 and 7. But like in the case of structural biomass, the *t*-test shows that their values (0.008 y 0.009) are also lower than the tables *t*-values, so that the null hypothesis is not rejected with a significance level of $\alpha = 0.05$. However, in the case of random sampling using the Lilliefors test, the null hypothesis is rejected with a probability of 0.001. Also in the case of Latin hypercube using the Lilliefors test, the null hypothesis is rejected with a probability of 0.001. Affirming that the distribution related to carbon in the structure is different than a normal distribution.

CONCLUSIONS

The uncertainty analysis methodology based on Monte Carlo simulation allows to precisely determine the uncertainty related to the variables predicted by the NICOLET

chaza con una probabilidad de 0.001.

Por su parte, considerando el valor de Kurtosis para el carbono en las vacuolas (1.50 y 1.57) para los dos muestreos, se puede inferir que la distribución que describe esta variable es también diferente de una distribución normal, como cualitativamente puede observarse en las Figuras 3 y 4. Sin embargo, esto no se confirma con la prueba estadística t, donde ambos valores calculados (0.01 y 0.03) resultaron menores que el valor t de tablas (1.96), por lo cual aparentemente la hipótesis nula no se rechaza con un nivel de significancia de $\alpha = 0.05$. Por otra parte, para el muestreo aleatorio usando la prueba de Lilliefors, la hipótesis nula se rechaza con una probabilidad de 0.001, y para el caso de muestreo hipercubo latino usando la prueba de Lilliefors, la hipótesis nula se rechaza con una probabilidad de 0.001. El resultado obtenido mediante la prueba de Lilliefors permite concluir que la distribución asociada al carbono en las vacuolas que predice el modelo NICOLET es diferente de una normal.

Finalmente, para el carbono estructural, los valores de Kurtosis (0.97 y 1.16) indican que su distribución asociada es diferente de una normal como se puede observar en las Figuras 6 y 7. Pero al igual que la biomasa no estructural, la prueba de t muestra que sus valores calculados (0.008 y 0.009) son también menores que el t de tablas, por lo que la hipótesis nula no se rechaza con nivel de significancia de $\alpha = 0.05$. Sin embargo, para el muestreo aleatorio mediante la prueba de Lilliefors, la hipótesis nula se rechaza con una probabilidad de 0.001. En el caso del muestreo hipercubo latino la prueba de Lilliefors, también la hipótesis nula se rechaza con una probabilidad de 0.001. Esto permite afirmar que la distribución asociada al carbono estructural es diferente de una normal.

CONCLUSIONES

La metodología de análisis de incertidumbre basada en simulación Monte Carlo permitió determinar en forma precisa la incertidumbre asociada a las variables que predice el modelo para lechugas cultivadas en invernadero NICOLET. La estimación de la incertidumbre resultó similar en ambos tipos de muestreo utilizados. Se encontraron incertidumbres más pequeñas que aquellas reportadas en modelos para cultivos en campo abierto. De acuerdo con los histogramas y estadísticas calculadas las variables con mayor incertidumbre en el modelo NICOLET son el carbono en las vacuolas y el contenido de nitratos. Además, de acuerdo a las pruebas de bondad de ajuste usadas, aparentemente la biomasa total del cultivo tiene asociada una distribución normal de probabilidades, mientras que las otras variables tienen una distribución diferente de una normal.

LITERATURA CITADA

ANÓNIMO. 2009a. Matlab 7. The Getting started guide. The MathWorks, Inc. 272 p. <http://www.tu-chemnitz.de/physik/>

model for lettuces grown under greenhouse conditions. The uncertainty was similar in both samplings used. The uncertainty estimate was lower than those reported in models for crops grown under open field conditions. According to the histograms and statistics calculated the variables with greater uncertainty in the NICOLET model are Carbon in the vacuoles and Nitrate content. In addition, according to the goodness of fit tests used, total crop biomass apparently has related a normal probability distribution; meanwhile the other variables have a distribution that differs from a normal distribution.

End of English Version

FPRAK/CompMess/Uebungen/Matlab/MatlabSkriptum.pdf

ANÓNIMO. 2009b. Statistical Toolbox 7. User's guide. The MathWorks, Inc. 2112 p. <http://www.pi.ingv.it/~longo/CorsoMatlab/OriginalManuals/stats.pdf>

ANÓNIMO. 2011. Software package for uncertainty and sensitivity analysis. Joint Research Centre of the European Commission. Disponible en línea: <http://simlab.jrc.ec.europa.eu>.

