

# ALGORITMOS GENÉTICOS PARA LA CALIBRACIÓN DEL MODELO CLIMÁTICO DE UN INVERNADERO

R. Guzmán-Cruz<sup>1\*</sup>; R. Castañeda-Miranda<sup>1</sup>;  
J. J. García-Escalante<sup>1</sup>; A. Lara-Herrera<sup>2</sup>;  
I. Serroukh<sup>1</sup>; L. O. Solis-Sánchez<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Laboratorio de Biotrónica. Facultad de Ingeniería.

Universidad Autónoma de Querétaro.

Cerro de las Campanas s/n, Col. Las Campanas.  
Querétaro, Querétaro, MÉXICO.

Correo-e: rcast@uag.mx (\*Autor responsable).

<sup>2</sup>Unidad Académica de Agronomía.

Universidad Autónoma de Zacatecas.  
Jardín Juárez Núm. 147, Centro Histórico,  
Zacatecas, Zacatecas, MÉXICO.

## RESUMEN

La producción de cultivos en invernadero, en comparación con los de cielo abierto, es de mayor calidad y cantidad y mejor precio en cualquier época del año. Estas ventajas están relacionadas con las condiciones ambientales en las que se desarrolla el cultivo y con las condiciones climáticas específicas de cada región, así que es importante contar con un sistema de control que ayude a mantener los valores de las variables climáticas dentro de cierto rango de valores, para el desarrollo óptimo del cultivo. Sin embargo, el diseño de estos sistemas está basado en modelos matemáticos que describen determinados procesos, de modo que, es necesario contar con un modelo que pronostique el comportamiento del ambiente interno del invernadero. El objetivo de este trabajo fue realizar el ajuste de un modelo matemático para el ambiente interno de un invernadero bajo condiciones climáticas de la región centro de México. Además, se realizó el análisis de sensibilidad, la calibración y la validación del modelo determinando el coeficiente de correlación ( $r$ ). Se usaron datos obtenidos del invernadero que forma parte del laboratorio de biotrónica de la Universidad Autónoma de Querétaro. Las variables de entrada del modelo fueron la temperatura y humedad relativa externas, la velocidad del viento y la radiación solar. Los resultados mostraron que la temperatura estimada en el interior del invernadero tuvo un mejor ajuste a la temperatura interna medida ( $r = 0.86$ ) y, la humedad relativa interna estimada tuvo un menor ajuste a la humedad relativa medida ( $r = 0.78$ ).

**PALABRAS CLAVE ADICIONALES:** análisis de sensibilidad, parámetros, variables de entrada, variables de estado.

## GENETIC ALGORITHMS FOR CALIBRATION OF A GREENHOUSE CLIMATE MODEL

## ABSTRACT

Greenhouse crop production, compared with field production, yields greater quality and quantity and higher prices in any period of the year. These advantages are related to the climatic conditions in which crop grows and the specific climatic conditions of each region. Thus, it is important to have a system of control to maintain the values of climate variables within an optimum range for crop development. However, the design of these systems is based on mathematical models that describe a given process, but it is necessary to have a model to predict the behavior of internal greenhouse environment. The goal of this work was to fit a mathematical model for greenhouse environment under the climatic conditions of central México. Furthermore, analyses of sensitivity, calibration and validation were performed and coefficient of correlation ( $r$ ) of the model was obtained. Data were obtained from Universidad Autónoma of Querétaro's biotronic laboratory greenhouse. The model's input variables were outside temperature and relative humidity, wind velocity and solar radiation. Results showed that estimated air temperature inside the greenhouse had a better fit to the measured air temperature ( $r = 0.86$ ) and, the estimated relative humidity fit less well to the measured relative humidity ( $r = 0.78$ ).

**ADDITIONAL KEY WORDS:** sensitivity analysis, parameters, input variables, state variables.

## INTRODUCCIÓN

Las condiciones climáticas de México limitan la tierra disponible para el cultivo; en el 2006 cerca de 15 millones de hectáreas se destinaron a la agricultura, es decir, el 8 % de la superficie total del país (González, 2007). A este hecho hay que añadir las grandes desigualdades regionales en cuanto a tecnologías y potenciales de producción.

Los cultivos en invernadero son una alternativa para incrementar la productividad del sector agrícola en el país. En México, los sistemas de control en algunos invernaderos están basados en niveles máximos y mínimos de las variables climáticas internas, también llamadas variables de estado o variables a controlar. Con el uso de estos sistemas el agricultor obtiene productividades mayores a las que obtiene a cielo abierto, aunque no a las logradas en otros países como los del continente Europeo. Por ejemplo, con la introducción en México de invernaderos con sistemas de ventilación manual y sensores simples, se ha logrado un aumento en el rendimiento del cultivo de tomate (*Lycopersicum esculentum* Mill) de hasta 13 kg·m<sup>-2</sup> (Castañeda-Miranda *et al.*, 2007), aunque muy por debajo del de Holanda, donde se obtienen rendimientos de 78 kg·m<sup>-2</sup> (LEIDLO, 1996). Estas diferencias se deben a la efectividad del control del clima principalmente, por esta razón, surge la necesidad de contar con un modelo matemático que describa el comportamiento del ambiente interno del invernadero.

