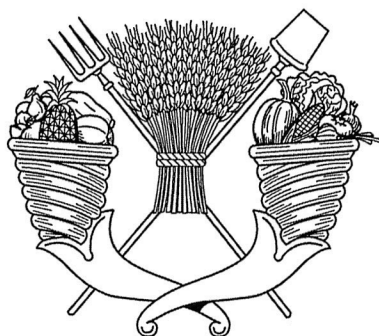




UNIVERSIDAD AUTÓNOMA CHAPINGO
POSGRADO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA
Y USO INTEGRAL DEL AGUA

MODELACIÓN Y ANÁLISIS DEL AMBIENTE DE UN
INVERNADERO CON VENTILACIÓN NATURAL

TESIS

QUE COMO REQUISITO PARCIAL,
PARA OBTENER EL GRADO DE:
DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA
Y USO INTEGRAL DEL AGUA



DIRECCIÓN GENERAL ACADEMICA
DEPTO. DE SERVICIOS ESCOLARES
OFICINA DE EXAMENES PROFESIONALES

PRESENTA:

AGUSTÍN RUIZ GARCÍA

ENERO DE 2014

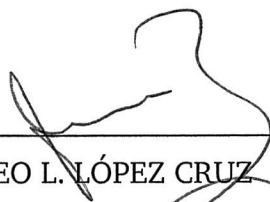
Chapingo, Estado de México

**MODELACIÓN Y ANÁLISIS DEL AMBIENTE DE UN INVERNADERO CON
VENTILACIÓN NATURAL**

Tesis realizada por **Agustin Ruiz García** bajo la dirección del Comité Asesor indicado,
aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

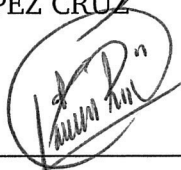
**DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA
Y USO INTEGRAL DEL AGUA**

DIRECTOR:



DR. IRINEO L. LÓPEZ CRUZ

ASESOR:



DR. J. ARMANDO RAMÍREZ ARIAS

ASESOR:



DR. RAMÓN ARTEAGA RAMÍREZ

LECTOR EXTERNO:



DR. EFRÉN FITZ RODRÍGUEZ

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Autónoma Chapingo (UACH) y al Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua (IAUIA), por haberme dado la oportunidad de realizar mis estudios de Doctorado.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por el apoyo económico brindado para realizar mis estudios de Doctorado.

A la Dirección General de Investigación y Posgrado de la UACH, por el apoyo económico otorgado para la adquisición de equipo de laboratorio a través de los proyectos de investigación.

Al Dr. Irineo L. López Cruz por su guía, apoyo, paciencia y comprensión durante mis estudios de posgrado y a lo largo de las diferentes fases de esta investigación.

Al Dr. Armando Ramírez Arias, por facilitar el uso del invernadero e instalaciones para la realización de esta investigación, así como por su valioso apoyo durante los experimentos.

A los Dr. Ramón Arteaga Ramírez y Dr. Efrén Fitz Rodríguez, por sus acertadas sugerencias para la mejora de este documento y de los artículos científicos.

Al Ing. José de Jesús Guzmán Chávez y M.I. Antonio Martínez Ruiz, por su apoyo en la realización de los experimentos y en el análisis de datos.

A los Dr. Eugenio Romanchink y Dr. Mauricio Carillo García, de la coordinación académica del Posgrado en IAUIA, por el apoyo brindado durante mis estudios de doctorado así como en las gestiones para la realización de esta investigación.

A los profesores del posgrado en IAUIA, por compartirme sus conocimientos y experiencias.

A Rosa María Mendoza y Lidia Ordaz por su apoyo durante mi estancia en el posgrado.

A los amigos y compañeros del Posgrado en IAUIA.

DATOS BIOGRÁFICOS

El autor del presente trabajo, Agustín Ruiz García, es de nacionalidad mexicana, originario del Estado de Oaxaca. Realiza sus estudios de Ingeniería en Irrigación de 1991 a 1998, en el Departamento de Irrigación de la Universidad Autónoma Chapingo (UACH), graduándose con la tesis sistema computacional para la calendarización del riego basado en internet. De 2004 a 2006 realiza estudios de Maestría en Ciencias en Control Automático en el Departamento de Control Automático del Centro de Investigación y de Estudios Avanzados. En 2006 ingresa a la Maestría en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua (IAUIA) en el área de Biosistemas, en la UACH, donde desarrolla el tema de investigación modelación matemática para simulación y control del clima de un invernadero, y obtiene el grado de Maestro en Ingeniería en 2009. En el mismo año, ingresa al Doctorado en IAUIA en el área de Biosistemas, en la UACH, donde desarrolla el tema de investigación modelación matemática y análisis del ambiente de un invernadero con ventilación natural.

RESUMEN

MODELACIÓN MATEMÁTICA Y ANÁLISIS DEL AMBIENTE DE UN INVERNADERO CON VENTILACIÓN NATURAL

Agustín Ruiz García^a
Irineo L. López Cruz^b

El objetivo general fue desarrollar, analizar y validar un modelo matemático dinámico para el clima de un invernadero con ventilación natural para climas templados del centro de México, para ser usado en el diseño de algoritmos de control basado en modelos y en optimización del invernadero. El modelo propuesto describe la dinámica de la temperatura y humedad del aire, e incorpora sub-modelos para los procesos de transpiración del cultivo y ventilación natural del invernadero. Cuatro modelos matemáticos de transpiración, incluyendo Stanghellini, Wang & Boulard, Baille y Jolliet, fueron calibrados y validados en términos de precisión en la estimación. El modelo de Jolliet mostró el mejor desempeño. Para estimar las tasas de ventilación natural, calibrar y validar el modelo desarrollado para el clima del invernadero, se llevó a cabo un experimento en el cual se midieron las variables ambientales en el interior y exterior del invernadero, así como el área de ventilación. Las tasas de ventilación natural fueron estimadas con el método de balance de energía. Las tasas de ventilación fueron en general bajas e insuficientes para lograr las renovaciones de aire recomendadas para tener las condiciones climáticas óptimas dentro de un invernadero. Para seleccionar los parámetros del modelo del clima del invernadero a ser estimados se llevó a cabo un análisis de identificabilidad, y los parámetros seleccionados fueron estimados con un algoritmo de computación evolutiva. Las predicciones del modelo calibrado mostraron un buen ajuste con las mediciones. Para mejorar la calidad de las predicciones del modelo dinámico NICOLET, se diseñó un filtro de Kalman sin esencia como método de asimilación de datos. El filtro estimó apropiadamente las variables de estado y mejoró significativamente las predicciones del contenido de nitratos del modelo.

Palabras clave: Transpiración, sistemas dinámicos, estimación de parámetros, evolución diferencial, filtro de Kalman sin esencia.

^aTesista

^bDirector de tesis

SUMMARY

MATHEMATICAL MODELING AND ANALYSIS OF A GREENHOUSE ENVIRONMENT WITH NATURAL VENTILATION

Agustín Ruiz García^a
Irineo L. López Cruz^b

The general objective of this research was to develop, analyze and validate a dynamic mathematical model of the greenhouse climate with natural ventilation for the mild climates of central Mexico to be used in the design of algorithms of control and greenhouse optimization. The proposed model depicts the dynamics of both temperature and humidity air simultaneously, and incorporates sub-models for crop transpiration and natural ventilation of the greenhouse. Four mathematical models for crop transpiration, including Stanghellini, Wang & Boulard, Baille and Jolliet, were calibrated and validated in terms of prediction accuracy. The Jolliet model showed the best performance. To estimate the natural ventilation rates, as well as to calibrate and validate the developed greenhouse climate model; an experiment, in which environmental variables inside and outside the greenhouse and the ventilation opening area were measured, was carried out. The natural ventilation rates were estimated using the method of energy balance. These rates were generally low and insufficient to achieve recommended air exchanges to have optimal climatic conditions in a greenhouse. To select the parameters of the greenhouse climate model to be estimated, an analysis of identifiability was carried out, and the selected parameters were estimated with an evolutionary computation algorithm. The calibrated model predictions showed a good adjustment to the measurements. In order to improve the quality of predictions for the dynamic NICOLET model, an unscented Kalman filter as data assimilation method was designed. The filter properly estimated state variables and the predictions of the model nitrate content were significantly improved.

Key words: Transpiration, dynamical systems, parameter estimation, differential evolution, unscented Kalman filter.

^aDoctoral student

^bPrincipal advisor

ÍNDICE DE CONTENIDO

1. Introducción general	1
1.1. Objetivos	5
1.2. Estructura de la tesis	6
1.3. Publicaciones realizadas	7
2. Tasas de transpiración de un cultivo de tomate en invernadero en climas templados del centro de México: modelación matemática y mediciones	9
2.1. Introducción	10
2.2. Materiales y métodos	12
2.2.1. Descripción del experimento	12
2.2.2. Modelos de transpiración de tomate en invernadero	16
2.2.3. Calibración de modelos	19
2.2.4. Validación de modelos	20
2.2.5. Análisis estadístico	20
2.3. Resultados y discusión	21
2.4. Conclusiones	26
3. Tasas de ventilación natural de un invernadero del centro de México estimadas mediante balance de energía	29
3.1. Introducción	30
3.2. Materiales y métodos	31
3.2.1. Descripción del experimento	31
3.2.2. Método de balance de energía para estimar las tasas de ventilación	33
3.2.3. Modelo teórico de la ventilación natural y su calibración	36

3.2.4. Determinación del coeficiente de descarga de la malla	37
3.3. Resultados y discusión	38
3.4. Conclusiones	43
4. Estructura y estimación de parámetros de un modelo dinámico	44
4.1. Introducción	45
4.2. Materiales y métodos	47
4.2.1. Descripción del experimento	47
4.2.2. Descripción del modelo del clima del invernadero	48
4.2.3. Algoritmos de Evolución Diferencial	50
4.2.4. Estimación de parámetros del modelo	52
4.3. Resultados y discusión	56
4.4. Conclusiones	62
Apéndice	63
5. Estimación de estados de un modelo de crecimiento para cultivo de lechuga en invernadero usando filtro de Kalman	68
5.1. Introducción	69
5.2. Materiales y métodos	71
5.2.1. Esquema Experimental	71
5.2.2. Procedimiento de asimilación de datos	71
5.3. Resultados y discusión	74
5.4. Conclusiones	78
6. Conclusiones generales	80
Referencias bibliográficas	83

