

ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD GLOBAL DE UN MODELO DE LECHUGAS (*Lactuca sativa* L.) CULTIVADAS EN INVERNADERO

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

Irineo L. López-Cruz*, Raquel Salazar-Moreno, Abraham Rojano-Aguilar, Agustín Ruiz-García

Postgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua. Universidad Autónoma Chapingo. 56230. Km. 38.5, carretera México-Texcoco. Chapingo, México. (ilopez@correo.chapingo.mx).

RESUMEN

El análisis de sensibilidad de un modelo matemático es relevante ya que permite determinar como la incertidumbre de las salidas del modelo puede ser asignada a sus variables de entrada. Hasta ahora se aplican métodos locales basados en el cálculo de derivadas parciales para modelos de cultivos en invernadero. Sin embargo, la limitante principal del análisis de sensibilidad local es que proporciona información únicamente en el punto base donde las derivadas son calculadas, sin tomar en cuenta el resto del intervalo de variación de los factores de entrada. Para superar estas limitaciones se desarrollan enfoques de análisis de sensibilidad global como gráficas de dispersión, coeficientes de regresión estandarizados, métodos basados en el cálculo de varianzas, la prueba de efectos elementales y el filtrado de Monte Carlo. En el presente estudio se desarrolló un análisis de sensibilidad global basado en varianzas a un modelo de crecimiento para lechugas (*Lactuca sativa* L.) cultivadas en invernadero. Primero se definieron las funciones de densidad de probabilidad para todos los parámetros del modelo. Después se desarrollaron 5000 simulaciones Monte Carlo con el método ampliado de Fourier (FAST) para calcular los índices de sensibilidad de primer orden, y los de orden total. Con el método de Sobol se usaron 3000 simulaciones Monte Carlo para calcular ambos índices de sensibilidad. El programa Simlab (versión 3.2) se usó para el análisis de sensibilidad y Matlab para realizar todas las simulaciones. Tanto el método FAST como el de Sobol permitieron determinar que los parámetros más importantes para la biomasa seca total del modelo son el coeficiente de conductancia foliar de CO₂ (σ), el coeficiente de eficiencia

ABSTRACT

Sensitivity analysis of a mathematical model is relevant, since it determines how the uncertainty of the model outputs can be assigned to its variables of input. So far local methods are applied based on the calculation of partial derivatives for models of greenhouse crops. However, the main drawback of the local sensitivity analysis is that it provides information only at the base point where the derivatives are calculated, without taking into account the rest of the interval of variation of input factors. To overcome these limitations, approaches of global sensitivity analysis are being developed such as scatter plots, standardized regression coefficients, methods based on the calculation of variances, the test of elementary effects and Monte Carlo filtering. In the present study, a global sensitivity analysis was performed based on variances to a greenhouse lettuce crop (*Lactuca sativa* L.) growth model. First, probability density functions were defined for all model parameters. Then, 5000 Monte Carlo simulations were developed by the Fourier amplitude sensitivity test (FAST) method to calculate the first-order sensitivity indices and those of total order. With Sobol's method 3000 Monte Carlo simulations were used to calculate both sensitivity indices. The Simlab program (version 3.2) was used for sensitivity analysis and Matlab to perform all simulations. Both the FAST and Sobol method allowed to determine that the most important parameters for total dry biomass of the model are the leaf conductance coefficient of CO₂ (σ), photosynthetic efficiency coefficient (ϵ), the reference temperature (T^*), the osmotic pressure of the vacuoles (π_v) and the maintenance respiration coefficient (k).

*Autor responsable ♦ Author for correspondence.

Recibido: noviembre, 2011. Aprobado: abril, 2012.

Publicado como ARTÍCULO en *Agrociencia* 46: 383-397. 2012.

Key words: probability density function, sampling method, dynamic model, simulation, *Lactuca sativa* L.

fotosintética (ϵ), la temperatura de referencia (T^*), la presión osmótica de las vacuolas (π_v) y el coeficiente de respiración de mantenimiento (k).

Palabras clave: función de densidad de probabilidades, método de muestreo, modelo dinámico, simulación, *Lactuca sativa* L.

INTRODUCCIÓN

Los modelos para crecimiento y desarrollo de cultivos bajo ambiente controlado son necesarios para optimizar y controlar estos biosistemas. Una vez que se desarrolla un modelo dinámico, el análisis de sensibilidad estudia la determinación de la incertidumbre de las variables de salida a diferentes fuentes de incertidumbre de sus entradas (Saltelli *et al.*, 2000; Saltelli *et al.*, 2004; Saltelli *et al.*, 2008). En modelos dinámicos, los factores de entrada son las condiciones iniciales de las ecuaciones diferenciales, las variables de entrada y los parámetros. En general, en un modelo se puede realizar un análisis de sensibilidad local o global. Hasta ahora se ha aplicado el análisis de sensibilidad local para analizar el comportamiento de modelos del clima de los invernaderos, así como modelos para crecimiento y desarrollo de los cultivos (van Henten y van Straten, 1994; López Cruz *et al.*, 2004; Mathieu *et al.*, 2006).

El análisis de sensibilidad local calcula las derivadas parciales de las funciones de salida con respecto a las variables de entrada. Los parámetros de entrada son alterados dentro de un intervalo pequeño de variación fraccional alrededor de un valor nominal y se aplica el principio de análisis de un factor a la vez. Sin embargo, la principal limitante del enfoque local es que las derivadas parciales proporcionan información solamente del punto base donde son calculadas y no exploran todo el espacio de los parámetros de entrada. Además, cuando el modelo contiene funciones discontinuas, las derivadas no pueden ser calculadas. Ahora hay análisis de sensibilidad global que superan las limitaciones del análisis local, tales como coeficientes de regresión estandarizados, gráficas de dispersión, la prueba de efectos elementales (método de Morris), métodos basados en el cálculo de la varianza, y filtrado de Monte Carlo (Monod *et al.*, 2006; Saltelli *et al.*, 2006; Saltelli *et al.*, 2010).

A diferencia de los métodos de análisis de sensibilidad local, los enfoques de sensibilidad global

INTRODUCTION

The models for growth and development of crops under controlled environment are necessary to optimize and control these biosystems. Once a dynamic model is developed, the sensitivity analysis studies the determination of the uncertainty of the output variables to different sources of uncertainty of its inputs (Saltelli *et al.*, 2000; Saltelli *et al.*, 2004; Saltelli *et al.*, 2008). In dynamic models, the input factors are the initial conditions of differential equations, the input variables and parameters. In general, in a model a local or global sensitivity analysis can be performed. So far the local sensitivity analysis has been applied to analyze the behavior of climate models of greenhouses, as well as models for crop growth and development (van Henten and van Straten, 1994; López Cruz *et al.*, 2004; Mathieu *et al.*, 2006).

Local sensitivity analysis calculates the partial derivatives of the output functions with respect to the input variables. Input parameters are changed within a small range of fractional variation around a nominal value and applying the one-factor-at-a-time analysis principle. However, the main limitation of the local approach is that partial derivatives provide information only on the base point where they are calculated and not explore the entire space of the input parameters. Furthermore, when the model contains discontinued functions, the derivatives cannot be calculated. Now there are global sensitivity analysis that overcome the limitations of local analysis, such as standardized regression coefficients, scatterplots, test of elementary effects (Morris method), methods based on the calculation of variance, and Monte Carlo filtering (Monod *et al.*, 2006; Saltelli *et al.*, 2006; Saltelli *et al.*, 2010).