La modelación del clima de los invernaderos se ha desarrollado de manera formal a partir de los años ochenta. Dos de las primeras propuestas fueron realizadas en 1983 por Bot y Udink Ten Cate. En el modelo de Bot (1985) se consideran las diferentes capas del suelo, por lo que maneja un número relativamente grande de variables de estado. El modelo de Udink Ten Cate (1985) se obtiene mediante la linealización del proceso del clima en la vecindad de un punto de trabajo y suponiendo que es un proceso de primer orden. Sin embargo, al controlar la temperatura usando calefacción, no obtuvo mejores resultados que los obtenidos con los algoritmos clásicos. Tchamitchian *et al.* (1992) proponen una mejora al modelo de Udink despreciando los tiempos muertos existentes. Van Henten (2003) propuso un modelo matemático para caracterizar y optimizar el ambiente de un invernadero holandés. La calibración la realizó de manera no formal, cambiando los valores de los parámetros manualmente, mediante prueba y error, hasta lograr que los valores de las variables estimadas estuvieran lo más cerca posible de los valores medidos, donde por parámetros se refiere a los coeficientes involucrados en el modelo matemático. Tap (2000, citado por Leal *et al.*, 2006) hizo la calibración y validación de otro modelo para el cultivo de tomate en invernadero. En estos dos últimos casos, la calibración de los modelos empleados se hizo en forma manual, es decir, se cambiaron los valores de los parámetros hasta que los valores estimados por el modelo se aproximan lo más posible a los valores reales.

El problema para ajustar un modelo consiste en encontrar el conjunto de parámetros que hagan que la diferencia entre los valores estimados por el modelo y los valores medidos sea mínima, es decir, el problema de calibración de un modelo reduce un problema de optimización de parámetros. Así que, para resolver dicho problema de optimización se usa una técnica heurística, tal como Algoritmos Genéticos (AG). Una vez ajustado el modelo matemático, se puede conocer el comportamiento de las principales variables que intervienen en el ambiente del invernadero y, con base en esto, tomar decisiones adecuadas para operar los sistemas instalados en el invernadero, como el sistema de ventilación, mallas de sombreo, etc. para mantener los niveles adecuados de la temperatura, humedad y nivel de CO<sub>2</sub>, y así incrementar el rendimiento del cultivo y mejorar la calidad del producto final. El objetivo de este estudio, fue ajustar un modelo matemático para describir y determinar el ambiente dentro de un invernadero, basándose en modelos ya propuestos. Además de hacer la calibración del modelo usando algoritmos genéticos, también se hace uso de mínimos cuadrados, otro algoritmo de optimización, con el objetivo de comparar los resultados obtenidos por ambos métodos e identificar el más eficiente.

## MATERIALES Y MÉTODOS

Para realizar el ajuste del modelo climático del invernadero, a) se seleccionó un modelo de los presentados en la literatura, b) se realizó el análisis de sensibilidad de los parámetros involucrados en el modelo, c) se realizó la calibración de los parámetros usando AG y d) se hizo la validación de dicho modelo. Las variables de entrada que se emplearon fueron: temperatura del aire y humedad relativa externas, radiación y velocidad del viento, obtenidas de datos del invernadero que forma parte del laboratorio de Biotrónica en la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ). Éste es un invernadero de plástico a dos aguas, tiene 37.1 m de longitud en dirección norte-sur y consiste de cuatro naves, cada una de 6.75 m de ancho. Cuenta con una altura máxima de 4.5 m hasta el nivel de las canaletas. Está equipado con ventilación lateral en las cuatro paredes del invernadero. El tiempo de simulación fue de tres meses, del 24 de junio al 24 de septiembre de 2006, sin embargo, los resultados mostrados corresponden a tres días para efectos de una mayor claridad.

Se consideró el modelo propuesto por Tap (2000, citado por Leal *et al.*, 2006), uno de los más completos disponibles en la literatura, donde se asocia una ecuación diferencial a cada una de las variables de estado que son: temperatura del aire, temperatura del suelo, concentración de CO<sub>2</sub> y la humedad absoluta interior.

La razón de cambio de la temperatura del aire (T<sub>i</sub>) respecto al tiempo es descrita por:

$$C_g \frac{dT_i}{dt} = k_v (T_o - T_i) + H + k_r (T_o - T_i) + k_s (T_s - T_i) + \eta G - \lambda E + \frac{\lambda}{\varepsilon + 1} M_c \quad (1)$$

donde  $C_g$  es la capacidad calorífica del invernadero expresada en  $J \cdot ^\circ C^{-1} \cdot m^{-2}$ ,  $k_v$  es el coeficiente de transferencia de calor de ventilación en  $W \cdot ^\circ C^{-1} \cdot m^{-2}$ ,  $T_o$  es la temperatura externa en  $^\circ C$ ,  $H$  es la entrada de calor por calefacción,  $k_r$  es el coeficiente de transferencia de calor de la cubierta en  $W \cdot ^\circ C^{-1} \cdot m^{-2}$ ,  $k_s$  es el coeficiente de transferencia de calor del suelo en  $W \cdot ^\circ C^{-1} \cdot m^{-2}$ ,  $\eta$  es el factor de eficiencia solar,  $G$  es la radiación en  $W \cdot m^{-2}$ ,  $E$  es la transpiración del cultivo,  $\lambda$  es la energía de vaporización del agua en  $J \cdot g^{-1}$  y  $M_c$  es la condensación de agua en la cubierta.