ÍNDICE DE CUADROS

2.1. Valores de parámetros y entradas para los modelos de transpiración estudiados.	17
2.2. Resumen estadístico de la calibración de los modelos de transpiración. . .	22
2.3. Parámetros estimados para los modelos de transpiración y la precisión de su estimación.	24
2.4. Análisis de varianza para la calibración de los modelos de transpiración. .	25
2.5. Resumen estadístico de la validación de los modelos de transpiración. . .	26
2.6. Análisis de varianza para la validación de los modelos de transpiración. .	26
3.1. Valores de mínima, máxima y promedio de variables ambientales en el interior y exterior del invernadero en el periodo diurno en que se realizó el balance de energía, para el caso con cultivo (13 d) y sin cultivo (11 d), durante el verano de 2012.	39
3.2. Resultados estadísticos de la calibración del modelo de tasas de ventilación.	41
4.1. Parámetros del modelo del clima del invernadero ordenados mediante el método de ortogonalización.	57
4.2. Parámetros estimados del modelo del clima del invernadero y la precisión de su estimación (el número entre paréntesis es el coeficiente de variación).	58
4.3. Resumen estadístico de la calibración del modelo del clima del invernadero para 6 días de 2012.	60
4.4. Resumen estadístico de la validación del modelo del clima del invernadero para 14 días de 2012.	61

5.1. Valores nominales y estimados, intervalo de incertidumbre y varianza de los parametros ($v, T^*, k, \sigma, a, \varepsilon, \theta$) del modelo NICOLET.	76
5.2. Estadísticos de las variables de salida peso seco y peso fresco del modelo NICOLET calibrado con Evolución Diferencial.	76
5.3. Estadísticos de las variables de salida peso seco, peso fresco y contenido de nitrato para las predicciones iniciales y los estados estimados con el UKF con las mismas condiciones iniciales (UKF (x_0)) y con condiciones iniciales perturbados (UKF ($\hat{x}_0$)).	77

ÍNDICE DE FIGURAS

1.1. Pasos en la formulación de modelos matemáticos (McLean <i>et al.</i> , 2012).	3
2.1. Variables ambientales medidas en el interior del invernadero durante julio y agosto de 2011, usados para la calibración de los modelos de transpiración (I_{sun} : radiación solar global, T_a : temperatura del aire, VPD : déficit de presión de vapor, v : velocidad del viento).	14
2.2. Variables ambientales medidas en el interior del invernadero durante julio y agosto de 2011, usados para la validación de los modelos de transpiración (I_{sun} : radiación solar global, T_a : temperatura del aire, VPD : déficit de presión de vapor, v : velocidad del viento).	15
2.3. Resultados de calibración de los modelos de transpiración (línea punteada: predicha; línea continua: medida).	23
2.4. Gráficas de dispersión de los modelos de transpiración calibrados.	23
2.5. Resultados de validación de los modelos de transpiración (línea punteada: predicha; línea continua: medida).	27
2.6. Gráficas de dispersión de los modelos de transpiración validados.	27
3.1. Forma y dimensiones generales del invernadero donde se realizó el estudio.	32
3.2. Comportamiento de las tasas de ventilación del invernadero estimadas con el método de balance de energía contra la velocidad del viento, para dos configuraciones del invernadero.	40
3.3. Ajuste de regresión entre las tasas de intercambio de aire estimadas con el método de balance de energía y las calculadas con la ecuación (3.11), para dos configuraciones del invernadero.	41

4.1. Integrales del valor absoluto de las sensibilidades relativas para las variables de estados temperatura del aire (T_g), temperatura de la masa térmica (T_m) y humedad específica (w_g) del aire, para los días 24 y 25 de julio de 2012.	57
4.2. Resultados de calibración del modelo del clima del invernadero para los periodos: 28 junio – 1 julio (a y b), y 24 – 25 de julio de 2012 (c y d). . .	59
4.3. Resultados de validación del modelo del clima del invernadero para los periodos: 21 – 27 de junio (a y b), y 17 – 23 julio de 2012 (c y d).	59
5.1. Variables de entrada del modelo NICOLET medidos en el interior del invernadero en el periodo del 11 de abril al 9 de mayo de 2008.	72
5.2. Predicciones iniciales del modelo (línea punteada), predicciones del modelo actualizado usando UKF (línea continua) y valores medidos (puntos) de: a) carbono en las vacuolas M_{Cv} , b) carbono en la estructura M_{Cs} , c) peso seco total M_{DM} , y d) peso fresco total M_{FM}	77
5.3. Predicciones iniciales del modelo (línea punteada), predicciones del modelo actualizado usando UKF (línea continua) y valores medidos (puntos) para contenido de nitrato C_{NO3} en plantas de lechugas.	78
5.4. Evolución de la varianza del error para los estados del modelo M_{Cv} y M_{Cs} estimados con UKF.	79

INTRODUCCIÓN GENERAL

La producción de cultivos en ambientes protegidos en México ha crecido a un gran ritmo en las últimas dos décadas, principalmente en invernaderos con cubierta de plástico y casas sombra (Van 't Ooster *et al.*, 2008). Romero *et al.* (2006) mencionan que más del 60 % de los invernaderos mexicanos tienen condiciones de medio y bajo nivel tecnológico, caracterizados por el uso de ventilación natural y de calentadores de gas para evitar daños por heladas. Las características climáticas de las regiones donde se concentran las superficies de invernaderos, con altos valores de radiación solar y elevadas temperaturas, provocan que durante el verano se produzcan calentamientos excesivos que afectan el rendimiento y la calidad de los cultivos, por lo que es necesaria el enfriamiento del ambiente. Esta problemática es importante si se considera que Cook y Calvin (2005) estimaron que sólo una tercera parte del área de invernaderos contaban con sistemas de control ambiental activo.

Lopez y Shwedel (2001) mencionan que las hortalizas de mayor importancia producidas en invernadero son tomate (60 % del área total de invernaderos), pepino (20 %) y pimiento (10 %). El rendimiento promedio de tomate en invernadero en México en 2003 se estimó que eran inferiores a los obtenidos en Estados Unidos, Canadá y Países Bajos (Cook y Calvin, 2005). Estos rendimientos relativamente bajos se deben principalmente a las diferencias tecnológicas y el conocimiento desarrollado en otros países en el área de ingeniería de invernaderos adecuada a sus características (Castañeda-Miranda *et al.*, 2007).

Aunque en México existe una variedad muy amplia de diseños de invernaderos, hasta la fecha se conoce muy poco del comportamiento de las variables que conforman su

micro-clima interno, en función de las variables meteorológicas externas, de las características de las estructuras (tipo de cubierta, áreas de ventilación, etc.) y de los sistemas de control. Las investigaciones enfocadas al desarrollo de modelos matemáticos del clima representan conocimiento científico en forma cuantitativa, y pueden utilizarse en el diseño de invernaderos, en el análisis y diseño de nuevos algoritmos y métodos de control automático (Bakker *et al.*, 1995; Castañeda-Miranda *et al.*, 2007). El requerimiento esencial de los modelos matemáticos del clima es el definir cómo las condiciones en el interior del invernadero son determinadas por el clima exterior, el diseño del invernadero, y el sistema de control del clima. Los modelos matemáticos deben entonces describir la penetración de la radiación solar dentro del invernadero, los balances de calor y masa de los elementos que constituyen el sistema invernadero, y las características de los sistemas de control del clima (Bailey, 1991).

Para optimizar y controlar el ambiente invernadero, son necesarios modelos matemáticos dinámicos precisos tanto del clima del invernadero como del sub-sistema cultivo. Sin embargo, en modelos dinámicos del crecimiento de cultivos (Monod *et al.*, 2006; Cooman y Schrevers, 2006) y modelos dinámicos del clima del invernadero (Speetjens *et al.*, 2009), varias fuentes de incertidumbre están presentes, tales como parámetros del modelo, variables de entrada, ecuaciones diferenciales y en ocasiones ecuaciones algebraicas (estructura del modelo). El procedimiento general para el desarrollo de modelos dinámicos de sistemas, toman en cuenta como las etapas más importantes; la generación de la estructura del modelo, análisis de sensibilidad, estimación de parámetros, validación del modelo y análisis de incertidumbre (Ljung y Glad, 1994). En la figura 1.1 se muestran los pasos usados en el desarrollo de modelos basados en primeros principios.

Los modelos matemáticos derivados en principios físicos o mecaniscistas tanto estáticos (Boulard y Baille, 1993; Imprón *et al.*, 2007) como dinámicos (de Halleux, 1989; de Zwart, 1996) con diferentes grados de complejidad han sido desarrollados por varios autores. La mayoría de los modelos climáticos de invernaderos son formulados y verificados para aquellas condiciones concretas en que fueron definidos, como son el tipo de invernadero, el cultivo y las características climáticas. Para aplicarlos en condiciones distintas, los coeficientes de los modelos deben ser calibrados, proceso seguido de la correspondiente