Unlike the methods of local sensitivity analysis, the global sensitivity approaches assign the uncertainty of the output variable to the uncertainty of input factors by the sampling approach of probability density functions (PDFs) associated with input variables. In this case, all parameters are varied simultaneously and sensitivities are calculated on the whole range of variation of input factors. Although there are several methods to perform global sensitivity analysis (Saltelli *et al.*, 2000, Makowski *et al.*, 2006), two widely used approaches

asignan la incertidumbre de la variable de salida a la incertidumbre de los factores de entrada, mediante el enfoque de muestreo de funciones de densidad de probabilidad (PDFs) asociadas a las variables de entrada. En este caso, todos los parámetros se varían simultáneamente y las sensibilidades se calculan sobre el rango de variación completo de los factores de entrada. Aunque hay varios métodos para llevar a cabo el análisis de sensibilidad global (Saltelli *et al.*, 2000; Makowski *et al.*, 2006), dos enfoques muy usados son la prueba de sensibilidad de amplitud de Fourier (FAST) y el método de Sobol (Cariboni *et al.*, 2007; Saltelli *et al.*, 2008). Sus ventajas son: tomar en cuenta el efecto de la PDF de cada factor, considerar el efecto de la variación simultánea de todos los factores, no requerir que el modelo sea aditivo o lineal y pueden tratar factores agrupados (Saltelli *et al.*, 2004). Tanto el método ampliado FAST (Saltelli *et al.*, 1999) como el de Sobol permiten descomponer la varianza de la salida usando simulación Monte Carlo. Los índices de sensibilidad global representan la contribución de cada factor de entrada (parámetro del modelo) a la varianza de la salida y pueden ser de primer orden y de sensibilidad total. Los índices de primer orden miden la influencia promedio de un factor sobre la salida del modelo, pero no toman en cuenta los efectos de interacción para el factor analizado. Los índices totales calculan la suma de los índices factoriales que involucran al factor considerado. Hay reportes de análisis de sensibilidad global para modelos de crecimiento de cultivos en campo abierto pero no para cultivos bajo ambiente controlado (invernadero). Lamboni *et al.* (2009) realizaron un análisis de sensibilidad basado en componentes principales a dos modelos de cultivos. Confalonieri (2010) usó el método de Morris y simulación Monte Carlo para estudiar el comportamiento de los modelos de cultivos WOFOST y CropSyst. Varela *et al.* (2010) usaron el método FAST ampliado para estudiar el comportamiento del modelo de cultivos STICS.

La hipótesis del presente estudio fue que un análisis de sensibilidad global, aplicado para conocer el efecto de los parámetros de un modelo matemático sobre las variables de estado y salida, puede proporcionar mayor información del comportamiento del modelo que un análisis de sensibilidad local. Los objetivos del presente estudio fueron: 1) realizar el

are the Fourier amplitude sensitivity test (FAST) and Sobol's method (Cariboni *et al.*, 2007, Saltelli *et al.*, 2008). Their advantages are: take into account the effect of the PDF of each factor, consider the effect of simultaneous variation of all factors, do not require that the model be additive or linear and can treat grouped factors (Saltelli *et al.*, 2004). Both the extended FAST (Saltelli *et al.*, 1999) and Sobol methods allow decompose the variance of the output using Monte Carlo simulation. Global sensitivity indices represent the contribution of each input factor (parameter of the model) to the variance of the output and can be of first-order and total sensitivity. The first-order indices measure the average influence of a factor on the model output, but do not take into account the interaction effects for the analyzed factor. Total indices calculate the sum of the factorial indices involving the factor considered. There are reports of global sensitivity analysis for crop growth models in open field but not for crops under controlled environment (greenhouse). Lamboni *et al.* (2009) carried out a sensitivity analysis, based on principal components, to two models of crops. Confalonieri (2010) used the Morris method and Monte Carlo simulation to study the behavior of crop models WOFOST and CropSyst. Varela *et al.*, (2010) used the extended FAST method to study the behavior of the crop model STICS.

The hypothesis of this study was that a global sensitivity analysis applied to know the effect of the parameters of a mathematical model on the state and output variables can provide more information on the behavior of the model than a local sensitivity analysis. The objectives of this study were: 1) to perform the global sensitivity analysis based on the calculation of variances for the parameters of a growth model for greenhouse grown lettuce (*Lactuca sativa* L.), using data collected in Chapingo, México; 2) to compare the results obtained against other reported for an analysis of local sensitivity of the same model (López-Cruz *et al.*, 2004).

MATERIALS AND METHODS

The NICOLET B3 model

The NICOLET B3 model for lettuce growth (Seginer *et al.*, 1998; Seginer *et al.*, 1999) is described by López-Cruz *et al.* (2004) and local sensitivity analysis for its parameters

análisis de sensibilidad global basado en el cálculo de las varianzas para los parámetros de un modelo de crecimiento de lechugas (*Lactuca sativa* L.) cultivadas en invernadero, usando datos recolectados en Chapingo, México; 2) comparar los resultados obtenidos contra otros reportados para un análisis de sensibilidad local del mismo modelo (López-Cruz *et al.*, 2004).

MATERIALES Y MÉTODOS

El modelo NICOLET B3

El modelo para crecimiento de lechugas NICOLET B3 (Seginer *et al.*, 1998; Seginer *et al.*, 1999) es descrito por López-Cruz *et al.* (2004) y se realizó el análisis de sensibilidad local para sus parámetros. El modelo NICOLET B3 predice el comportamiento de carbono estructural (biomasa celular estructural) y carbono no estructural (biomasa celular no estructural) a nivel celular mediante dos ecuaciones dinámicas y estima también el contenido de nitratos en estado estacionario, a partir de la concentración de carbono y nitrógeno en las vacuolas. Los parámetros analizados en el presente estudio se muestran en el Cuadro 1; los últimos seis coeficientes no fueron considerados en el estudio de López-Cruz *et al.* (2004). El mismo modelo NICOLET B3 utilizado para el análisis de sensibilidad local fue usado en el presente estudio.

Metodología del análisis de sensibilidad global

Un análisis de sensibilidad global considera los pasos siguientes (Saltelli *et al.*, 2000; Saltelli *et al.*, 2004; Saltelli *et al.*, 2008).

Paso 1. Especificación de objetivos

En el presente estudio se desea determinar que parámetros del modelo NICOLET B3 tienen mayor o menor influencia sobre las variables de estado carbono en las vacuolas y carbono estructural, y para la variable de salida peso seco total, que son predichas por el modelo.

Paso 2. Selección de los factores a analizar

Los factores de entrada fueron los parámetros del modelo NICOLET B3 (Cuadro 1) y los factores de salida fueron las variables de estado del modelo: carbono en las vacuolas y carbono en la estructura celular, además de la variable biomasa total.

was carried out. The NICOLET B3 model predicts the performance of structural carbon (structural cell biomass) and non-structural carbon (nonstructural cell biomass) at cell level by two dynamic equations and also estimates nitrate contents at steady state, from the carbon and nitrogen concentration in the vacuoles. The parameters analyzed in this study are shown in Table 1, the last six coefficients were not considered in the study of López-Cruz *et al.* (2004). The same model NICOLET B3 used for local sensitivity analysis was used in this study.

Methodology for the global sensitivity analysis

A global sensitivity analysis considers the following steps (Saltelli *et al.*, 2000, Saltelli *et al.*, 2004, Saltelli *et al.*, 2008).

Step 1. Specification of objectives

In the present study we determined which parameters of the NICOLET B3 model have more or less influence on the state variables carbon in the vacuoles and structural carbon and for the model output variable total dry weight, which are predicted by the model.

Step 2. Selection of factors to analyze

The input factors were the parameters of the NICOLET B3 model (Table 1) and the output factors were the state variables of the model: carbon in the vacuoles: carbon in the cell structure, in addition to the variable total biomass.

Step 3. Selection of the probability density functions (PDFs) for each factor

As there is no additional information, in a first approximation, a uniform probability density function was selected for each of the parameters of the NICOLET model. The upper and lower ranges for each PDF (Table 1) were selected considering 10 % of variation of the parameter around its nominal value (Seginer *et al.*, 1998; Seginer *et al.*, 1999). A greater percentage of variation generated numerical errors in the simulation of the model.