La razón de cambio de la temperatura del suelo ( $T_s$ ) respecto al tiempo es:

$$C_s \frac{dT_s}{dt} = -k_s (T_s - T_i) + k_d (T_d - T_s) \quad (2)$$

donde  $C_s$  es la capacidad calorífica del suelo en  $J \cdot ^\circ C^{-1} \cdot m^{-2}$ ,  $k_d$  coeficiente de transferencia de calor de capa a capa del suelo en  $W \cdot ^\circ C^{-1} \cdot m^{-2}$ ,  $T_d$  es la temperatura de la capa profunda del suelo en  $^\circ C$ .

La razón de cambio de la concentración de  $CO_2$  ( $C_i$ ) respecto al tiempo es descrita por:

$$\frac{V_g}{A_g} \frac{dC_i}{dt} = \Phi_v (C_o - C_i) + \varphi_{inj} + R - \mu P \quad (3)$$

$V_g/A_g$  es la altura promedio del invernadero en  $m$ ,  $F_v$  es el flujo de ventilación en  $m \cdot s^{-1}$ ,  $C_o$  es la concentración de  $CO_2$  externa en  $g \cdot m^{-3}$ ,  $j_{inj}$  es el flujo de inyección de  $CO_2$  en  $g \cdot s^{-1} \cdot m^{-2}$ ,  $R$  es la respiración del cultivo en  $g \cdot s^{-1} \cdot m^{-2}$ ,  $P$  es la fotosíntesis del cultivo en  $g \cdot s^{-1} \cdot m^{-2}$  y  $\mu$  es la fracción molar de  $CO_2$  y  $CH_2O$ .

La razón de cambio de la humedad en el invernadero ( $V_i$ ) respecto al tiempo es:

$$\frac{dV_i}{dt} = \frac{A_g}{V_g} (E - \Phi_v (V_i - V_o) - M_c) \quad (4)$$

donde  $V_o$  la humedad exterior, en  $kg \cdot m^{-3}$ .

Para lograr un buen ajuste del modelo matemático (Ecuaciones (1) a (4)), es necesario determinar el valor adecuado para los parámetros involucrados en el modelo. Sin embargo, para obtener esto es necesario contar con un número mayor de mediciones de las variables de entrada del modelo. Por esta razón, es útil identificar los parámetros que más afectan a las variables de estado del modelo y

encontrar su valor adecuado. Para encontrar los parámetros que producen mayor variación en las variables de salida es necesario hacer uso de una herramienta conocida como análisis de sensibilidad (López-Cruz *et al.*, 2004; Van Henten, 2003), que consiste en un sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias. La resolución del sistema de ecuaciones se llevó a cabo en la herramienta Simulink del paquete Matlab de MathWorks, Icn.

La calibración es el proceso de alterar parámetros involucrados en el modelo para obtener un mejor ajuste entre lo simulado y lo real. Generalmente, los parámetros que se escogen para calibración son los inciertos, que afectan el comportamiento del modelo en forma tal que se obtiene un mejor ajuste entre los datos simulados y las mediciones. Una vez que los parámetros para calibración han sido seleccionados, ya sea por razonamiento o un camino formal; en este caso por medio del análisis de sensibilidad, éstos se optimizan en el proceso de calibración.

Debido a que la calibración puede plantearse como un problema de optimización de los parámetros del modelo, generalmente, se utiliza un algoritmo como el de mínimos cuadrados (MC). Uno de los métodos más apropiados para realizar la calibración es planteando una función de optimización multivariable (FOM) y no lineal para minimizar la suma ponderada del cuadrado de los errores ( $J$ ) entre lo simulado y lo medido:

$$J(p) = \sum_{h=1}^L \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N w_h (\bar{y}_h(t_i, p) - y_{hj}(t_i))^2 \quad (5)$$

$$p^* = \arg \min J(p)$$

donde  $\bar{y}_h(t_i, p)$  es la salida simulada  $y_h$  en el tiempo  $t_i$  y con el conjunto de parámetros  $p$ ,  $y_{hj}(t_i)$  es la  $j$ -ésima repetición de la medición  $y_h$  en el tiempo  $t_i$ ,  $L$  es el número de salidas,  $M$  es el número de mediciones instantáneas (tiempos),  $N$  es el número de repeticiones en cada observación instantánea (tiempo),  $p$  es el conjunto de parámetros de calibración y  $p^*$  son los parámetros (o argumento) que reducen al mínimo  $J(p)$ . Los pesos  $w_h$  determinan la importancia relativa de las distintas salidas en Ecuación (5) con respecto a cada una de las otras.