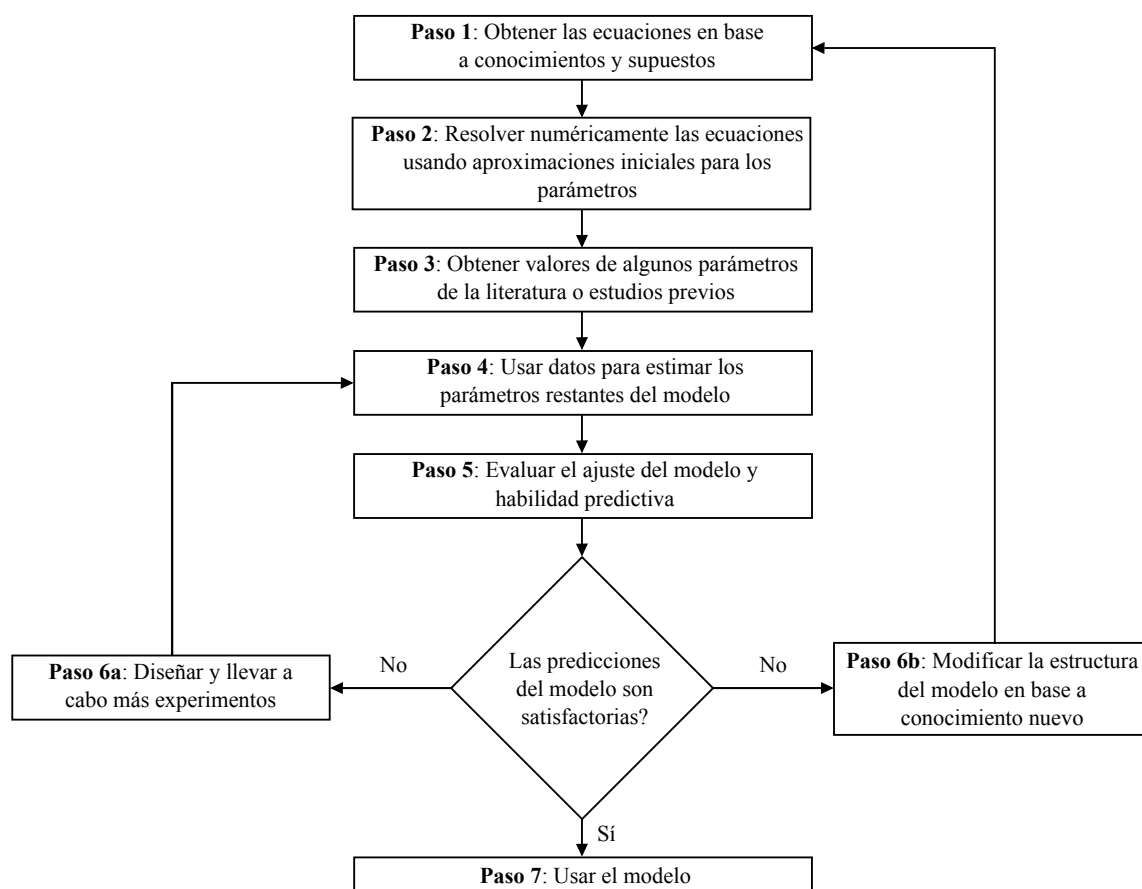


Figura 1.1: Pasos en la formulación de modelos matemáticos (McLean *et al.*, 2012).

validación del modelo adaptado (Baptista *et al.*, 2010).

Los modelos mecanicistas normalmente tienen un gran número de coeficientes y parámetros cuyos valores en ocasiones no se conocen con precisión. En esta clase de modelos, usualmente, no es posible en la práctica identificar todos los parámetros debido al número y calidad de los datos medidos, así como de las interacciones entre los parámetros (Chu y Hahn, 2012). Un enfoque común es seleccionar un subconjunto de parámetros para estimación mientras que los parámetros restantes son fijados en sus valores nominales. Chu y Hahn (2012) mencionan que los procedimientos de selección de los parámetros para estimación requieren tomar en cuenta la magnitud de los efectos que cambios en los parámetros tienen en las salidas, además de la correlación entre los efectos. Varios métodos de selección basados en estos dos criterios han sido propuestos en la literatura, entre otros, los métodos: ortogonal, de correlación, basado en componentes principales, de valores propios e híbridos (Quaiser y Mönnigmann, 2009; Chu y Hahn, 2012; Cravaris

et al., 2013).

Los modelos del clima del invernadero pueden estar basados en principios primarios como balances de masa y energía o en relaciones entrada-salida de las variables más importantes. Los modelos basados en principios primarios consideran como variables meteorológicas relevantes la radiación solar, la temperatura y humedad del aire, la temperatura de diferentes capas del suelo, temperatura de la cubierta, temperatura del cultivo, así como la concentración de bióxido de carbono del aire. Una síntesis de los modelos de simulación y control del clima del invernadero es presentada por Rodríguez-Díaz (2002). Algunos modelos del clima del invernadero usados para desarrollar algoritmos de control del ambiente invernadero consideran las variables temperatura y humedad del aire, concentración de bióxido de carbono y temperatura del suelo. En general los modelos de simulación incluyen más variables de estado que los modelos para predicción y control, ya que el objetivo del modelo es el análisis del efecto de cada proceso o el análisis de las relaciones entre el clima y el cultivo. Los modelos desarrollados para propósitos de control son más simples en cuanto a variables de estado y número de parámetros, pero aún así son complicados porque son no lineales.

Los estudios reportados en la literatura sobre el desarrollo y validación de modelos matemáticos del clima de invernaderos en las condiciones climáticas de México son escasos y relativamente recientes. Así, Castañeda-Miranda *et al.* (2007) desarrollaron un modelo de simulación del clima para invernaderos con ventilación natural del centro de México. El modelo es bastante complejo ya que cuenta con las variables de estado: temperaturas del aire, suelo, cubierta, cultivo, y humedad relativa del invernadero. Los resultados de la validación indican que el modelo estima el clima del invernadero con un buen nivel de confianza.

Por otro lado, Guzmán-Cruz *et al.* (2009) estimaron los parámetros del modelo propuesto por Tap (2000) para invernaderos tipo venlo, con diferentes algoritmos evolutivos para un invernadero con cubierta de plástico ventilado naturalmente en las condiciones climáticas del centro de México. Los resultados obtenidos mostraron que las predicciones de las variables temperatura y humedad relativa por el modelo una vez calibrado fueron cercanas a las mediciones.

Del Bosque-Villarreal *et al.* (2012) evaluaron la capacidad del modelo estático propuesto por Boulard y Baille (1993) para simular las variables temperatura y humedad relativa en un invernadero multicapilla, con una superficie de 4 ha, con ventilación natural, y con un cultivo de tomate (*Solanum lycopersicum* L.), localizada en el norte de México. El análisis de los resultados para dos periodos de 10 días indicó que el modelo simula aceptablemente el clima del invernadero, con un mejor ajuste para la estimación de la temperatura que para la humedad relativa. Así mismo, el modelo estimó con menor precisión la temperatura en noches frías.

Reyes-Rosas *et al.* (2012) evaluaron la capacidad del modelo de Boulard y Baille (1993) con modificaciones a las condiciones ambientales locales, para estimar la dinámica de la temperatura del aire y humedad relativa al interior de un invernadero con ventilación natural, en función del clima exterior. La evaluación se efectuó en el invierno de 2008-2009 en un invernadero con producción de tomate, localizada en el norte de México. El resultado de la evaluación en dos días analizados mostró un ajuste adecuado para la estimación de la temperatura del aire, y menor ajuste para humedad relativa.

1.1 Objetivos

General

Desarrollar, analizar y validar un modelo matemático dinámico del ambiente de un invernadero con ventilación natural de climas templados del centro de México, para el diseño de algoritmos de control climático basado en modelos. El modelo describe la dinámica de la temperatura y humedad del aire, e incorpora sub-modelos de los procesos de transpiración del cultivo y ventilación natural.

Específicos

1. Evaluar el desempeño de modelos matemáticos teóricos y empíricos para predecir las tasas de transpiración de un cultivo de tomate cultivadas en invernadero, en términos de precisión y confiabilidad, para ser incorporado como un sub-modelo en

un modelo matemático del ambiente de un invernadero y para la gestión de riegos.

2. Estimar las tasas de ventilación natural de un invernadero multitúnel con cubierta de plástico mediante el método de balance de energía, y cuantificar la reducción en las tasas de ventilación causada por la malla anti-insecto instalada en las ventanas. Además, calibrar un modelo teórico de tasas de ventilación para ser incorporado como un sub-modelo en un modelo matemático del ambiente de un invernadero.
3. Desarrollar, analizar y validar un modelo matemático dinámico para predecir la temperatura y humedad del aire interior de un invernadero con ventilación natural del centro de México, con la estructura adecuada para ser utilizada en el diseño de algoritmos de control basados en modelos.
4. Explorar mediante simulación la posibilidad de mejorar la predicción de la concentración de nitrato en el modelo NICOLET mediante la estimación de los estados del modelo usando un filtro de Kalman, incorporando mediciones de las variables de salida del modelo.

1.2 Estructura de la tesis

La presente tesis se divide en seis capítulos. El segundo capítulo presenta un estudio sobre el comportamiento de cuatro modelos matemáticos para predecir las tasas de transpiración de un cultivo de tomate cultivadas en invernadero con cubierta de plástico y ventilado naturalmente, localizado en un clima templado en el centro de México.

En el tercer capítulo se presenta un estudio sobre el comportamiento de la ventilación natural de un invernadero tipo sierra con un cultivo de melón estimadas con el método de balance de energía, la reducción de las tasas de ventilación causada por las mallas anti-insecto instaladas en las ventanas, así como la calibración de un modelo matemático teórico para predecir las tasas de ventilación en función del área de ventilación y de la velocidad del viento.

En el cuarto capítulo se presenta el desarrollo y validación de un modelo matemático para predecir la temperatura y humedad del aire interior de un invernadero ventilado na-

turalmente del centro del México. El modelo incorpora sub-modelos de los procesos de transpiración del cultivo y ventilación natural.. Para seleccionar los parámetros del modelo a ser estimados se llevo a cabo un análisis de estimabilidad de parámetros. Los parámetros seleccionados fueron estimados con un algoritmo evolutivo.

En el quinto capítulo se presenta un estudio sobre la aplicabilidad del filtro de Kalman sin esencia (UKF) para estimar los estados del modelo NICOLET, aplicado a un cultivo de lechugas, con la finalidad de mejorar las predicciones del contenido de nitratos por el modelo. Se describe el proceso de calibración del modelo, el diseño y evaluación del desempeño del filtro.

Finalmente, en el último capítulo se presentan las conclusiones generales con base en los objetivos planteados.

1.3 Publicaciones realizadas

- A. Ruiz-García, I.L. López-Cruz, A. Martínez-Ruíz, W. Ojeda-Bustamante, A. Ramírez-Arias. Tomato crop transpiration rates in naturally ventilated greenhouses under temperate climates of central Mexico: modeling and measurements. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. En proceso.
- A. Ruiz-García, I.L. López-Cruz, R. Arteaga-Ramírez, J.A. Ramírez-Arias. Tasas de ventilación natural de un invernadero del centro de México determinadas mediante balance de energía. *Agrociencia*. En proceso.
- A. Ruiz-García, I.L. López-Cruz, A. Ramírez-Arias, E. Rico-García. Modeling uncertainty of greenhouse crop lettuce growth model using Kalman filtering. *GreenSys 2013. Acta Hortic*. En proceso.
- I.L. López Cruz, A. Ruiz-García, L. Hernández-Larragoiti. Neuro-fuzzy modeling of transpiration rates of greenhouse tomatoes under temperate weather conditions of central Mexico. *GreenSys 2013. Acta Hortic*. En proceso.
- A. Ruiz-García, I.L. López-Cruz, J.A. Ramírez-Arias. Estructura y estimación de

parámetros de un modelo dinámico del clima de un invernadero. Agrociencia. En proceso.