Step 4. Selection of the sensitivity analysis method

Two methods were used based on the calculation of the variances: the extended Fourier method (FAST) and the Sobol method (Monod *et al.*, 2006; Saltelli *et al.*, 2008) to obtain the first-order sensitivity indices and total sensitivity indices. The first-order sensitivity index (S_i), represents the contribution

Cuadro 1. Parámetros del modelo NICOLET B3 como factores de entrada para el análisis de sensibilidad global basado en el cálculo de las varianzas.**Table 1. NICOLET B3 model parameters as input factors for the global sensitivity analysis based on the calculation of variances.**

Parámetro	Símbolo	Unidades	Valor nominal	Límite inferior	Límite superior
Eficiencia fotosintética	ε	$\text{mol} \cdot \text{mol}^{-1}$	0.04	0.036	0.044
Conductancia foliar de CO_2	σ	ms^{-1}	0.0014	0.0013	0.0015
Coeficiente de extinción de radiación	a	$\text{m}^2 \text{mol}^{-1}$	1.7	1.53	1.87
Coeficiente de respiración de mantenimiento	k	s^{-1}	0.25×10^{-6}	0.225×10^{-6}	0.275×10^{-6}
Tasa de crecimiento sin inhibición	ν	$\text{mol} \cdot \text{m}^{-1}$	13	11.7	14.3
Coeficiente de respiración de crecimiento	θ	Adim.	0.3	0.27	0.33
Coeficiente de equivalencia osmótica de C	γ	$\text{mol} \cdot \text{mol}^{-1}$	0.61	0.549	0.671
Coeficiente de la concentración de carbono	λ	$\text{m}^3 \text{mol}^{-1}$	8.33×10^{-4}	7.5×10^{-4}	9.16×10^{-4}
Pendiente de la función de inhibición para fotosíntesis	S_p	Adim.	10	9	11
Pendiente de la función de inhibición para crecimiento	S_g	Adim.	10	9	11
Frontera de inhibición para la función de fotosíntesis	b_p	Adim.	0.8	0.72	0.88
Frontera de inhibición para la función de crecimiento	b_g	Adim.	0.2	0.18	0.22
Punto de compensación de CO_2	C^*	$\text{mol} \cdot \text{m}^{-3}$	0.0011	0.00099	0.0012
Temperatura de referencia	T^*	$^{\circ}\text{C}$	20	18	22
Presión osmótica de vacuolas	π_v	Pa	530	477	583
Coeficiente de equivalencia osmótica de N	β	$\text{m}^3 \text{mol}^{-1}$	6.0	5.4	6.6
Presión osmótica en la rizósfera	π_{r0}	Pa	50.0	45	55
Coeficiente término exponencial función de mantenimiento	c	$^{\circ}\text{C}^{-1}$	0.0693	0.0624	0.0762

Paso 3. Selección de las funciones de densidad de probabilidad (PDFs) para cada factor

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 intervalos inferior y superior para cada PDF (Cuadro 1) se seleccionaron considerando 10 % de variación del parámetro alrededor de su valor nominal (Seginer *et al.*, 1998;

of each factor of input (X_i) to the total variance of the output ($V(Y)$), and it is denoted by the following equation:

$$S_i = \frac{V[E(Y | X_i)]}{V(Y)} \quad (1)$$

where $V[E(Y | X_i)]$ is the amount of expected variance due to the main effect that would be removed from the total variance $V(Y)$ if the true value of factor X_i could be determined.

Seginer *et al.*, 1999). Un porcentaje de variación mayor generó errores numéricos en la simulación del modelo.

Paso 4. Selección del método de análisis de sensibilidad

Se usaron dos métodos basados en el cálculo de las varianzas: el método ampliado de Fourier (FAST) y el método de Sobol (Monod *et al.*, 2006; Saltelli *et al.*, 2008) para obtener los índices de sensibilidad de primer orden y los índices de sensibilidad total. El índice de sensibilidad de primer orden (S_i), representa la contribución de cada factor de entrada (X_i) a la varianza total de la salida ($V(Y)$), y se denota por la ecuación siguiente:

$$S_i = \frac{V[E(Y | X_i)]}{V(Y)} \quad (1)$$

donde $V[E(Y | X_i)]$ es la cantidad de varianza esperada debida al efecto principal que se removería de la varianza total $V(Y)$ si se pudiera determinar el verdadero valor del factor X_i .

La varianza incondicional total de la variable de salida Y se define como:

$$V(Y) = E[V(Y | X_i)] + V[E(Y | X_i)] \quad (2)$$

donde $E[V(Y | X_i)]$ es la cantidad esperada de varianza de la salida que permanecería sin explicación (residual) si el factor X_i fuera dejado en libertad sobre su rango de incertidumbre. El índice de sensibilidad de efecto total (S_{T_i}) que da cuenta de la contribución total de la salida Y debida al factor X_i esto es, su efecto de primer orden más todos los efectos de orden superior producto de las interacciones, se obtiene reescribiendo la ecuación (2) condicionando con respecto a todos los factores a excepción de X_{-i} .

$$V(Y) = E[V(Y | X_{-i})] + V[E(Y | X_{-i})] \quad (3)$$

$$S_{T_i} = 1 - \frac{V[E(Y | X_{-i})]}{V(Y)} = \frac{E[V(Y | X_{-i})]}{V(Y)} \quad (4)$$

El cálculo de ambos índices se realizó de acuerdo al método computacional propuesto por Saltelli *et al.* (2004) y Saltelli *et al.* (2008), el cual se encuentra programado en el software Simlab versión 3.2 (Simlab, 2011) para Matlab (The Mathworks INC, 1984-2009). Por definición $S_{T_i} > S_i$ o $S_{T_i} = S_i$ cuando X_i no participa en interacciones con otro factor. Las diferencias $S_{T_i} - S_i$ y $1 - \sum_i S_i$ son una medida de la participación de X_i en

The total unconditional variance of the output variable Y is defined as:

$$V(Y) = E[V(Y | X_i)] + V[E(Y | X_i)] \quad (2)$$

where $E[V(Y | X_i)]$ is the expected amount of variance of the output that would remain unexplained (residual) if factor X_i was released on its range of uncertainty. The sensitivity index of total effect (S_{T_i}) which accounts for the total contribution of the output Y due to the factor X_i this is, its first-order effect plus all higher-order effects product of the interactions, is obtained by rewriting the equation (2) conditioning with respect to all factors except X_{-i} .

$$V(Y) = E[V(Y | X_{-i})] + V[E(Y | X_{-i})] \quad (3)$$

$$S_{T_i} = 1 - \frac{V[E(Y | X_{-i})]}{V(Y)} = \frac{E[V(Y | X_{-i})]}{V(Y)} \quad (4)$$

The calculation of both indices was performed according to the computational method proposed by Saltelli *et al.* (2004) and Saltelli *et al.* (2008), which is programmed into the software Simlab version 3.2 (Simlab, 2011) for Matlab (The Mathworks INC, 1984-2009). By definition $S_{T_i} > S_i$ or $S_{T_i} = S_i$ when X_i is not involved in interactions with another factor. Differences $S_{T_i} - S_i$ and $1 - \sum_i S_i$ are a measure of the participation of X_i in interactions with another factor. If $S_{T_i} = 0$ means that the model is not sensitive to this factor. The sum of all the S_i is equal to 1 when the model is additive and less than 1 if not additive. The sum of the S_{T_i} is greater than 1 for non-additive models and equal to 1 only in the case of additive models (Saltelli *et al.*, 2008).

Step 5. Generation of the input sample

A sample of size $N=5000$ was generated for the FAST extended sampling method and a sample of size $N=3000$ for the Sobol sampling method to ensure a good estimate of the indices of sensitivity (Saltelli *et al.*, 2004; Saltelli *et al.*, 2008), using the program for sensitivity analyses Simlab version 3.2 (Simlab, 2011).

Step 6. Evaluation of the model

The NICOLET B3 model was programmed in the environment Matlab-Simulink (The Mathworks INC, 1984-2009). Using the samples of size 5000 and 3000 respectively, for

las interacciones con otro factor. Si $S_{T_i} = 0$ significa que el modelo no es sensible a este factor. La suma de todos los S_i es igual a 1 cuando el modelo es aditivo y menor de 1 si es no aditivo. La suma de los S_{T_i} es mayor que 1 para modelos no aditivos e igual a 1 solo en el caso de modelos aditivos (Saltelli *et al.*, 2008).

Paso 5. Generación de la muestra de entrada

Se generó una muestra de tamaño $N=5000$ para el método de muestreo ampliado FAST y una muestra de tamaño $N=3000$ para el método de muestreo de Sobol, para garantizar una buena estimación de los índices de sensibilidad (Saltelli *et al.*, 2004; Saltelli *et al.*, 2008), usando el programa para análisis de sensibilidad Simlab versión 3.2 (Simlab, 2011).