Debido a que la simulación se realiza para  $M$  instantes de tiempo, la salida simulada  $\bar{y}_h(t_i, p)$  es un conjunto de datos numéricos. Sin embargo, como se puede observar en (5),  $\bar{y}_h$  depende del vector de parámetros, pero no se conoce en forma analítica la solución del sistema, sólo se tiene la solución numérica, pero sí se cuenta con la derivada de cada una de las variables de estado definida de manera explícita en términos de los parámetros que más afectan el comportamiento del modelo. Por lo que, se ha optado por minimizar la suma de los errores de las derivadas:

$$J(p) = \sum_{h=1}^L \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left| \bar{y}_h(t_i, p) - y_{hj}(t_i) \right|^2 \quad (6)$$

$$p^* = \arg \min J(p)$$

donde  $\bar{y}_h(t_i, p)$  es la derivada de  $y_h$  en el tiempo  $t_i$  y con el conjunto de parámetros  $p$ ,  $y_{hj}(t_i)$  es la derivada numérica de la  $j$ -ésima repetición de la medición  $y_h$  en el tiempo  $t_i$ .

Lo que se pretende en (6) es encontrar los valores de los parámetros  $p$  que hacen a  $p^*$  muy pequeña. Lo ideal sería tener  $p^* = 0$ . Lo que significa que la derivada analítica y la derivada numérica (de las mediciones) coinciden. Por lo que, se tiene que el valor estimado  $\bar{y}_h(t, p)$  y lo medido  $y_h(t)$  difieren a lo más por una constante; es decir,

$$\bar{y}_h(t, p) = y_h(t) + c \quad (7)$$

Sin embargo, se conocen tanto el valor estimado y el medido por lo que,

$$c = \bar{y}_h(t, p) - y_h(t) \quad (8)$$

Así que, se considera a  $c$  como un factor de ajuste para las variables de salida del modelo en el simulador, de modo que la nueva salida es

$$\bar{y}_h(t) = \bar{y}_h(t, p) - c \quad (9)$$

El problema de encontrar el valor óptimo de los parámetros que minimizan los errores de (6) es un problema multimodal. Así que, se utilizará un método de optimización de búsqueda global como son los AG, debido a que este tipo de métodos explora todo el espacio de soluciones del problema permitiendo salir de posibles óptimos locales e ir en busca de óptimos globales (Eiben y Smith, 2003).

Un AG típico usa tres operadores: selección, cruzamiento y mutación para dirigir a la población a la convergencia de un óptimo global. El algoritmo utilizado es el siguiente:

1. A partir de un conjunto de parámetros  $p = (p_1, p_2, \dots, p_r)$ , donde  $r$  es el número de parámetros seleccionados con base en el análisis de sensibilidad, se genera una población inicial de  $n$  individuos y se selecciona el número de iteraciones  $M$  que se repetirá el algoritmo, donde un individuo representa a un conjunto de parámetros.
2. Si el número de iteración es menor que  $M$  realizar los pasos 2 al 6.
3. Evaluar  $J(p)$  de la Ecuación (6).

4. (Selección elitista) Se seleccionan los mejores  $k$  individuos de la población, es decir, los que hacen más pequeña a  $J(p)$ .

5. (Cruzamiento) Se eligen aleatoriamente dos individuos  $p' = (p'_1, p'_2, \dots, p'_r)$  y  $p'' = (p''_1, p''_2, \dots, p''_r)$  de los  $k$  mejores para realizar el cruce heredero; estos dos individuos servirán de padres para generar un nuevo individuo o hijo  $y$ , también aleatoriamente, se elige el punto de cruce  $q$ ; es decir, el punto hasta donde se toman genes de la madre y a partir del cual se toman genes del padre para generar al nuevo hijo, así que, el nuevo hijo será  $h = (h_1, h_2, \dots, h_q, h_{q+1}, \dots, h_r) = (p'_1, p'_2, \dots, p'_q, p''_{q+1}, \dots, p''_r)^T$

6. (Mutación) Del nuevo hijo  $h$ , se selecciona aleatoriamente el punto  $m$  que será mutado para generar otro nuevo hijo y se le hace la alteración de manera aleatoria. De manera que el nuevo hijo mutado será  $h' = (h_1, h_2, \dots, h_m, h_{m+1}, \dots, h_r)$ . Se agrega a la población el hijo  $h'$  obtenido del cruce o mutación) que mejor minimice a  $J(p)$ .

Finalmente, se realiza la validación del modelo que consiste en la comparación de los resultados de la simulación con los datos tomados del invernadero y diferentes a los usados para calibrar el modelo, para probar que el sistema conduce al resultado esperado.

Para analizar los resultados obtenidos se calculó el coeficiente de correlación ( $r$ ); entre la variable observada y la variable predictoría. Además, se calculó el error estándar porcentual de la predicción (% ESP); el cual establece el grado de dispersión entre la variable observada y la variable predictoría, el coeficiente de eficiencia (E) y la varianza relativa promedio (VRP) proveen un índice relativo del comportamiento del modelo. El error estándar porcentual de la predicción está definido como:

$$\% \text{ESP} = \frac{100}{x} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (10)$$

donde  $\bar{x}$  es la media de los datos medidos. El coeficiente de eficiencia (E) y la varianza relativa promedio (VRP) están definidos como:

$$E = \frac{S_{obs} - S}{S_{obs}} \text{ y } VRP = \frac{S}{S_{obs}} \quad (11)$$

donde

$$S_{obs} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \text{ y } S = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (12)$$

Para tener una relación perfecta,  $r$  y  $E$  deberían estar

próximos a 1 y los valores de % ESP y VRP cerca de 0 (Ríos *et al.*, 2006).