TASAS DE TRANSPIRACIÓN DE UN CULTIVO DE TOMATE EN INVERNADERO EN CLIMAS TEMPLADOS DEL CENTRO DE MÉXICO: MODELACIÓN MATEMÁTICA Y MEDICIONES

Resumen

El área cultivada de tomate en invernadero (*Solanum lycopersicum* L.) se ha incrementado constantemente durante los últimos 20 años en México. Sin embargo, únicamente bajo condiciones de alta tecnología la programación de riegos se basa en información climática medida en el interior del invernadero. Con el objeto de optimizar el suministro de agua es necesario coleccionar datos de mediciones detalladas y precisas tanto del ambiente interior del invernadero como del estado actual del cultivo, además de predicciones de transpiración del cultivo. Un experimento fue llevado a cabo para medir las tasas de transpiración de un cultivo de tomate en el interior de un invernadero con cubierta de plástico y ventilado naturalmente localizado en el centro de México, durante la estación de verano del año 2011. Las variables ambientales radiación solar global, temperatura del aire, velocidad del viento, y humedad relativa en el interior del invernadero fueron medidas. Estas mediciones fueron usadas como variables de entrada en cuatro modelos mecanicistas de transpiración del cultivo. Se investigó el comportamiento de los modelos de Stanghellini, Baille, Jolliet y Wang & Boulard. Después de codificar los modelos matemáticos, sus parámetros fueron calibrados usando el método de estimación de mínimos cuadrados. Un total de 25 y 24 días de mediciones fueron usados para la calibración y validación de los

modelos, respectivamente. La calidad del ajuste entre tasas de transpiración predichas y medidas fueron evaluados usando los estadísticos: sesgo (BIAS), raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), error medio absoluto (MAE), eficiencia de modelación (EF), coeficiente de correlación (r) y también el desempeño de regresión lineal entre mediciones y predicciones de los modelos. Además, un análisis de varianza de dos vías fue llevado a cabo para evaluar el desempeño de los modelos bajo condiciones tanto de calibración como de validación. El mejor desempeño fue obtenido por el modelo de Jolliet. Diferencias estadísticas significativas fueron encontradas entre los cuatro modelos durante el proceso de validación, no así para la calibración.

Palabras clave: simulación, lisímetro de pesada, cultivo hidropónico, sensores, evaluación de modelos.

2.1 Introducción

El tomate (*Solanum lycopersicum* L.) es uno de los cultivos más importantes en la industria de invernaderos en México, ya que su superficie representa 70 % del área total de los cultivos protegidos de México (García-Victoria *et al.*, 2011). A pesar de esto, existe una falta de conocimiento sobre las tasas de transpiración para diferentes diseños de invernaderos y bajo distintas condiciones climáticas (López-Cruz *et al.*, 2008). Aún más, únicamente en invernaderos con condiciones de alta tecnología es donde el manejo del riego del cultivo se basa en información ambiental del interior del sistema. En consecuencia, el desarrollo tanto de experimentos como de modelos matemáticos para tasas de transpiración para el cultivo de tomate son requeridos para entender el efecto de la transpiración del cultivo en el control climático del invernadero tales como calefacción, enfriamiento y ventilación (Bontsema *et al.*, 2007a) y también su uso potencial para mejorar el suministro de agua.

Por un lado, la estimación de tasas de transpiración de un cultivo de tomate en invernadero es posible usando modelos matemáticos mecanicistas (Stanghellini, 1987; Jolliet, 1994; Jolliet y Bailey, 1992; Boulard y Jemma, 1993; Boulard y Wang, 2000; Wang y Boulard, 2000; Bontsema *et al.*, 2007a; Bontsema *et al.*, 2007b; López-Cruz *et al.*, 2008;

Takakura *et al.*, 2009; Villareal *et al.*, 2012). Por otro lado, mediciones de tasas de transpiración pueden ser realizadas usando un lisímetro de pesada (van Meurs y Stanghellini, 1992). Aunque varios modelos de transpiración para cultivos en invernaderos han sido desarrollados en el pasado, muchos de ellos están basados en la ecuación clásica de Penman-Monteith (P-M) (Monteith y Usworth, 2008; Katsoulas y Kittas, 2011). En la literatura, dos tipos diferentes de modelos pueden ser reconocidos: modelos de transpiración mecanicistas complejos (Stanghellini, 1987; Boulard y Wang, 2000; Wang y Boulard, 2000) y modelos simplificados o más empíricos (Baille *et al.*, 1994; Jolliet, 1994; Jolliet y Bailey, 1992). Dentro del primer grupo, pueden distinguirse modelos más enfocados a las condiciones de cultivos en invernaderos del norte de Europa con climas fríos, y situaciones ambientales desacopladas entre el ambiente invernadero y el clima exterior. Otros modelos han sido propuestos para tomar más en cuenta las condiciones climáticas benignas que prevalecen en el área Mediterránea e invernaderos que usan principalmente plástico como material de cubierta. Una diferencia importante entre ambas familias de modelos es el uso de resistencias aerodinámicas y estomáticas como entradas. En trabajos previos, aparentemente modelos más complejos para transpiración tales como uno propuesto por Stanghellini (1987) tuvieron buen desempeño en cultivos en invernaderos tanto para climas fríos (Prenger *et al.*, 2002) como también en condiciones climáticas semiáridas (Villarreal *et al.*, 2012; López-Cruz *et al.*, 2008). Sin embargo, existe una falta de estudios que evalúen estos modelos propuestos para climas mediterráneos.

En el caso de modelos complejos la ecuación de P-M está dado por la ecuación:

$$\lambda E = \frac{\Delta R_n}{\Delta + \gamma(1 + r_s/r_a)} + \frac{\rho C_p [e_s(T) - e_a]/r_a}{\Delta + \gamma(1 + r_s/r_a)} \quad (2.1)$$

donde λE (W m^{-2}) es la evapotranspiración, R_{net} (W m^{-2}) es la radiación neta, Δ ($\text{Pa } ^\circ\text{C}^{-1}$) es la pendiente de la presión de vapor saturada, $e_s(T)$ (Pa) es la presión de vapor saturada a la temperatura T , e_a (Pa) es la presión de vapor de agua del aire, r_a (s m^{-1}) es la resistencia aerodinámica, y r_s (s m^{-1}) es la resistencia estomática de la hoja. Los parámetros de la ecuación P-M son descritos en el Cuadro 2.1. Los modelos de transpiración de cultivos en invernadero asociados con la ecuación (2.1) fueron propuestos por

Sthangellini (1987), Boulard y Wang (2000), Wang y Boulard (2000) y recientemente el modelo propuesto por Bontsema *et al.* (2007a; 2007b).

En contraste, una versión simplificada (Katsoulas y Kittas, 2011) de la ecuación P-M es la ecuación:

$$\lambda E = AG + B[e_s(T) - e_a] \quad (2.2)$$

donde E (kg m^{-2}) es la evapotranspiración, A es el parámetro del término radiactivo y B es el parámetro correspondiente al término aerodinámico, G (W m^{-2}) es la radiación solar global. La ecuación (2.2) es considerada un modelo más empírico debido a que sus coeficientes son determinados por regresión entre transpiración medida contra radiación solar medida y el déficit de presión vapor ($e_s(T) - e_a$, kPa). Modelos de transpiración de cultivos en invernadero de acuerdo a la ecuación (2.2) fueron propuestos por Jolliet y Bailey (1992), Jolliet (1994) y Baille *et al.* (1994).

Los objetivos del presente estudio fueron: *i*) comparar el desempeño de modelos matemáticos mecanicistas y simplificados para predecir tasas de transpiración de tomates en invernadero, y *ii*) medir las tasas de transpiración actual de un cultivo de tomates durante una estación de verano bajo climas templados en el centro de México.

2.2 Materiales y métodos

2.2.1 Descripción del experimento

El invernadero

Un cultivo de tomate (*Solanum lycopersicum* L. cultivar Rafaello) de crecimiento indeterminado fue cultivado en el interior de un invernadero tipo sierra ubicado en la Universidad de Chapingo, México. Localización geográfica: 19°29' LN, 98°53' LW, y 2240 m de altitud. El invernadero tiene una cubierta de polietileno de 180 μm de espesor. Tiene un área de piso de 1925 m^2 y ventilación natural con un área total de ventilación 379 m^2 . Las plántulas de tomate fueron trasplantadas el 7 de mayo de 2011. El invernadero tiene un sistema automatizado de fertigación por goteo. El substrato usado fue una mezcla

de arena volcánica (tezontle 70 %) y fibra de coco (30 %). Bolsas de plástico llenas con aproximadamente 10 L de sustrato fueron usados como contenedores de las plantas de tomate. El cultivo fue manejado de acuerdo a los procedimientos y prácticas de invernaderos comerciales de la región centro de México. La densidad de plantas de tomate fue de $2.6 \text{ plantas m}^{-2}$.

Las variables climáticas

Las variables climáticas fueron medidas en el área central del invernadero a una altura de 2 m sobre el piso, durante un total de 49 días. Todas las variables fueron guardadas cada minuto. La humedad relativa y temperatura del aire fueron medidas con un sensor HMP50 (Vaisala, USA) aspirado y localizado dentro de un protector solar. La radiación solar fue medida con un piranómetro CMP 3 (Kipp & Zonen, The Netherlands). La velocidad del viento fue medida con un anemómetro sónico WINDSONIC4 2D (Campbell Scientific, USA). Todos los sensores fueron conectados a un data logger CR1000 (Campbell Scientific, USA). La Figura 2.1 muestra las variables climáticas usadas para la calibración de los modelos y la Figura 2.2 muestra los datos climáticos correspondientes usados durante la validación de los modelos de transpiración.

Mediciones de tasas de transpiración

Las tasas de transpiración fueron determinados mediante un lisímetro de pesada (balanza de precisión Sartorius modelo QA150, carga máxima 150 kg, precisión $\pm 2 \text{ g}$) soportando ocho plantas. Un accesorio especial (estructura de soporte sobre la balanza) fue diseñado para aislar todas las plantas de los cables del sistema de tutoreo. Las bolsas de plástico conteniendo las plantas de tomate fueron cubiertas con un plástico blanco para prevenir cualquier evaporación. El tiempo de muestreo para las mediciones de transpiración fue cada minuto. El procesamiento de los datos entregados por el lisímetro fue llevado a cabo de acuerdo al procedimiento propuesto por van Meurs y Stanghellini (1992). Tanto el agua de drenaje como la cantidad de agua suministrado por riego fueron medidas con el fin de calcular las tasas de transpiración del cultivo.