Paso 6. Evaluación del modelo

El modelo NICOLET B3 se programó en el ambiente Matlab-Simulink (The Mathworks INC, 1984-2009). Usando las muestras de tamaño 5000 y 3000 respectivamente, para los factores de entrada (parámetros), se ejecutaron las simulaciones correspondientes y se almacenaron los valores de las variables carbono en las vacuolas, carbono en la estructura y peso seco total. Se usó el método de Runge-Kutta de cuarto orden con tamaño de paso de integración variable, tolerancia relativa de 10^{-8} y tolerancia absoluta de 10^{-12} para llevar a cabo la integración numérica. Las variables de entrada medidas: radiación fotosintéticamente activa ($W\ m^{-2}$), concentración de dióxido de carbono (ppm) y temperatura del aire ($^{\circ}C$), usadas en el análisis de sensibilidad local (López-Cruz *et al.*, 2004), se usaron en el presente estudio.

Paso 7. Análisis de las salidas del modelo y conclusiones

Los valores de los índices de sensibilidad (S_i y S_{T_i}) estimados fueron usados para evaluar la importancia de cada uno de los parámetros del modelo NICOLET B3. Para presentar los valores de los índices de sensibilidad se generaron gráficas de barras.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Índices de sensibilidad global calculados al final del ciclo de crecimiento del cultivo

La Figura 1 incluye los índices de sensibilidad calculados por el método FAST, para la variable de estado carbono en las vacuolas al final del ciclo de crecimiento (63 d). En orden decreciente los

input factors (parameters), the corresponding simulations were run and the values of the variables carbon in the vacuoles, carbon in the structure and total dry weight were stored. The Runge-Kutta method of fourth order with a variable integration step size, relative tolerance of 10^{-8} and absolute tolerance of 10^{-12} was used to carry out the numerical integration. The measured input variables: photosynthetic active radiation ($W\ m^{-2}$), carbon dioxide concentration (ppm) and air temperature ($^{\circ}C$), used in the local sensitivity analysis (López-Cruz *et al.*, 2004), were used in this study.

Step 7. Analysis of the model outputs and conclusions

The values of the sensitivity indices (S_i and S_{T_i}) estimated were used to evaluate the importance of each of the NICOLET B3 model parameters. Bar charts were generated to present the values of sensitivity indices.

RESULTS AND DISCUSSION

Global sensitivity indices calculated at the end of crop growth cycle

Figure 1 includes sensitivity indices calculated by the FAST method for carbon state variable in the vacuoles at the end of the growth cycle (63 d). In decreasing order the parameters: reference temperature (T^*), maintenance respiration coefficient (k), coefficient of growth rate without inhibition (ν) and leaf conductance for CO_2 (σ) are the most important. The sum of the first order effects (1.08) and the sum of the total indices (1.73) are different from 1.0, so that there should be interactions between the model parameters. Total indices of the four most influential parameters have the greatest differences $S_{T_i} - S_i$ which means that these parameters affect the behavior of the state variable along with other parameters taking part in interactions. The variable that interacts more is the reference temperature since it showed the greatest difference between its indices of sensitivity (0.19). The parameters for which the carbon in the vacuoles is more sensitive, are the same as those identified by local analysis (López-Cruz *et al.*, 2004); except for the reference temperature that was not considered in the local sensitivity analysis. As shown in Figure 2 the Sobol method confirms the results obtained by the FAST method.

For structural carbon, according to the FAST method, in decreasing order the parameters σ ,

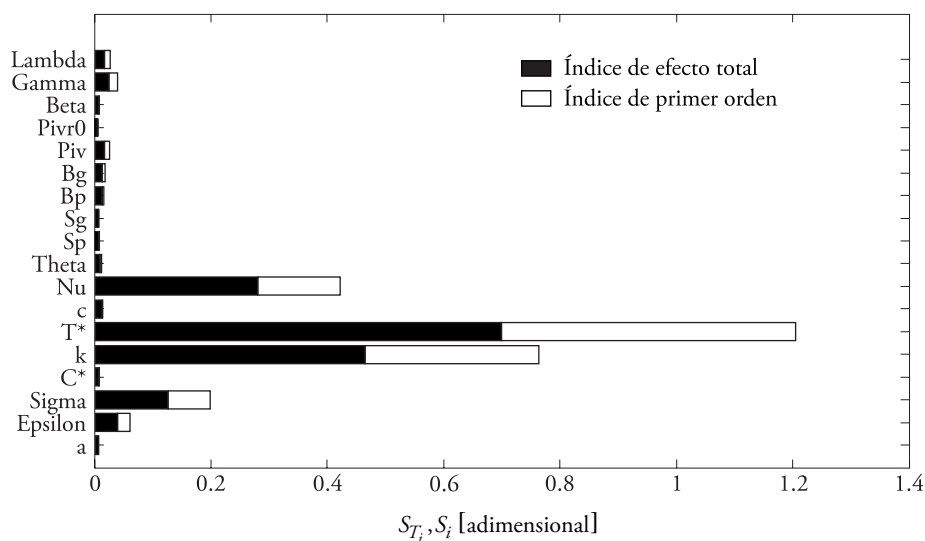


Figura 1. Índices de sensibilidad calculados con el método FAST para el carbono en las vacuolas.

Figure 1. Sensitivity indices calculated with the FAST method for carbon in the vacuoles.

parámetros temperatura de referencia (T^*), coeficiente de respiración de mantenimiento (k), coeficiente de la tasa de crecimiento sin inhibición (ν) y conductancia foliar de CO_2 (σ), son los más importantes. La suma de los efectos de primer orden (1.08) y la suma de los índices totales (1.73) son diferentes de 1.0, por lo que deben existir interacciones entre los parámetros del modelo. Los índices totales de los cuatro parámetros más influyentes presentan las mayores diferencias $S_{T_i} - S_i$ lo que significa que estos parámetros afectan el comportamiento de la variable de estado junto con otros parámetros participando en las interacciones. La variable que interactúa más es la temperatura de referencia ya que mostró la mayor diferencia entre sus índices de sensibilidad (0.19). Los parámetros para los que el carbono en las vacuolas es más sensible, son los mismos que los identificados mediante el análisis local (López-Cruz *et al.*, 2004), excepto por la temperatura de referencia que no fue considerada en el análisis de sensibilidad local. Como se observa en la Figura 2 el método de Sobol confirma los resultados obtenidos con el método FAST.

Para el carbono estructural, de acuerdo con el método FAST, en orden decreciente los parámetros σ , ν sin inhibición, T^* , k y el coeficiente de eficiencia fotosintética (ϵ), son los más importantes de acuerdo a ambos índices de sensibilidad (Figura 3). La suma de los efectos de primer orden es 0.75 y

ν without inhibition, T^* , k and photosynthetic efficiency coefficient (ϵ) are the most important according to both sensitivity indices (Figure 3). The sum of the first order effects is 0.75 and the sum of total indices 1.65. Therefore, there must be interactions and the five parameters participate in these as they present the largest differences between their total indices and those of first order. The greatest difference was that of reference temperature (0.23). The most significant parameters predicted by global analysis are different from those predicted by the local method (López-Cruz *et al.*, 2004), although ν and k were relevant to both approaches.

The results obtained by the Sobol method are slightly different in terms of relevance of parameters; however, the more significant parameters still are the same as predicted by the Extended FAST method (Figure 4) and the local method.