BERT, F. E.; LACIANA, C. E.; PODESTÁ, G. P.; SATORRE, E. H.; MENÉNDEZ, A. N. 2007. Sensitivity of CERES-Maize simulated yields to uncertainty in soil properties and daily solar radiation. *Agricultural Systems* 94: 141-150. doi:10.1016/j.agry.2006.08.003

COOMAN, A.; SCHREVEN, E. 2006. A Monte Carlo approach for estimating the uncertainty of predictions with the tomato plant growth model TOMGRO. *Biosystems Engineering* 94(4): 517-524. doi: 10.1016/j.biosystemseng.2006.05.005

HELTON, J. C. 1993. Uncertainty and sensitivity analysis techniques for use in performance assessment for radioactive waste disposal. *Reliability Engineering and System Safety* 42: 327-367. doi: 10.1016/0951-8320(93)90097-1

IIZUMI, T.; YOKOZAWA, M.; NISHIMORI, M. 2009. Parameter estimation and uncertainty analysis of a large-scale crop model for paddy rice: application of a Bayesian approach. *Agricultural and Forest Meteorology* 149: 333-348. doi: 10.1016/j.agrformet.2008.08.015

LÓPEZ-CRUZ, I. L.; RAMÍREZ-ARIAS, A.; ROJANO-AGUILAR, A. 2004. Sensitivity analysis of a dynamic growth model for greenhouse grown lettuce. *Agrociencia* 38: 613-624. <http://www.colpos.mx/agrocien/Bimestral/2004/nov-dic/art-5.pdf>

MARINO, S.; HOGUE, I. B.; RAY, CH. J.; KIRSCHNER, D. E. 2008. A methodology for performing global uncertainty and sensitivity analysis in systems biology. *Journal of Theoretical Biology* 254: 178-196. doi: 10.1016/j.jtbi.2008.04.011

MONOD, H.; NAUD, C.; MAKOWSKI, D. 2006. Uncertainty and sensitivity analysis for crop models, pp 55-96. *In: Working*

- with dynamic crop models. Evaluation, analysis, parameterization, and applications. WALLACH, D.; MAKOWSKI, D.; JONES, J.W. (eds). Elsevier. Amsterdam. The Netherlands. http://reseau-mexico.fr/sites/reseau-mexico.fr/files/06_ze-book_CH-03.pdf
- PATHAK, T. B.; JONES, J. W.; FRAISSE, C. W.; WRIGHT, H. T.; HOOGENBOOM, G. 2012. Uncertainty analysis and parameter estimation for the CSM-CROPGRO –Cotton model. *Agronomy Journal* 104: 1363-1373. doi: 10.2134/agronj2011.0349
- RAMÍREZ, A. A.; LÓPEZ C. I. L.; ROJANO A. A. 2001. Calibration of a dynamic lettuce growth model for a soilless system in a mild climate. *Proceedings of the fourth International Symposium on Mathematical Modelling and Simulation in Agricultural and Bio-Industries*, 12-14 June, Haifa, Israel. pp: 1-8.
- SALTELLI, A.; RATTI, M.; ANDRÉS, T.; CAMPOLONGO, F.; CARIBONI, J.; GATELLI, D.; SAISANA, M.; TARANTOLA, S. 2008. *Global sensitivity analysis. The primer*. John Wiley & Sons. New Jersey, USA. 292 p. doi: 10.1002/9780470725184.oth1
- SEGINER, I. 2003. A dynamic model for nitrogen-stressed lettuce. *Annals of Botany* 91:623-635. doi:10.1093/aob/mcg069
- SEGINER, I.; BUWALDA, F.; VAN STRATEN G. 1998. Nitrate concentration in greenhouse lettuce: a modeling study. *Acta Horticulturae* 456:189-198. http://www.actahort.org/members/showpdf?booknr=456_21
- SEGINER, I.; VAN STRATEN G.; BUWALDA F. 1999. Lettuce growth limited by nitrate supply. *Acta Horticulturae* 507:141-148. http://www.actahort.org/members/showpdf?booknr=507_16