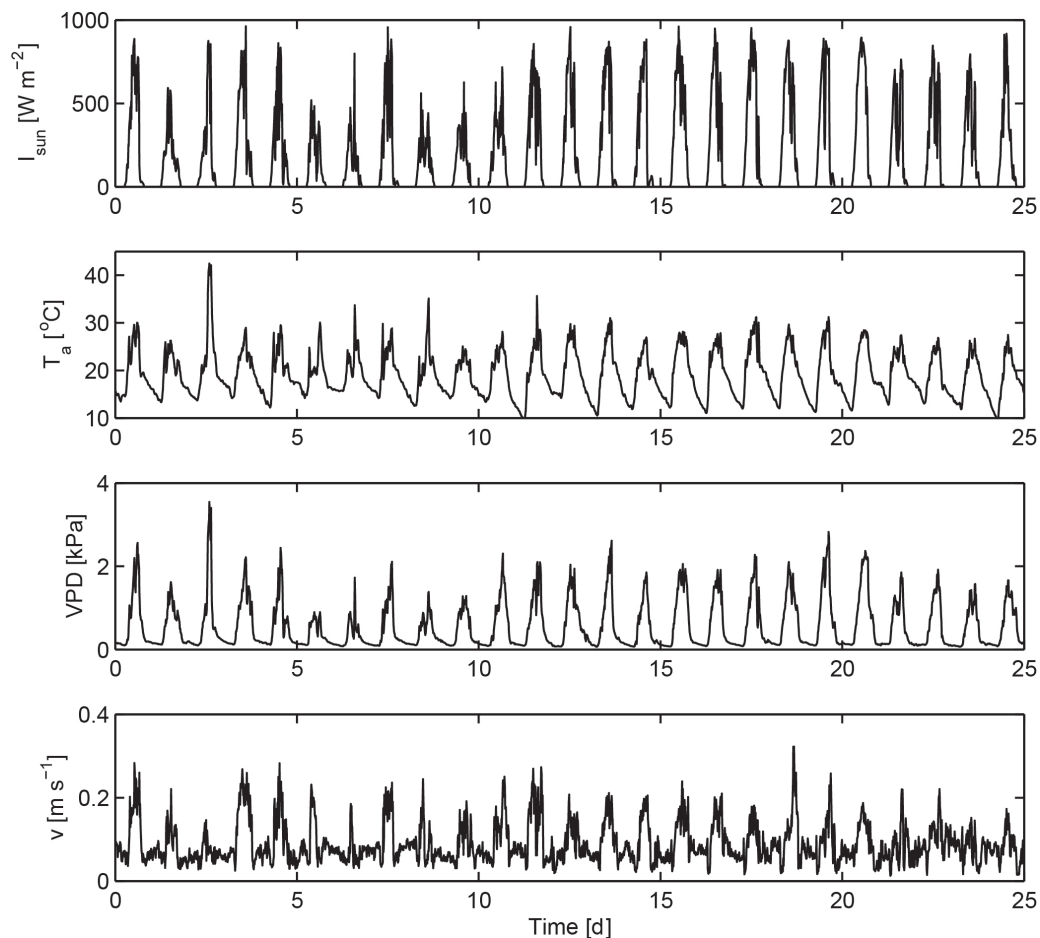


Figura 2.1: Variables ambientales medidas en el interior del invernadero durante julio y agosto de 2011, usados para la calibración de los modelos de transpiración (I_{sun} : radiación solar global, T_a : temperatura del aire, VPD : déficit de presión de vapor, v : velocidad del viento).

Mediciones y estimación de Índices de Área Foliar

La medición y estimación del Índice de Área Foliar (LAI) para el cultivo fue realizado cada 15 días durante un periodo de 49 días (7 y 20 de julio, 3 y 17 de agosto, y 1 de septiembre de 2011). En cada día de muestreo, tres plantas de tomate fueron seleccionadas aleatoriamente y cosechados para realizar mediciones de ancho y largo de las hojas de las plantas y también el área total de las hojas. Un analizador de área foliar modelo LAI-3100 (LICOR, USA) fue usado para calcular el área de las hojas de plantas de tomate. De las mediciones, modelos de regresión no lineal relacionando la variable de salida área de hoja con las entradas ancho y longitud de las hojas fueron ajustados con el fin de estimar el

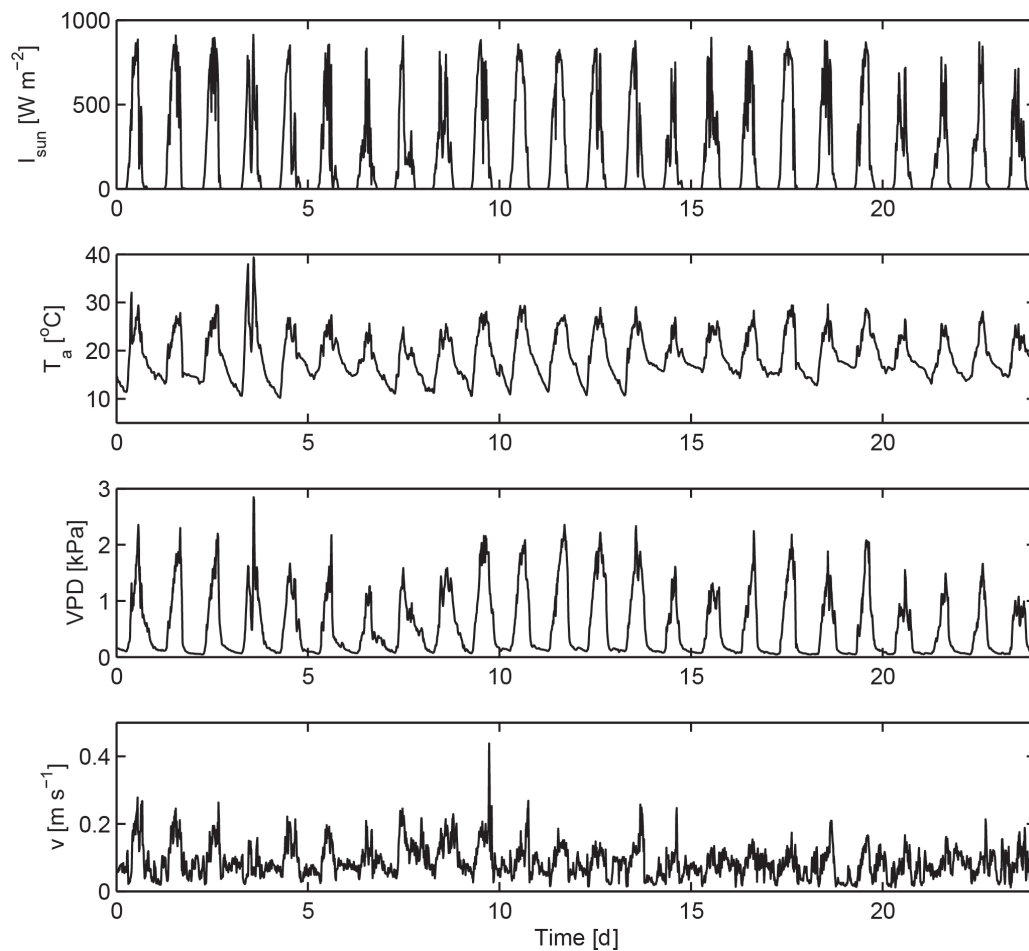


Figura 2.2: Variables ambientales medidas en el interior del invernadero durante julio y agosto de 2011, usados para la validación de los modelos de transpiración (I_{sun} : radiación solar global, T_a : temperatura del aire, VPD : déficit de presión de vapor, v : velocidad del viento).

índice de área foliar para las plantas de tomate que fueron parte de la unidad experimental (i.e. aquellos usados para medir las tasas de transpiración). Los valores de LAI alcanzaron un valor máximo de aproximadamente 3.0 del 7 de julio al 3 de agosto, y entonces este disminuyó a 2.7 el 7 de agosto y descendió gradualmente a 2.3 el 1 de septiembre.

2.2.2 Modelos de transpiración de tomate en invernadero

Modelo simplificado de transpiración de Stanghellini

Recientemente, un modelo para transpiración de un cultivo en invernadero (E , $\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$) fue propuesto (Bontsema *et al.*, 2007a; Bontsema *et al.*, 2007b) basado en el modelo complejo original de Stanghellini (Stanghellini, 1987).

$$E = \frac{2LAI}{(1 + \varepsilon)r_b + r_s} \left[VCD + \frac{\varepsilon r_b}{2LAI} \frac{R_n}{\lambda} \right] \quad (2.3)$$

donde la radiación neta R_n (W m^{-2}) puede ser estimada por la ecuación (2.4):

$$R_n = \tau [1 - \exp(-K_e LAI)] I_{sun} \quad (2.4)$$

donde τ (adimensional) es un parámetro y I_{sun} (W m^{-2}) es la radiación solar global.

La resistencia estomática r_s (s m^{-1}) fue calculada con la ecuación de Stanghellini (Stanghellini, 1987; Stanghellini y de Jong, 1995), ecuación (2.5):

$$r_s = p_1 \frac{\left(\frac{R_n}{2LAI} + p_2 \right)}{\left(\frac{R_n}{2LAI} + p_3 \right)} \left[1 + p_4 (T_a - p_5)^2 \right] \quad (2.5)$$

donde T_a ($^{\circ}\text{C}$) es la temperatura del aire, los parámetros $p_1, \dots, p_5$ pueden ser determinados a partir de mediciones de transpiración. La resistencia aerodinámica r_b (s m^{-1}) es considerada como otro parámetro de entrada. LAI es el índice de área foliar del cultivo. VCD (kg m^{-3}) es el déficit de concentración de vapor del aire calculada con las ecuaciones (2.6)-(2.7):

$$VCD = \left(\frac{100 - RH}{100} \right) \chi_a^* \quad (2.6)$$

donde RH (%) es la humedad relativa del aire. χ_a^* es la concentración de vapor saturada del aire que puede ser aproximada con una función de la temperatura del aire (Bontsema *et al.*, 2007a)

$$\chi_a^* = 5.5638 \times 10^{-3} \exp(0.0572T_a) \quad (2.7)$$

y ε (adimensional) es la razón del contenido de calor latente a calor sensible del aire

Cuadro 2.1: Valores de parámetros y entradas para los modelos de transpiración estudiados.