For total dry biomass, the most important parameters according to both sensitivity indices (Figure 5) predicted by the FAST method, in decreasing order, are σ , ϵ , T^* , osmotic pressure of the vacuoles (π_v) and k . The sum of the first order effects is 1.16 and the sum of total indices 1.54. Therefore, there should be interactions among the five parameters taking into account their respective differences between total indices and of first order. But the reference temperature is the most interacting because it presents the greatest difference (0.19). In the

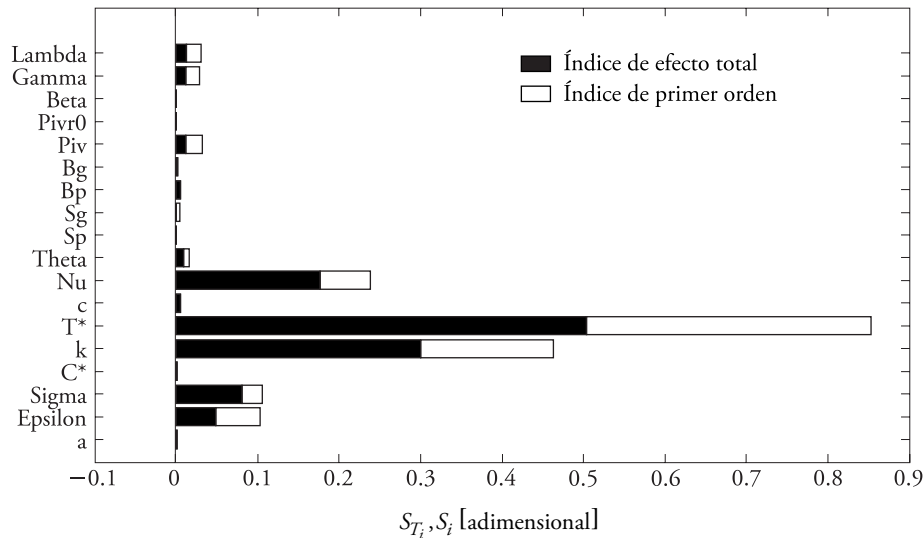


Figura 2. Índices de sensibilidad obtenidos con el método de Sobol para el carbono en las vacuolas.

Figure 2. Sensitivity indices obtained with the Sobol method for carbon in the vacuoles.

la suma de los índices totales 1.65. Por tanto, deben existir interacciones y los cinco parámetros participan en éstas ya que presentan las diferencias más grandes entre sus índices totales y los de primer orden. La mayor diferencia la presentó la temperatura de referencia (0.23). Los parámetros más significativos que predice el análisis global son diferentes a los que predice el método local (López-Cruz *et al.*, 2004), aunque ν y k resultaron relevantes para ambos enfoques.

case of the Sobol method (Figure 6) the results were similar except for the last parameter. These results differ from that obtained by local sensitivity analysis (López-Cruz *et al.*, 2004, Mathieu *et al.*, 2006) for which the parameters coefficient of extinction of radiation (a) and growth without inhibition (ν) are relevant.

For the three variables analyzed it was observed that $\sum_i S_{T_i} > 1$; this means that the model is highly non additive.

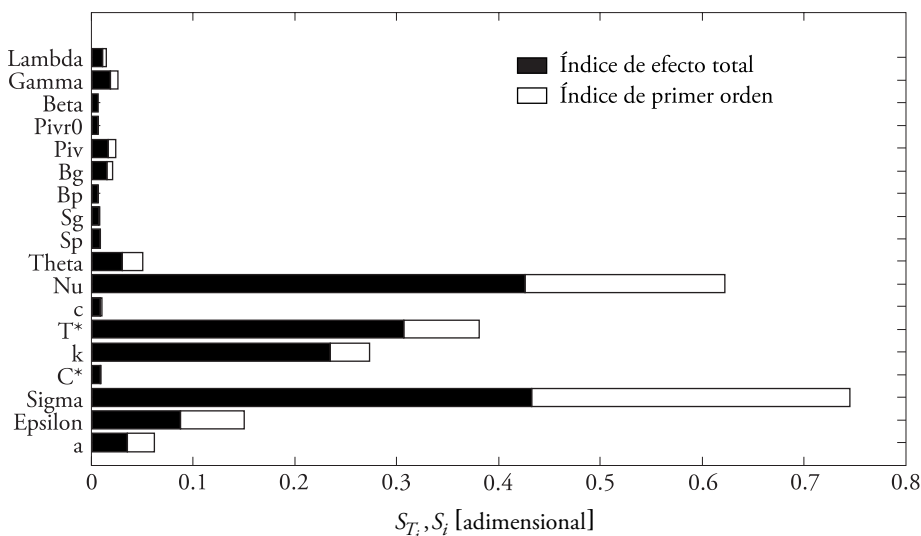


Figura 3. Índices de sensibilidad calculados con el método FAST para el carbono estructural.

Figure 3. Sensitivity indices calculated with the FAST method for the structural carbon.

Los resultados obtenidos mediante el método de Sobol son ligeramente diferentes en cuanto la relevancia de los parámetros; sin embargo, los parámetros más significativos son los mismos que predice el método FAST ampliado (Figura 4) y el método local.

Para biomasa seca total, los parámetros más importantes de acuerdo con ambos índices de sensibilidad (Figura 5) predichos por el método FAST, en orden decreciente, son σ , ε , T^* , presión osmótica de las vacuolas (π_v) y k . La suma de los efectos de primer orden es 1.16 y la suma de los índices totales

Global sensitivity indices calculated during the growth cycle

The analysis of the effect of parameters on the carbon in the vacuoles at the beginning of the growth period, using only the FAST method (Figure 7) shows that the most important are a , v , T^* and k . However, nine parameters are relevant to the beginning of growth. Similar behavior was observed through the local analysis (López-Cruz *et al.*, 2004). Significantly, the radiation extinction coefficient is the most important parameter because

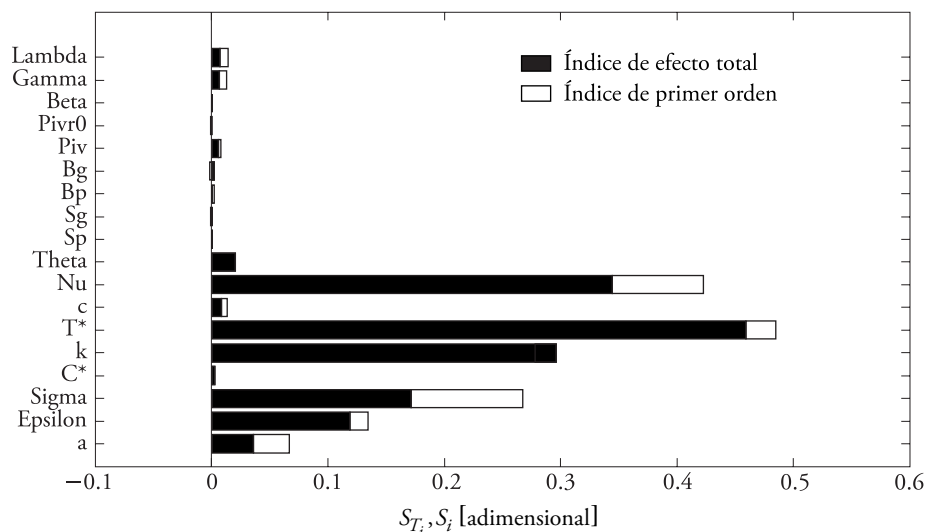


Figura 4. Índices de sensibilidad calculados con el método de Sobol para el carbono estructural.
Figure 4. Sensitivity indices calculated with the Sobol method for the structural carbon.

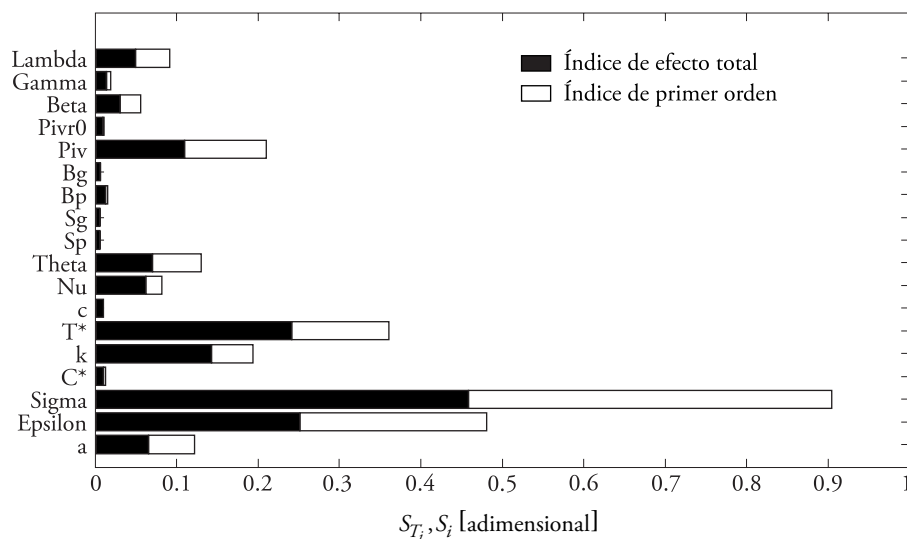


Figura 5. Índices de sensibilidad calculados con el método FAST para el peso seco total.
Figure 5. Sensitivity indices calculated with the FAST method for the total dry weight.