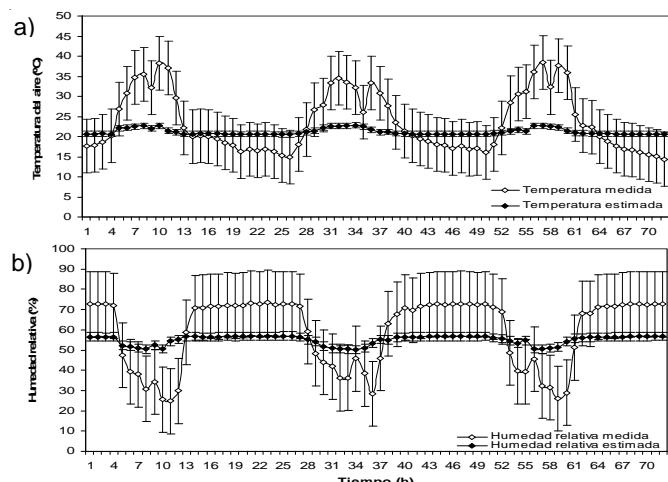
## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el Cuadro 1 se muestran los datos estadísticos obtenidos de la simulación antes de realizar la calibración del modelo. La Figura 1 muestra los resultados obtenidos de la simulación de tres días de las variables climáticas antes de la calibración.

Para la selección de los parámetros del modelo que se deben introducir al proceso de calibración, previamente se realizó el análisis de sensibilidad con datos climáticos de un invernadero, en el que se produce jitomate Gabriela. Para esto, se cuenta con conjuntos de datos de diferentes estaciones del año. Así que, con base en las Ecuaciones (1) a (4), que describen el ambiente del invernadero, se obtuvieron las ecuaciones de sensibilidad para las cuatro variables de estado  $T_i$ ,  $T_s$ ,  $C_i$  y  $V_i$ . Sin embargo, las variables de salida  $T_s$  y  $C_i$  no se consideran para fines de este análisis, debido a que no se obtuvieron las mediciones de ellas. El modelo cuenta 42 parámetros, sin embargo, sólo se obtuvieron las sensibilidades de los 33 que están involucrados en las Ecuaciones (1) y (4). Los valores de sensibilidad obtenidos indican el efecto de los parámetros sobre las variables de estado, para el verano. En general, el comportamiento para las otras temporadas del año es

**CUADRO 1. Coeficientes de correlación (r), eficiencia (E), error estándar porcentual (% ESP) y varianza relativa promedio (VRP) de la simulación de la temperatura del aire y la humedad relativa en el interior del invernadero.**

| Variable de estado                  | r      | E      | % ESP   | VRP    |
|-------------------------------------|--------|--------|---------|--------|
| Temperatura Interior ( $T_i$ )      | 0.8603 | 0.2906 | 22.5072 | 0.7094 |
| Humedad Relativa Interna ( $HR_i$ ) | 0.7566 | 0.2878 | 22.2503 | 0.7122 |



**FIGURA 1. Simulación de la a) Temperatura del aire y b) Humedad relativa dentro del invernadero antes de la calibración.**

muy similar. Con base en lo anterior, se obtuvo que los parámetros de la presión de vapor saturado  $a_1$ ,  $a_2$  y  $a_3$  son los que más afectan a la temperatura del aire y a la humedad absoluta interior, debido a que, ambas variables presentan los valores de índices más altos, seguidos del calor específico del aire  $c_p$ , la masa específica del aire  $\rho_a$  y la conductancia de capa de frontera  $g_b$ . También, se pudo observar que tanto la temperatura como la humedad son afectadas por la constante de presión  $A$ . El resto de los parámetros afectan en menor medida a la temperatura del aire y a la humedad absoluta. De modo que se realizó el ajuste de 7 de los 33 parámetros involucrados en un modelo matemático que describe el ambiente del invernadero perteneciente al Laboratorio de Biotrónica de la UAQ, en el cual se produce jitomate.

En principio, el modelo matemático que se utilizó está basado en parámetros con valores tomados de la literatura (Leal *et al.*, 2006), de modo que éstos pueden cambiar, es por esto que el modelo necesita ser calibrado. Una vez que se determinan los parámetros a calibrar por medio del análisis de sensibilidad, se realiza la calibración del modelo. Se realiza la comparación entre la derivada analítica del modelo y la derivada numérica de las mediciones de acuerdo con la Ecuación (6). Debido a la naturaleza imprecisa de las mediciones, no se debe esperar determinar los verdaderos valores de los parámetros mediante la calibración con absoluta certeza, por lo que el valor de los parámetros  $p^*$  que mejor ajusta una serie de mediciones difiere del valor que mejor ajusta otra serie (Castañeda-Miranda *et al.*, 2007). Es por esto, que para la estimación de los parámetros se utilizaron tres réplicas de datos.