Variable	Símbolo	Unidades	Valor	Modelo donde el parámetro es usado
Densidad del aire	ρ	kg m^{-3}	1.117	P-M, Wang & Boulard, Jolliet
Calor específico del aire	C_p	$\text{J kg}^{-1} \text{ }^{\circ}\text{C}^{-1}$	1003.5	P-M, Wang & Boulard, Jolliet
Constante psicrométrica	γ	$\text{Pa } ^{\circ}\text{C}^{-1}$	51.5	P-M, Wang & Boulard, Jolliet
Calor latente de vaporización del agua	λ	J kg^{-1}	2454000	Todos los modelos
Parámetro de la ecuación de radiación neta	τ	adimensional	0.86	Stanghellini
Coeficiente de extinción de radiación	K_e	adimensional	0.70	Stanghellini, Baille, Wang & Boulard
Radiación solar global	I_{sun}	W m^{-2}	medida	Todos los modelos
Temperatura del aire	T_a	$^{\circ}\text{C}$	medida	Todos los modelos
Índice de área foliar	LAI	adimensional	medida	Todos los modelos
Déficit de presión de vapor	VPD	Pa	medida	Todos los modelos, con excepción de Stanghellini
Velocidad de viento	v	m s^{-1}	medida	Wang & Boulard
Déficit de concentración de vapor	VCD	kg m^{-3}	medida	Stanghellini
Longitud característica de las hojas	d	m	0.03	Wang & Boulard

saturada para un cambio de 1°C en la temperatura, que puede ser aproximado por

$$\varepsilon = 0.7584 \exp(0.0518 T_a) \quad (2.8)$$

Las variables de entrada para los modelos de transpiración están descritas en el Cuadro 2.1.

Modelo de Wang & Boulard

Un modelo de transpiración para cultivos en invernaderos cultivadas en ambientes Mediterráneos fue propuesto por Wang y Boulard (2000):

$$E = \frac{\Delta r_a I_{sun}}{\lambda [(\Delta + \gamma) r_a + 2\gamma r_s]} + \frac{2 LAI \rho C_p VPD}{\lambda [(\Delta + \gamma) r_a + 2\gamma r_s]} \quad (2.9)$$

donde la resistencia estomática es calculada, en este caso por la ecuación (2.10):

$$r_s = k_1 \left\{ 1 + \frac{1}{\exp[k_2(I_{sun} - k_3)]} \right\} \left\{ 1 + k_4 \exp \left[k_5 \left(\frac{VPD}{k_6} - k_7 \right) \right] \right\} \quad (2.10)$$

La resistencia aerodinámica (r_a) fue calculada con la ecuación propuesto por Boulard y Wang (2000):

$$r_a = k_8 \frac{d^{0.2}}{(v_i)^{0.8}} \quad (2.11)$$

donde los parámetros $k_1, \dots, k_8$ pueden ser estimados a partir de mediciones de transpiración, d (m) es la longitud característica de la hoja y v_i (m s^{-1}) es la velocidad media del aire al interior del invernadero. VPD (Pa) es el déficit de presión de vapor, que es calculada usando las ecuaciones (2.12)-(2.14):

$$VPD = e_s(T_a) - e_a \quad (2.12)$$

donde la presión de vapor saturada ($e_s(T_a)$, Pa) es calculada como sigue:

$$e_s(T_a) = 610.8 \exp \left(\frac{17.27 T_a}{T_a + 237.3} \right) \quad (2.13)$$

Y la presión de vapor actual (e_a , Pa) es calculada a partir de mediciones de la humedad relativa (RH , %) usando la ecuación:

$$e_a = \frac{RH \times e_s(T_a)}{100} \quad (2.14)$$

Modelo de transpiración de Baille

Un modelo simplificado para evapotranspiración de cultivos en invernadero fue propuesto por Baille *et al.* (1994). Estos autores descomponen la tasa de evapotranspiración durante el día (E_d , $\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$) y la noche (E_n , $\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$) usando dos ecuaciones similares a la ecuación (2.2):

$$\begin{aligned} E_d &= \frac{A [1 - \exp(-K_e LAI)] I_{sun}}{\lambda} + \frac{B_d LAI VPD}{\lambda} \\ E_n &= \frac{B_n LAI VPD}{\lambda} \end{aligned} \quad (2.15)$$

donde los parámetros A (adimensional), B_d ($\text{W m}^{-2} \text{Pa}^{-1}$) and B_n ($\text{W m}^{-2} \text{Pa}^{-1}$) pueden ser determinados a partir de mediciones de transpiración.

Modelo de transpiración de Jolliet

Un modelo simplificado de transpiración de cultivos en invernadero basado en el modelo complejo original de Stanghellini (Stanghellini, 1987), fue propuesto por Jolliet (1994)

$$E = \frac{c_1 \ln(1 + c_2 LAI^{c_3}) I_{sun}}{\lambda} + \frac{c_4 LAI [1 - c_5 \exp(-I_{sun}/c_6)] VPD}{\lambda \gamma} \quad (2.16)$$

donde los parámetros c_1, c_2, c_3, c_5 (adimensional) y c_4 ($\text{W m}^{-2} \text{K}^{-1}$) y c_6 (W m^{-2}) pueden ser estimados también a partir de mediciones de transpiración.

2.2.3 Calibración de modelos

Los parámetros de los modelos fueron determinados usando estimación de mínimos cuadrados no lineales (Makowski *et al.*, 2008). Un vector de parámetros p fue encontrado para minimizar la función:

$$\begin{aligned} V(p) &= \sum_{k=1}^N [E_{medida}(k) - E_{estimada}(k)]^2 \\ \hat{p} &= \arg \min V(p) \end{aligned} \quad (2.17)$$

donde $N = 2400$ es el número de mediciones, y $E_{medida}(k)$ y $E_{estimada}(k)$ son las tasas de transpiración medidas y predichas, respectivamente; en cada tiempo de muestreo (k).

La función `lsqnonlin` disponible en el Optimization Toolbox de Matlab (The Mathworks) fue usada. El conjunto de datos para estimación de parámetros tuvo 2400 mediciones de 25 días en dos periodos. Los datos fueron colectados durante dos etapas de desarrollo diferentes del cultivo de tomate. El primer periodo fue del 8 al 19 de julio de 2011, y el segundo fue del 4 al 16 de agosto de 2011.

2.2.4 Validación de modelos

Usando el conjunto de parámetros estimado en la etapa de calibración, las tasas de transpiración del cultivo fueron calculadas con un nuevo conjunto de datos compuesto por 2304 mediciones de 24 días. Estos datos fueron colectados durante dos etapas de desarrollo del cultivo. El primer periodo fue del 24 de julio al 2 de agosto de 2011; y el segundo periodo fue del 18 al 31 de agosto de 2011.

2.2.5 Análisis estadístico

Con la finalidad de determinar las diferentes estadísticas significativas entre los cuatro modelos, un análisis de varianza (ANDEVA) de una vía fue llevada a cabo usando las tasas de transpiración predichas, tanto las calibradas como las validadas, para cada modelo. Una prueba de comparación múltiple de medias fue también llevada a cabo para detectar diferencias estadísticas entre los modelos (prueba de Dunn). Ambos análisis fueron implementadas en el ambiente de programación Matlab (The Mathworks, 1984-2009). La bondad de ajuste de los modelos sobre ambos conjuntos de datos de calibración y validación fueron evaluados usando como medidas de concordancia los estadísticos de sesgo (BIAS), raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), error medio absoluto (MAE), eficiencia de modelación (EF) y coeficiente de correlación (r) (Wallach *et al.*, 2008). Adicionalmente, la cuantificación de la precisión de la estimación de los parámetros fue calculada usando la matriz Jacobiana proporcionada por el procedimiento de optimización de mínimos cuadrados no lineales usada para estimar la matriz de covarianza (Draper y

Smith, 1998; Bates y Watts, 1988).

2.3 Resultados y discusión

Resultados de calibración

El Cuadro 2.2 muestra los valores calculados de las estadísticas usadas para evaluar el desempeño de los modelos respecto a la calibración. El mejor modelo fue el propuesto por Jolliet de acuerdo a los criterios RMSE y MAE. El desempeño de los modelos de Jolliet y Baille fueron similares de acuerdo a la eficiencia (EF) y al coeficiente de correlación (r). Tomando en cuenta las estadísticas RMSE, MAE, EF y el coeficiente de correlación (r) el tercer modelo fue el de Stanghellini y finalmente el modelo de Wang & Boulard. En la Figura 2.3 se muestran simulaciones usando los valores calibrados de los parámetros para veinticinco días. Una comparación de las cuatro gráficas muestran un mejor ajuste para el modelo de Jolliet; seguido por el modelo de Baille, luego el modelo de Stanghellini y al final el modelo de Wang & Boulard. El comportamiento mostrado en la Figura 2.3 está de acuerdo con los valores estadísticos en el Cuadro 2.2. De acuerdo con el criterio de BIAS, el modelo de Stanghellini y el modelo de Wang & Boulard tienden a sub-estimar en promedio las tasas de transpiración y los modelos de Baille y Jolliet a sobre-estimar en promedio (Figura 2.4). Al observar sus gráficas de dispersión correspondientes mostrados en la Figura 2.4, un mejor ajuste puede ser reconocido en el caso del modelo de Jolliet. Es apreciable que el modelo de Baille sub-predice más que la ecuación de Jolliet. El modelo de Wang & Boulard generó el peor ajuste que es reflejado en una gráfica de dispersión más esparcida. Comparando las cuatro gráficas de dispersión se aprecia que el modelo de transpiración de Jolliet supera los otros modelos. También al comparar los resultados globales obtenidos de la calibración, un mejor desempeño fue encontrado en el caso de los modelos de transpiración simplificados de Jolliet y Baille cuando se comparan con los dos modelos más mecanicistas de Stanghellini y Wang & Boulard.

Todos los valores de los parámetros estimados para cada modelo se muestran en el Cuadro 2.3. El coeficiente de variación calculada para cada parámetro proporciona una indicación de la precisión de su estimación. Es notable que en el caso del modelo de

Cuadro 2.2: Resumen estadístico de la calibración de los modelos de transpiración.