1.54. Por tanto, deben existir interacciones entre los cinco parámetros tomando en cuenta sus correspondientes diferencias entre índices totales y de primer orden. Pero la temperatura de referencia es la que más interactúa porque presenta la diferencia más grande (0.19). En el caso del método de Sobol (Figura 6) los resultados fueron similares excepto por el último parámetro. Estos resultados difieren de lo obtenido por el análisis de sensibilidad local (López-Cruz *et al.*, 2004; Mathieu *et al.*, 2006) para el cual los parámetros coeficiente de extinción de la radiación (a) y ν son relevantes.

Para las tres variables analizadas se observó que $\sum_i S_{T_i} > 1$; esto significa que el modelo es altamente no aditivo.

Índices de sensibilidad global calculados durante el ciclo de crecimiento

El análisis del efecto de los parámetros sobre el carbono en las vacuolas al inicio del periodo de crecimiento, mediante el método FAST únicamente (Figura 7), muestra que los más importantes son a , ν , T^* y k . Sin embargo, nueve parámetros son relevantes al inicio del crecimiento. Un comportamiento similar fue observado mediante el análisis local (López-Cruz *et al.*, 2004). Es significativo que el coeficiente de extinción de la radiación resulte el parámetro más importante ya que el cultivo se encontraría en su fase de crecimiento exponencial.

the crop would be in their exponential growth phase.

In contrast, Figure 8 shows that after 40 d of growth, there are few relevant parameters and are the same as those in Figure 1. It is noteworthy that the local sensitivity analysis (López-Cruz *et al.*, 2004) also found that k was one of the most important parameters for carbon in the vacuoles. By comparing Figure 1 to Figures 7 and 8, it is noted that the function of the parameters changes over time and its effect varies according to crop development. This behavior is also shown in the functions of local sensitivity analysis, but the global analysis shows that as the crop development progress, few parameters affect the model behavior.

For structural carbon, using the FAST method (Figure 9), it was found that at the beginning of growth the most relevant parameters were T^* , a , k and ν . Unlike carbon in the vacuoles, the structural biomass is influenced by a few parameters even at the beginning of the growth period. This behavior is similar after 40 days of growth (Figure 10), since except for a , the important parameters are the same as at the beginning. However, at the end of the crop period the significant parameters are different (Figure 3), which shows that the effect of the parameters on this variable is changing in time. In general, the global sensitivity analysis for parameters with respect to the variable structural carbon, shows the same characteristics found previously using a local sensitivity analysis (López-Cruz *et al.*, 2004)

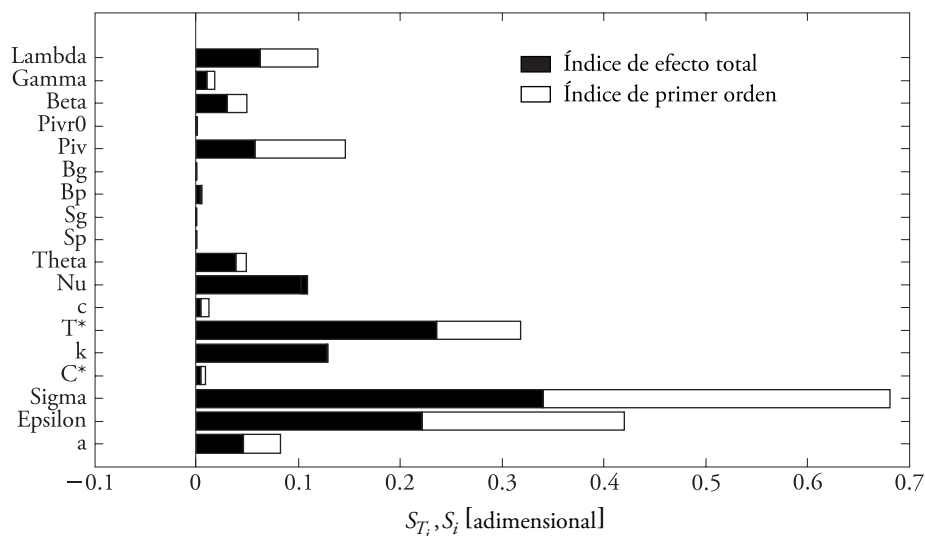


Figura 6. Índices de sensibilidad calculados con el método de Sobol para el peso seco total.
Figure 6. Sensitivity indices calculated with the Sobol method for the total dry weight.

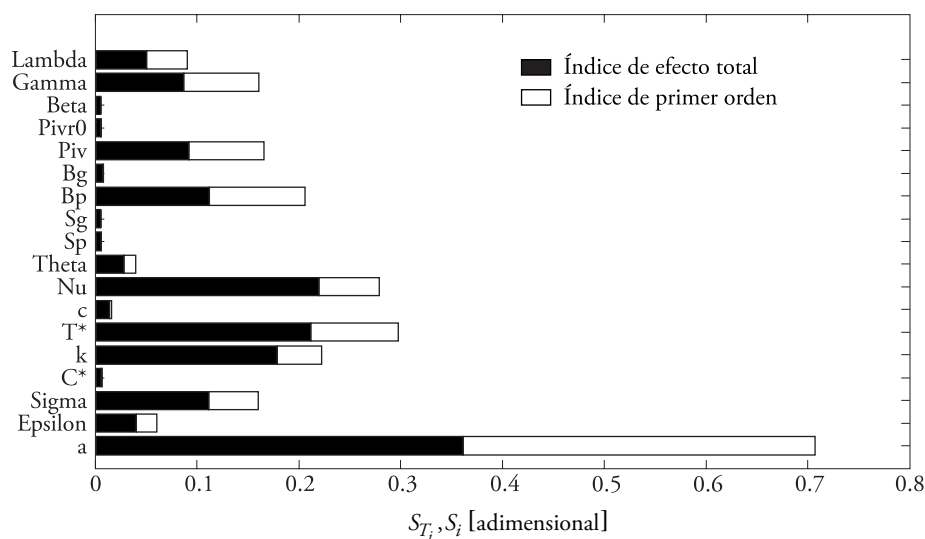


Figura 7. Índices de sensibilidad calculados con el método FAST para el carbono en las vacuolas después de 10 días de crecimiento.

Figure 7. Sensitivity indices calculated with the FAST method for the carbon in the vacuoles after 10 days of growth.

En contraste, en la Figura 8 se observa que después de 40 d de crecimiento, hay pocos parámetros relevantes y son los mismos de la Figura 1. Es de destacar que el análisis de sensibilidad local (López-Cruz *et al.*, 2004) también detectó que k fue uno de los parámetros más importantes para el carbono en las vacuolas. La comparación de la Figura 1 con las Figuras 7 y 8 mostró que la función de los parámetros cambia en el tiempo y su efecto cambia con el

when comparing the global sensitivity indices along the crop cycle against sensitivity functions obtained by the local analysis.