El proceso de calibración se realizó mediante AG y MC; esto con el objetivo de hacer una comparación e identificar al más eficiente. El Cuadro 2 muestra los valores de los parámetros seleccionados antes y después de la calibración.

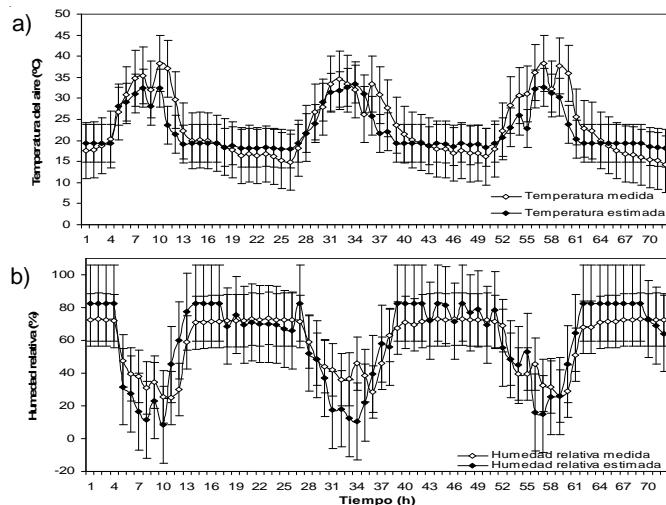
El Cuadro 3 muestra los datos estadísticos de los resultados obtenidos de la simulación del modelo después de realizar la calibración con AG y con MC. Como se puede observar, se obtiene mejoras en la estimación de la temperatura  $T_i$  y la humedad  $HR_i$  después de hacer la calibración con AG en comparación con los resultados obtenidos antes de la calibración (Cuadro 1), debido a que, hay un aumento en la correlación y una disminución en el error estándar porcentual para ambas variables de estado. Sin embargo, al hacer la calibración con MC no se obtuvieron mejoras para ninguna de las dos variables ( $T_i$  y  $HR_i$ ). En la Figura 2a) se muestra un mejor ajuste de las estimaciones obtenidas de la simulación de tres días de la  $T_i$  después de la calibración con AG. La Figura 2b) muestra una sobreestimación por parte del modelo a la humedad relativa  $HR_i$ . Debido a que  $HR_i$  depende de  $T_i$  y  $V_i$ , la sobreestimación obtenida por el modelo para  $HR_i$  durante el día y noche, pueden ser causadas por la transpiración, condensación de vapor de agua o la ventilación.

**CUADRO 2.** Valores originales y calibrados de los parámetros del modelo. La calibración se hizo con algoritmos genéticos (AG) y con mínimos cuadrados (MC).

| Param.    | Descripción                                | Valor inicial | Valor calibrado (AG) | Valor calibrado (MC) | Unidades                                     |
|-----------|--|---------------|----------------------|----------------------|--|
| $c_p$     | Calor específico del aire                  | 1010          | 533.7197             | 748.7945             | $J \cdot ^\circ C^{-1} \cdot kg^{-1}$        |
| $\rho_a$  | Masa específica del aire                   | 1.29          | 2.4118               | 26.5766              | $kg \cdot m^{-3}$                            |
| $a_1$     | Parámetros de la presión de vapor saturado | 0.611         | 0.611                | 3.66                 | kPa  |
| $a_2$     | Parámetros de la presión de vapor saturado | 17.27         | 19.5489              | 25.1298              | -  |
| $a_3$     | Parámetros de la presión de vapor saturado | 239           | 349.6723             | 232.2351             | $^\circ C$                                   |
| $\Lambda$ | Constante de presión                       | 0.4615        | 0.9147               | 9.5889               | $N \cdot m \cdot ^\circ C^{-1} \cdot g^{-1}$ |
| $g_b$     | Conductancia de capa de frontera           | 10            | 18.3381              | 3.7443               | $mm \cdot s^{-1}$                            |

**CUADRO 3.** Coeficientes de correlación ( $r$ ), eficiencia ( $E$ ), error estándar porcentual (%  $ESP$ ) y varianza relativa promedio (VRP) de la simulación de la temperatura del aire y la humedad relativa en el invernadero después de la calibración con algoritmos genéticos (AG) y con mínimos cuadrados (MC) en el verano.