Modelos	BIAS	MAE	EF	RMSE	r	Ecuación de Regresión
Stanghellini	5.09	17.45	0.94	27.37	0.97	$E_{estimada} = 1.02E_{medida} - 7.01$
Wang & Boulard	3.67	18.87	0.92	32.36	0.96	$E_{estimada} = 0.93E_{medida} + 2.37$
Baille	-1.00	13.66	0.96	22.09	0.98	$E_{estimada} = 0.96E_{medida} + 4.69$
Jolliet	-0.28	13.07	0.96	21.74	0.98	$E_{estimada} = 0.96E_{medida} + 3.42$

Baille, sus parámetros fueron estimados con alta precisión dado que los coeficientes de variación fueron inferiores que 10 %. Más aún, todos los valores estimados para el modelo de Baille fueron similar a aquellos reportados previamente (Baille *et al.*, 1994). En el caso del modelo de Stanghellini, cinco de un total de seis parámetros fueron estimados precisamente con coeficientes de variación menores que 12 % (Cuadro 2.3). En este caso, con excepción de un parámetro (p_1), todos los otros parámetros tuvieron valores similar a aquellos reportados por otros investigadores para tomates en invernadero (Bontsema *et al.*, 2007a). El valor para la resistencia aerodinámica estuvo en el rango de valores reportados en la literatura (Bontsema *et al.*, 2007a). En el caso del modelo de Jolliet, tres de un total de seis parámetros fueron estimados con precisiones menores al 20 % de acuerdo a los coeficientes de variación calculados (Cuadro 2.3). Tres parámetros (c_1 , c_4 , c_5) fueron bastante similares a aquellos encontrados en la literatura (Jolliet, 1994) y los otros tres (c_2 , c_3 , c_6) fueron considerablemente diferentes. En el caso del modelo de Wang & Boulard, cuatro parámetros fueron estimados con coeficientes de variación menores que 10 % (Cuadro 2.3) de un conjunto total de ocho parámetros. Por un lado, varios parámetros (k_1 , k_3 , k_5 , k_7) resultaron diferentes considerablemente de aquellos reportados previamente (Wang and Boulard, 2000); por otra parte, algunos de ellos (k_2 , k_4 , k_6 , k_8) fueron bastante similares a aquellos valores encontrados en la literatura. En general para todos los modelos evaluados, la calidad del ajuste estuvo en concordancia con la calidad de la estimación de los parámetros. De acuerdo al ANDEVA de una vía (Cuadro 2.4), no se encontraron diferencias estadísticas significativas entre los cuatro modelos calibrados a un nivel de significancia de $\alpha = 0.05$ de probabilidad.

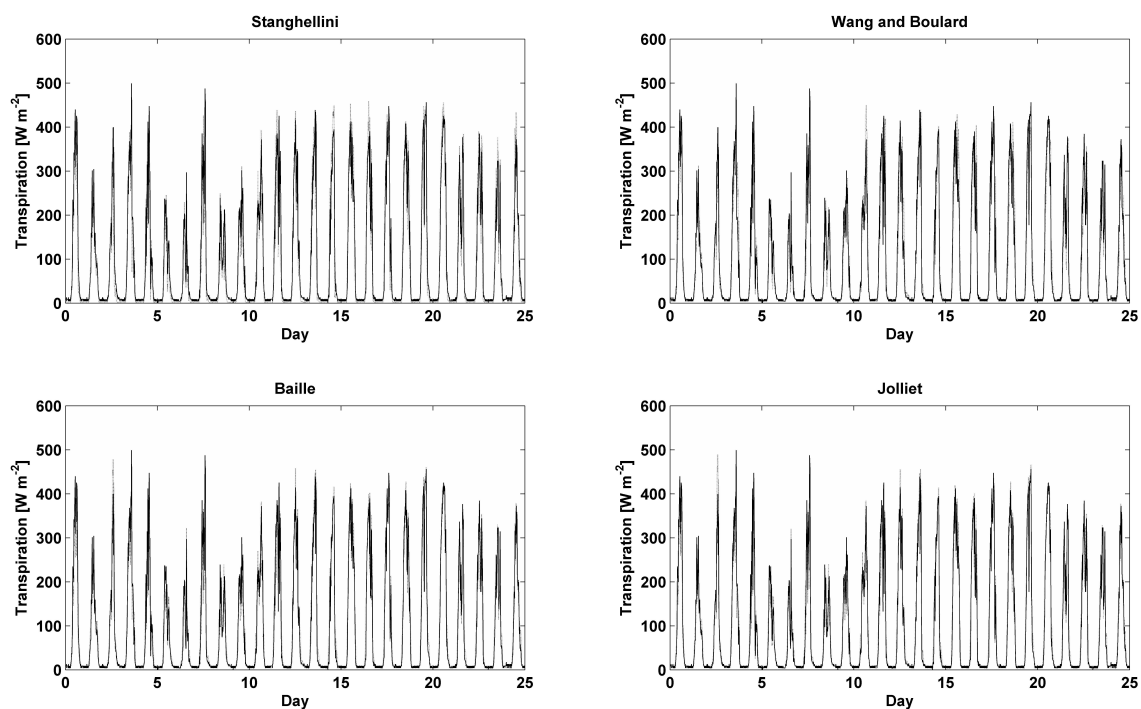


Figura 2.3: Resultados de calibración de los modelos de transpiración (línea punteada: predicha; línea continua: medida).

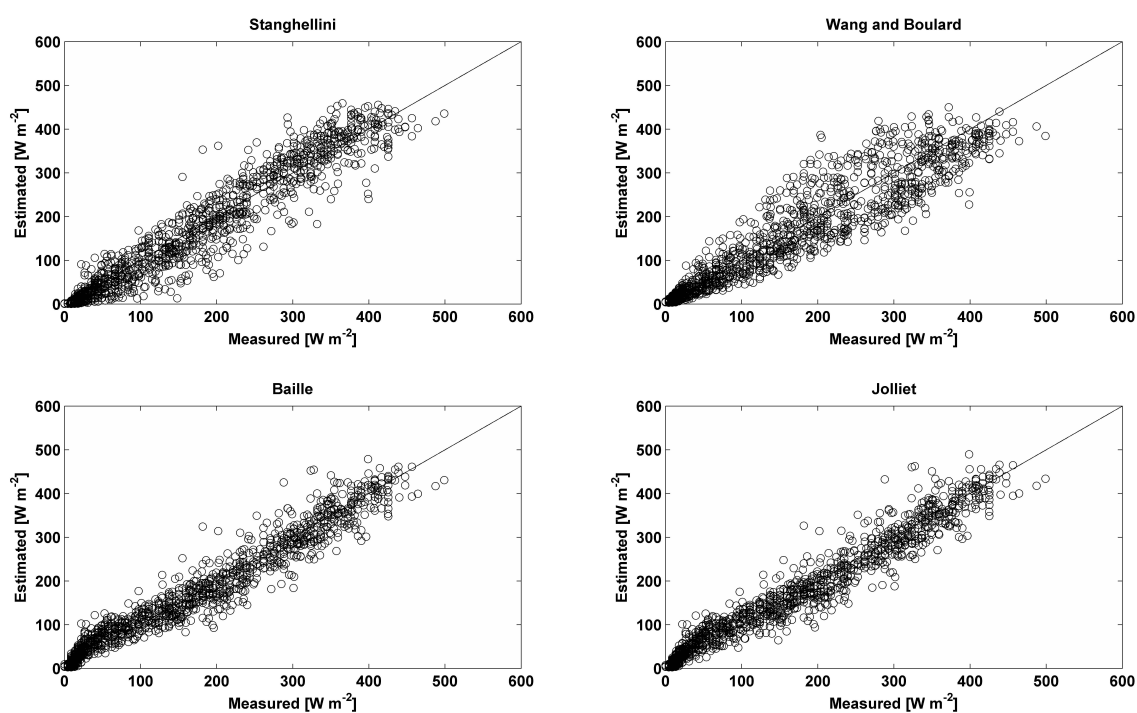


Figura 2.4: Gráficas de dispersión de los modelos de transpiración calibrados.

Cuadro 2.3: Parámetros estimados para los modelos de transpiración y la precisión de su estimación.

Modelos	Parámetros	Valor estimado	Coeficiente de Variación (%)
Stanghellini	p_1	149.99	8.50
	p_2	77.33	11.23
	p_3	0.84	49.96
	p_4	0.012	5.86
	p_5	18.37	2.65
	r_b	100.00	9.87
Wang & Boulard	k_1	122.49	8.93
	k_2	0.025	6.48
	k_3	74.99	4.82
	k_4	0.16	>100.00
	k_5	0.17	>100.00
	k_6	149.99	>100.00
	k_7	5.00	>100.00
	k_8	110.00	4.41
Baille	A	0.32	1.19
	B_d	30.15×10^{-3}	1.55
	B_n	15.21×10^{-3}	9.09
Jolliet	c_1	0.103	>100.00
	c_2	7.49	>100.00
	c_3	0.50	>100.00
	c_4	1.64	1.71
	c_5	0.53	7.06
	c_6	25.99	19.67

Resultados de validación

El Cuadro 2.5 resume los estadísticos obtenidos del proceso de validación de los modelos. De acuerdo al criterio RMSE y MAE el mejor desempeño fue obtenido por el modelo

Cuadro 2.4: Análisis de varianza para la calibración de los modelos de transpiración.

Fuente	SS	df	MS	F	Prob > F
Modelos	63839.7	3	21279.9	1.42	0.2357
Error	144100524.5	9596	15016.7		
Total	144164364.2	9599			

de Baille. El desempeño de los modelos de Jolliet y Baille fueron similares considerando la eficiencia del modelo (EF) y el coeficiente de correlación (r). De acuerdo a los estadísticos RMSE, EF y coeficiente de correlación (r) el modelo de Stanghellini fue ubicado en tercero. Sin embargo, considerando el BIAS el modelo de Wang & Boulard obtuvo el mejor desempeño. La Figura 2.5 muestra simulaciones para todos los modelos usando los parámetros estimados de la calibración. Únicamente una muestra de diez días es presentada proveniente de un total de veinticuatro días realmente usados para la validación de los modelos. Un mejor ajuste puede ser apreciado de estas gráficas para los modelos de Jolliet y Baille en comparación a las correspondientes de los modelos de Stanghellini y Wang & Boulard. De acuerdo al indicador BIAS únicamente el modelo de Wang & Boulard ligeramente sub-estima las tasas de transpiración, los otros lo sobre-estiman en promedio. Observando la Figura 2.6, puede apreciarse que el mejor ajuste fue alcanzado por el modelo de Jolliet, luego por el modelo de Baille, el siguiente fue el modelo de Stanghellini y finalmente el modelo de Wang & Boulard. El ajuste de la gráfica de dispersión correspondiente al modelo de Jolliet siguiendo la línea 1:1 es mejor que las gráficas de dispersión correspondiente para los otros tres modelos. Es apreciable que la nube de puntos para todos los modelos es más dispersa para los modelos con pobre ajuste, en orden decreciente: Baille, Stanghellini, y Wang & Boulard. La nube de puntos más amplia es observada para el modelo de Wang & Boulard que es el modelo con el menor ajuste.