For biomass, using the FAST method (Figure 11), the most influential parameters are a , T^* , k and ν after 10 days of growth. In contrast, after 40 days of growth (Figure 12) the significant parameters are ν , T^* , σ , k and a . These results are similar to those obtained by local analysis for the sensitivity functions

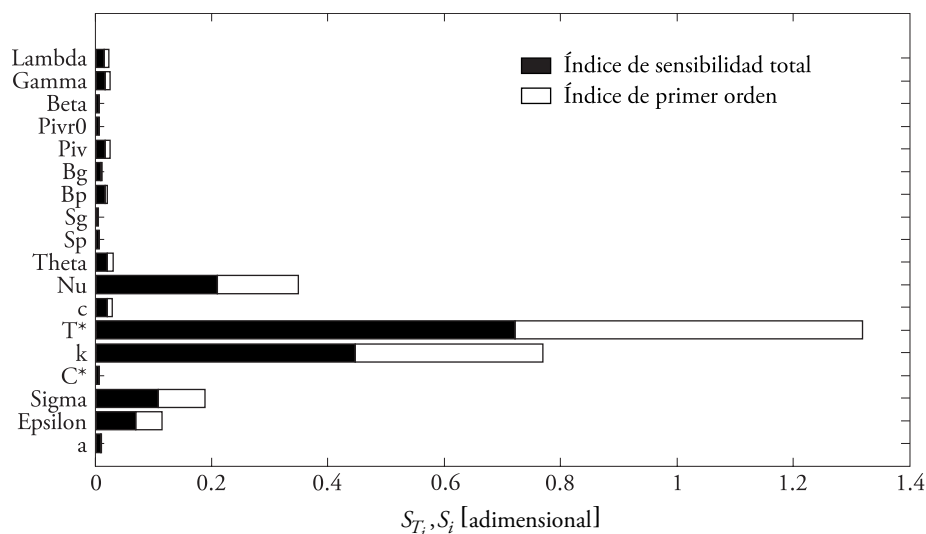


Figura 8. Índices de sensibilidad calculados con el método FAST para el carbono en las vacuolas después de 40 días de crecimiento.

Figure 8. Sensitivity indices calculated with the FAST method for the carbon in the vacuoles after 40 days of growth.

desarrollo del cultivo. Este comportamiento también se muestra en las funciones de sensibilidad del análisis local, pero el análisis global muestra que pocos parámetros afectan el comportamiento del modelo con el desarrollo del cultivo.

Para el carbono estructural, mediante el método FAST (Figura 9), se encontró que al inicio del crecimiento los parámetros más relevantes fueron T^* , a , k y ν . A diferencia del carbono en las vacuolas, la biomasa estructural está influenciada por pocos parámetros aún al inicio del periodo de crecimiento. Este comportamiento es similar después de 40 d de crecimiento (Figura 10), ya que excepto por a , los parámetros importantes son los mismos que al inicio. Sin embargo, al final del periodo del cultivo los parámetros significativos son diferentes (Figura 3), lo cual muestra que el efecto de los parámetros sobre esta variable es cambiante en el tiempo. En general, el análisis de sensibilidad global para los parámetros respecto a la variable carbono estructural, muestra las mismas características encontradas anteriormente mediante un análisis de sensibilidad local (López-Cruz *et al.*, 2004) si se comparan los índices de sensibilidad global a lo largo del ciclo de cultivo contra las funciones de sensibilidad obtenidas mediante el análisis local.

Para la biomasa, usando el método FAST (Figura 11), los parámetros más influyentes son a , T^* , k y ν , después de 10 días de crecimiento. En contraste, después de 40 días de crecimiento (Figura 12) los pará-

(López-Cruz *et al.*, 2004). Comparing Figures 11 and 12 with Figure 5, the change in the effect of parameters related to photosynthesis for total crop biomass are observed at the end of the growth period.

CONCLUSIONS

Both the expanded FAST method and the Sobol method allowed us to determine the parameters that most affect the behavior of variables predicted by the model NICOLET B3. Many similarities between the two global methods were found with the local sensitivity analysis, but also important differences were observed possibly because the global methods explore a greater range of variation of the parameters than the local approach. Although apparently local and global approaches of sensitivity analysis are complementary, further research is needed before we can conclude that method is more reliable when applied to greenhouse crop models.

—End of the English version—



metros significativos son ν , T^* , σ , k y a . Estos resultados son similares a los obtenidos mediante el análisis local por las funciones de sensibilidad (López-Cruz *et*

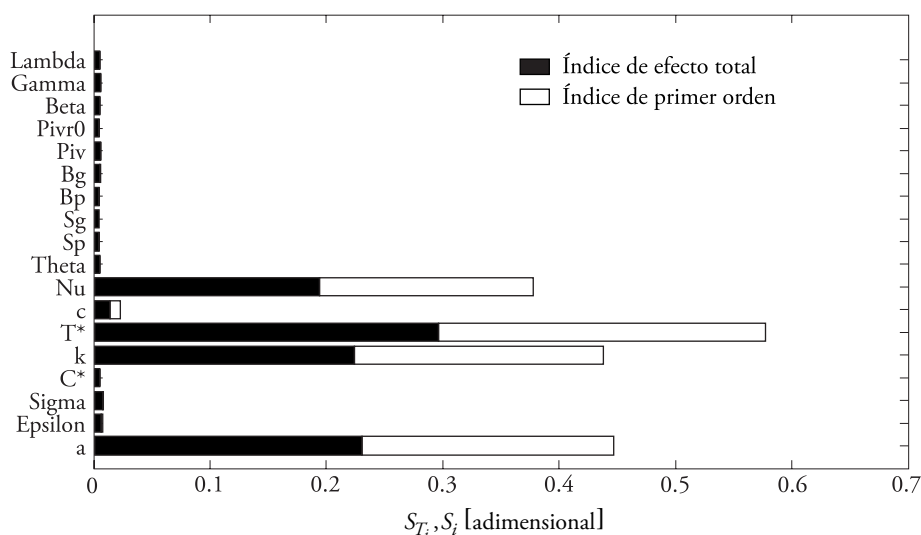


Figura 9. Índices de sensibilidad calculados con el método FAST para el carbono estructural después de 10 días de crecimiento.

Figure 9. Sensitivity indices calculated with the FAST method for the structural carbon after 10 days of growth.

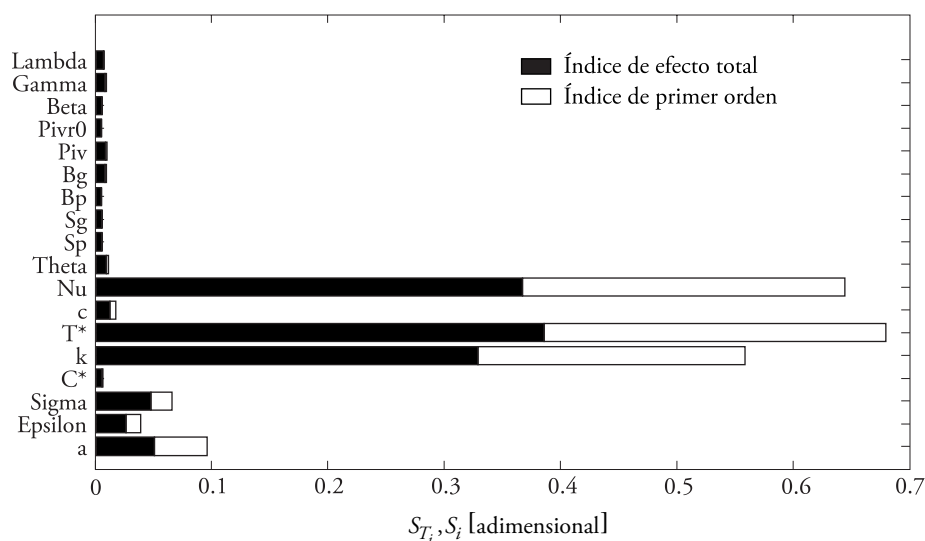


Figura 10. Índices de sensibilidad calculados con el método FAST para el carbono estructural después de 40 días de crecimiento.

Figure 10. Sensitivity indices calculated with the FAST method for the structural carbon after 40 days of growth.

al., 2004). Comparando la Figura 11 y 12 con la Figura 5, se aprecia el cambio en el efecto de parámetros relacionados con la fotosíntesis para la biomasa total del cultivo, al final del periodo de crecimiento.