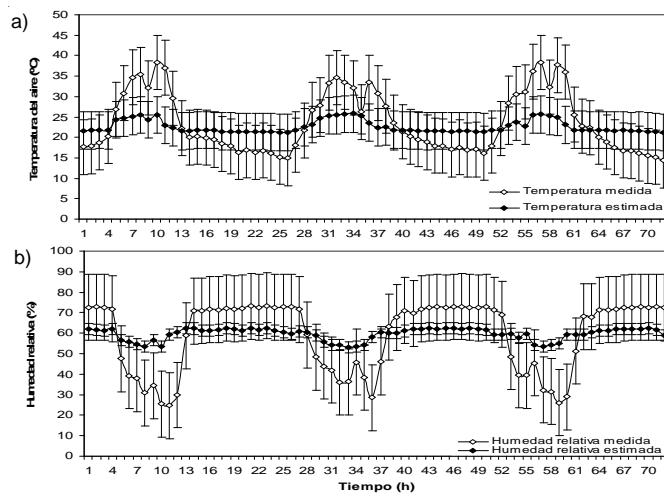
| Método | Variable de estado             | $r$    | $E$     | % $ESP$ | VRP    |
|--------|--------------------------------|--------|---------|---------|--------|
| AG     | Temperatura del aire ( $T_i$ ) | 0.8638 | 0.7280  | 13.9354 | 0.2702 |
|        | Humedad relativa ( $HR_i$ )    | 0.7845 | -0.1387 | 28.1342 | 1.1387 |
| MC     | Temperatura del aire ( $T_i$ ) | 0.8680 | 0.2848  | 22.5991 | 0.7152 |
|        | Humedad relativa ( $HR_i$ )    | 0.7534 | 0.1944  | 23.6641 | 0.8056 |



**FIGURA 2.** Simulación de la a) Temperatura del aire y b) Humedad relativa dentro del invernadero después de la calibración con AG.

La Figura 3 muestra los resultados obtenidos de la simulación de tres días de las variables climáticas después de la calibración con MC, como se puede observar no hay una diferencia significativa con respecto a las estimaciones mostradas en la Figura 1 tanto de la  $T_i$  como de la  $HR_i$ .

En el Cuadro 3 se muestra que la temperatura del aire  $T_i$  y la humedad relativa  $HR_i$  tiene un mejor ajuste de los datos estimados a los datos medidos cuando se utilizan los parámetros obtenidos por el AG desarrollado para este trabajo que por los obtenidos con MC, debido a que los AG



**FIGURA 3.** Resultado de la simulación de la a) Temperatura del aire y b) Humedad relativa del invernadero después de la calibración con MC.

son un método de búsqueda global proporcionan soluciones más óptimas que las obtenidas por el método de MC.

La última parte es la validación del modelo, consistió en la comparación de los resultados obtenidos de la simulación con un conjunto de mediciones diferente al usado para calibrar el modelo. El Cuadro 4 muestra los datos estadísticos de los resultados obtenidos de la simulación para la validación del modelo después de realizar la calibración con AG. A pesar de que los resultados obtenidos en la validación (Cuadro 4) indican hay un menor ajuste

para la  $T_p$ , que los mostrados en el Cuadro 3, se logra tener mejores resultados del ajuste de la  $HR_p$ , con AG, en comparación con el Cuadro 3. En la Figura 4 se muestran los resultados obtenidos de la simulación del modelo para la validación. En general, durante el día cuando la radiación es mayor; el modelo da una buena predicción de las mediciones de la temperatura en el invernadero. Sin embargo, se puede observar que durante la noche la estimación de la temperatura del aire del invernadero se encuentra por arriba de las mediciones.

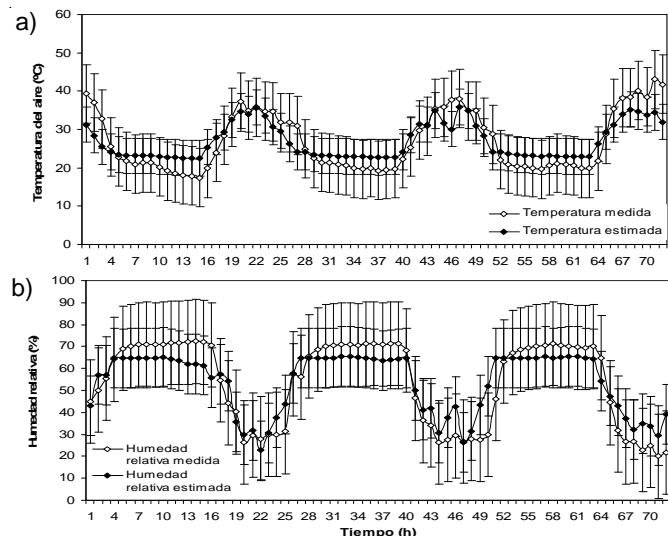
A pesar de que no se tienen diferencias considerables entre los coeficientes de correlación de los datos simulados y los observados, antes y después de la calibración de los parámetros; sí se tiene un incremento en el coeficiente de eficiencia ( $E$ ) para la temperatura del aire interior, ya que, antes de la calibración el valor de  $E$  fue 0.2906 (Cuadro 1) y después de la calibración se obtuvo un valor de 0.728 (Cuadro 3), para tener una relación perfecta este valor debería ser cercano a 1. Por su parte, el error estándar porcentual de la predicción (%SEP) disminuyó de 22.5072 % (Cuadro 1) a 13.935 % (Cuadro 3) de antes de la calibración a después

de la calibración, respectivamente. La aproximación de la humedad relativa, en el interior del invernadero, a los datos observados presenta un menor ajuste; debido a que el error estándar porcentual de la predicción fue de 22.25 % (Cuadro 1) antes de la calibración y de 28.13 % (Cuadro 3) después de la calibración, además, el valor del coeficiente de eficiencia  $E$  fue de 0.2878 y de -0.1387 antes y después de la calibración, lo cual significa que el modelo después de la calibración sobreestima a los datos.