CONCLUSIONES

Tanto el método FAST ampliado como el método de Sobol permitieron determinar los parámetros

que afectan en mayor medida el comportamiento de las variables que predice el modelo NICOLET B3. Se encontraron muchas similitudes entre ambos métodos globales con el análisis de sensibilidad local, pero también se observaron diferencias importantes posiblemente porque los métodos globales exploran un rango de variación mayor de los parámetros que el enfoque local. Aunque aparentemente los enfoques local y global de análisis de sensibilidad son

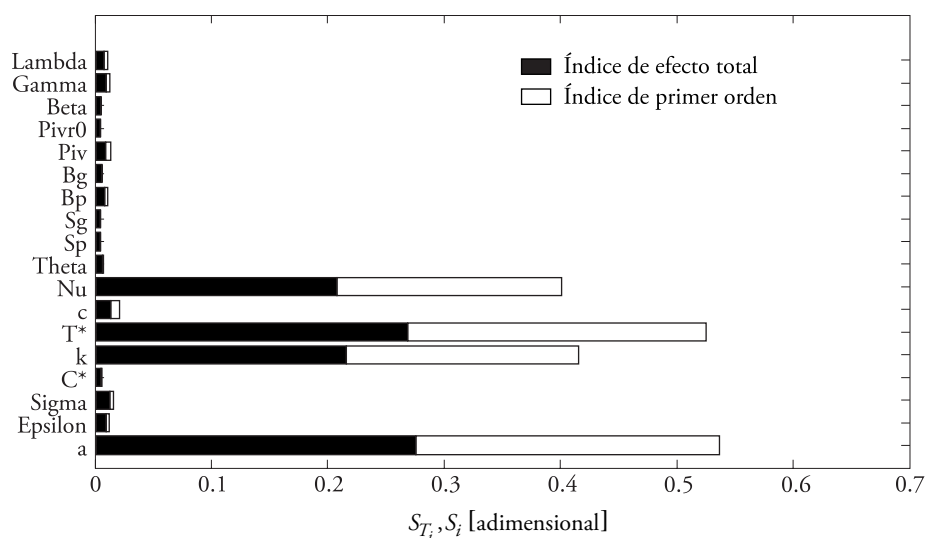


Figura 11. Índices de sensibilidad calculados con el método FAST para el peso seco total después de 10 días de crecimiento.

Figure 11. Sensitivity indices calculated with the FAST method for the total dry weight after 10 days of growth.

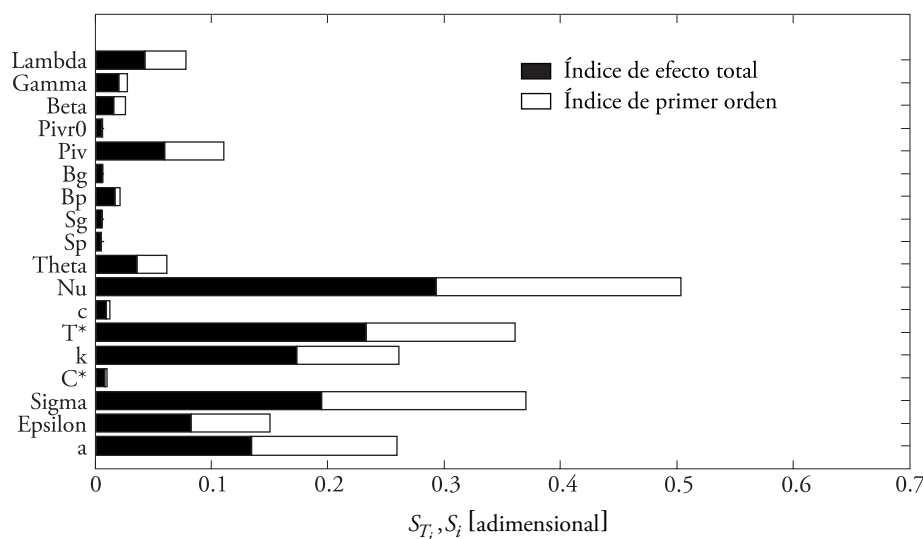


Figura 12. Índices de sensibilidad calculados con el método FAST para el peso seco total después de 40 días de crecimiento.

Figure 12. Sensitivity indices calculated with the FAST method for the total dry weight after 40 days of growth.

complementarios, se requiere más investigación antes de poder concluir que método es más confiable cuando se aplica a modelos de cultivos en invernadero.

LITERATURA CITADA

- Cariboni, J., D. Gatelli, R. Liska, and A. Saltelli. 2007. The role of sensitivity analysis in ecological modelling. *Ecological Modell.* 203: 167-182.
- Confalonieri, R. 2010. Monte Carlo based sensitivity analysis of two crop simulators and considerations on model balance. *Eur. J. Agron.* 33: 89-93.
- Lamboni, M., D. Makowski, S. Lehuger, B. Gabrielle, and H. Monod. 2009. Multivariate global sensitivity analysis for dynamic crop models. *Field Crops Res.* 113: 312-320.
- López-Cruz, I. L., A. Ramírez-Arias, y A. Rojano-Aguilar. 2004. Análisis de sensibilidad de un modelo dinámico de crecimiento para lechugas (*Lactuca sativa* L.) cultivadas en invernadero. *Agrociencia* 38: 613-624.
- Makowski, D., C. Naud, M.H. Jeuffroy, A. Barbottin, and H. Monod. 2006. Global sensitivity analysis for calculating the contribution of genetic parameters to the variance of crop model prediction. *Reliability Eng. & Systems Safety* 91: 1142-1147.
- Mathieu, J., R. Linker, L. Levine, L. Albright, A.J. Both, R. Spanswick, R. Wheeler, E. Wheeler, D. de Villiers, and R. Langhans. 2006. Evaluation of the NICOLET model for simulation of short-term hydroponic lettuce growth and nitrate uptake. *Biosystems Eng.* 95(3): 323-337.
- Monod, H., C. Naud, and D. Makowski. 2006. Uncertainty and sensitivity analysis for crop models. In: Wallach, D., D. Makowski, and J.W. Jones (eds). *Working with Dynamic Crop Models. Evaluation, Analysis, Parameterization, and Applications.* Elsevier. Amsterdam. The Netherlands. 447 p.
- Saltelli, A., S. Tarantola, and K. Chan. 1999. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output. *Technometrics* 41: 39-56.
- Saltelli, A., K. Chan, and E. M. Scott (eds). 2000. *Sensitivity Analysis.* John Wiley & Sons Ltd. Chichester. UK. 475 p.
- Saltelli, A., S. Tarantola, F. Campolongo, and M. Ratto. 2004. *Sensitivity Analysis in Practice. A Guide to Assessing Scientific Models.* John Wiley & Sons Ltd. Chichester. England. 219 p.
- Saltelli, A., M. Ratto, S. Tarantola, and F. Campolongo. 2006. Sensitivity analysis practices: strategies for model-based inference. *Reliability Eng. & Systems Safety* 91: 1109-1125.
- Saltelli, A., M. Ratto, F. Campolongo, J. Cariboni, D. Gatelli, D., M. Saisana, and S. Tarantola. 2008. *Global Sensitivity Analysis. The Primer.* John Wiley & Sons Ltd. Chichester. England. 292 p.
- Saltelli, A., P. Annoni, I. Azzini, F. Campolongo, M. Ratto, and S. Tarantola. 2010. Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Comm.* 181: 259-270.
- Seginer, I., F. Buwalda, and G. van Straten. 1998. Nitrate concentration in greenhouse lettuce: a modeling study. *Acta Horticulturae* 456: 189-198.
- Seginer, I., G. van Straten, and F. Buwalda. 1999. Lettuce growth limited by nitrate supply. *Acta Horticulturae* 507: 141-148.
- Simlab. 2011. Software package for uncertainty and sensitivity analysis. Joint Research Centre of the European Commission. <http://simlab.jrc.ec.europa.eu>. (Consultado: mayo, 2011).
- The Mathworks INC. 1984-2009. *Matlab 7. The Getting started guide.* 272 p.
- van Henten, E. J., and G. van Straten. 1994. Sensitivity analysis of a dynamic growth model of lettuce. *J. Agric. Eng. Res.* 59: 19-31.
- Varela, H., M. Guerif, and S. Buis. 2010. Global sensitivity analysis measures the quality of parameter estimation: the case of soil parameters and a crop model. *Environ. Modell. & Software* 25: 310-319.