Los AG son una herramienta matemática poderosa usada en problemas de optimización. Son algoritmos basados en mecanismos naturales de selección y genética, ya que proporcionan excelentes soluciones en problemas complejos con un gran número de parámetros (Eiben y Smith, 2003). Un método de búsqueda global, como los AG, resulta ser más efectivo que un método de búsqueda local, como el de mínimos cuadrados. Estos últimos tienen la desventaja de encontrar únicamente óptimos locales, mientras que los AG exploran todo el espacio de soluciones posibles mediante operaciones de selección, cruzamiento y mutación que permiten salir de posibles óptimos locales.

**CUADRO 4. Coeficientes de correlación ( $r$ ) y de eficiencia ( $E$ ), error estándar porcentual (% SEP) y varianza relativa promedio (VRP) de la simulación de la temperatura del aire y la humedad relativa en el invernadero para la validación del modelo del invernadero, usando los parámetros obtenidos de la calibración con AG.**

| Variables de estado            | $r$    | $E$    | % SEP   | VRP    |
|--------------------------------|--------|--------|---------|--------|
| Temperatura del aire ( $T_p$ ) | 0.7901 | 0.5644 | 20.3646 | 0.4356 |
| Humedad relativa ( $HR_p$ )    | 0.6802 | 0.4608 | 26.3166 | 0.5392 |



**FIGURA 4. Simulación de la a) Temperatura del aire y b) Humedad relativa dentro del invernadero para la validación, usando los parámetros obtenidos de la calibración con AG.**

## CONCLUSIONES

Para la calibración de los parámetros fueron programados dos métodos de búsqueda: uno global, AG, y uno local, MC, al comparar las estimaciones obtenidas por el modelo con los valores dados con cada método se pudo identificar que el método más efectivo es el de AG.

Con las simulaciones realizadas se encontró que el modelo tiene un mejor ajuste de la temperatura del aire y de la humedad relativa en el interior del invernadero, dadas las condiciones climáticas de Querétaro, México, cuando se emplean los valores de los parámetros obtenidos por medio de los AG. Por el contrario, no hay mejoras en la estimación de la temperatura del aire y humedad relativa cuando la calibración es hecha por medio del método de MC.

Hasta este punto, el modelo puede ser utilizado para el diseño y desarrollo de algoritmos de control, así mismo, puede ser integrado con un modelo fisiológico para obtener el modelo del proceso de producción en un invernadero.

## LITERATURA CITADA

- BOT, G. P. A.; MEIJER, J.; STANGHELLINI, C.; UDINK TEN CATE, A. J. 1985. Development and application of a sensitive, high precision weighing lysimeter for use in greenhouses. Journal of Agricultural Engineering Research 32: 321-336.
- CASTAÑEDA-MIRANDA, R.; VENTURA-RAMOS, E.; PENICHE-VERA, R. DEL R.; HERRERA-RUIZ, G. 2007. Análisis y simulación del modelo físico de un invernadero bajo condiciones climáticas de la región central de México. Agrociencia 41: 317-335
- EIBEN, A. E.; SMITH, J. E. 2003. Introduction to evolutionary computing.

Springer, Berlin. 5 p.

- GONZÁLEZ RAMÍREZ, A. C. 2007. La extracción y consumo de biomasa en México (1970-2003): integrando la leña en la contabilidad de flujos de materiales. Revista Iberoamericana de Economía Ecológica 6: 1-16.
- LEAL IGA, J.; ALCORTA GARCÍA, E.; RODRÍGUEZ FUENTES, H. 2006. Efecto de la variación de la densidad del aire en la temperatura bajo condiciones de invernadero. Ciencia UANL 9(3): 290-297.
- LEIDLO (Dutch Agricultural Economics Research Institute). 1996. Holland statistics. The Netherlands, 24 p.
- LÓPEZ-CRUZ, I. L.; RAMÍREZ-ARIAS, A.; ROJANO-AGUILAR, A. 2004. Análisis de sensibilidad de un modelo dinámico de crecimiento para lechugas (*Lactuca sativa* L.) cultivadas en invernadero. Agrociencia 38: 613-624.
- RÍOS-MORENO, G. J; TREJO-PEREIRA, M.; CASTAÑEDA-MIRANDA, R.; HERNÁNDEZ-GUZMÁN, V.M.; HERRERA-RUIZ, G. 2006. Modelling temperature in intelligent buildings by means of autoregressive models. Automation in Construction 16(5): 713-722.
- TCHAMITCHIAN, M.; VAN WILLIGENBURG, L. G.; VAN STRATEN, G. 1992. Short term dynamic optimal control of the greenhouse climate. Wageningen MRS report, 92: 3.
- UDINK TEN CATE, A. J. 1985, Modelling and simulation in greenhouse climate control. Acta Horticulturae 174: 461-467.
- VAN HENTEN, E. J. 2003. Sensitivity analysis of an optimal control problem in greenhouse climate management. Biosystems Engineering 85(3): 335-364.