De acuerdo al análisis ANDEVA de una vía (Cuadro 2.6), diferencias estadísticas significativas fueron encontradas entre los cuatro modelos validados. En contraste, Villareal *et al.* (2012) no encontraron diferencias significativas para el análisis ANDEVA llevada a cabo para los tres modelos que ellos analizaron. Sin embargo, su estudio únicamente

Cuadro 2.5: Resumen estadístico de la validación de los modelos de transpiración.

Modelos	BIAS	MAE	EF	RMSE	r	Ecuación de Regresión
Stanghellini	-7.57	19.97	0.90	25.44	0.97	$E_{estimada} = 1.17E_{medida} - 5.97$
Wang & Boulard	0.72	19.81	0.88	35.15	0.94	$E_{estimada} = 0.97E_{medida} + 0.89$
Baille	-9.05	14.20	0.94	20.65	0.98	$E_{estimada} = 1.06E_{medida} + 4.05$
Jolliet	-9.50	14.68	0.94	20.87	0.98	$E_{estimada} = 1.08E_{medida} + 3.28$

Cuadro 2.6: Análisis de varianza para la validación de los modelos de transpiración.

Fuente	SS	df	MS	F	Prob > F
Modelos	157066.7	3	52355.6	4.1	0.0064
Error	117540937.7	9212	12759.5		
Total	117698004.4	9215			

consideró el comportamiento de tasas de transpiración durante un corto periodo de tiempo (un día). En el presente estudio varios días de datos y en consecuencia condiciones ambientales y de cultivo más contrastantes fueron tomados en consideración. De acuerdo a los resultados es importante incluir datos suficientes con el fin de detectar diferencias entre comportamientos de modelos. De hecho, de las pruebas de comparación múltiple el desempeño del modelo de Wang & Boulard fue estadísticamente diferente del desempeño de los modelos de Baille y de Jolliet, y fue similar al modelo de Stanghellini. El comportamiento de los últimos tres modelos fue estadísticamente similar.

2.4 Conclusiones

El modelo de Jolliet tuvo el mejor desempeño y los resultados sugieren que este debe ser usado para estimar las tasas de transpiración de tomates en invernadero en climas templados prevaletentes en el centro de México. Sin embargo, este estudio mostró que únicamente la mitad de los parámetros de este modelo pueden ser estimados con precisión. Por consiguiente, investigación adicional es requerida respecto al análisis de incertidum-

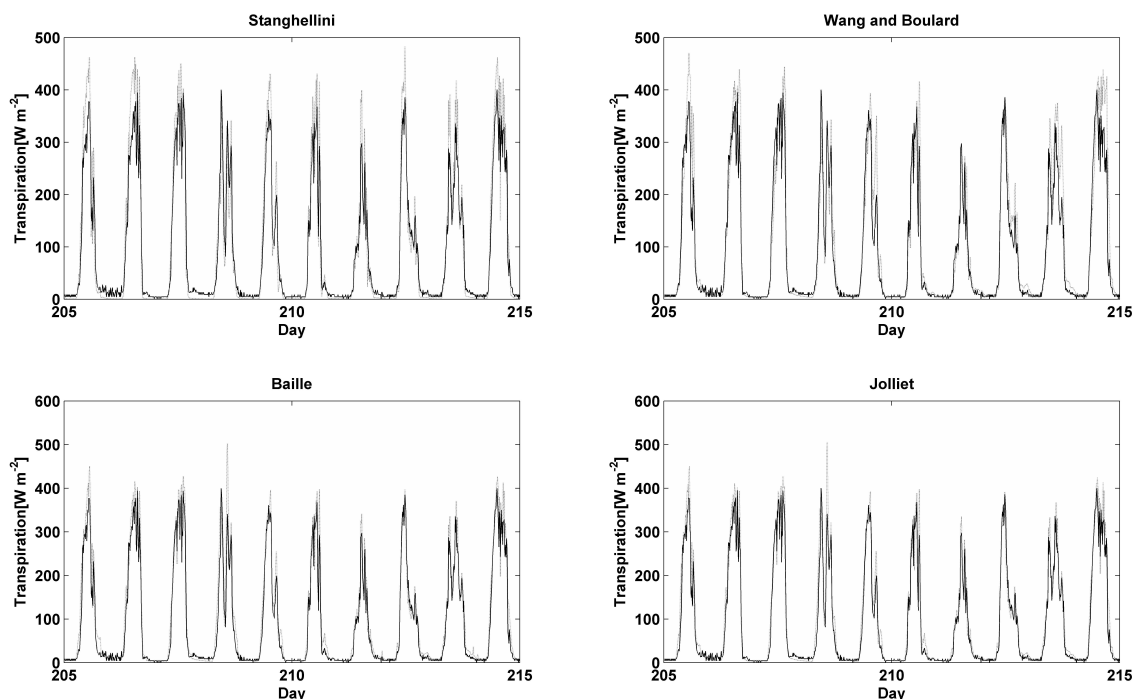


Figura 2.5: Resultados de validación de los modelos de transpiración (línea punteada: predicha; línea continua: medida).

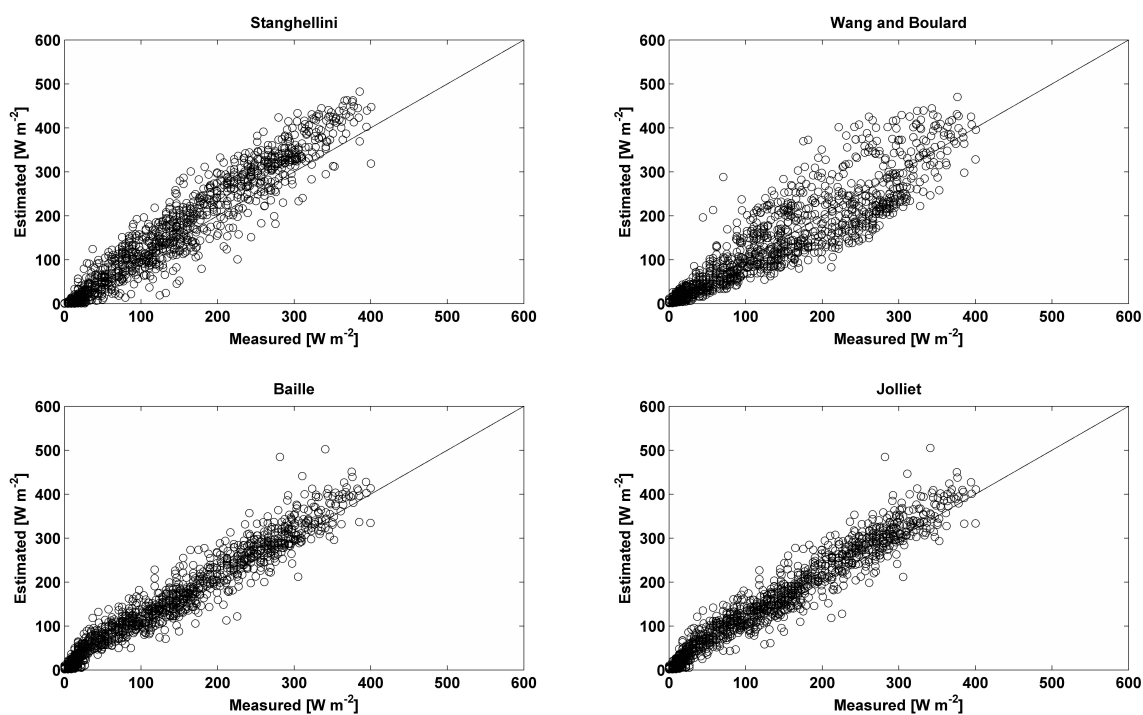


Figura 2.6: Gráficas de dispersión de los modelos de transpiración validados.

bre de modelos antes de usar cualquier modelo matemático de transpiración en aplicaciones prácticas. Aunque diferencias estadísticas significativas fueron encontradas entre los modelos de transpiración analizados en el caso de validación, los resultados muestran un desempeño similar entre los modelos de Stanghellini, Baille y Jolliet. Sin embargo, el modelo de Baille es un buen candidato para aplicaciones prácticas dado que es el más simple de los cuatro modelos estudiados. El modelo de Baille tiene únicamente tres parámetros que pueden ser estimados de forma fácil y precisa. Una segunda opción puede ser el modelo de Stanghellini a pesar de sus ocho parámetros; estos pueden ser estimados con precisión a partir de mediciones de transpiración.

3

TASAS DE VENTILACIÓN NATURAL DE UN INVERNADERO DEL CENTRO DE MÉXICO ESTIMADAS MEDIANTE BALANCE DE ENERGÍA

Resumen

Las temperaturas diurnas del aire durante los meses de verano en los invernaderos de nivel tecnológico bajo y medio en México son mayores a las óptimas de los cultivos y se necesita de enfriamiento para evitar estrés del cultivo debido al exceso de calor. Aunque la ventilación natural es el principal mecanismo para controlar el clima en la mayoría de estos invernaderos, la información sobre su desempeño es escasa. El objetivo del presente estudio fue determinar, mediante el método de balance de energía, las tasas de ventilación natural de un invernadero tipo sierra equipado con malla anti insecto en las ventanas. Además, un modelo matemático teórico de tasas de ventilación en función de la velocidad de viento exterior fue ajustado a datos experimentales. El invernadero está ubicado en el campo experimental de la Universidad Autónoma Chapingo, en Chapingo, México, se estudio con un cultivo de melón (*Cucumis melo* L.) bajo un sistema hidropónico y sin cultivo. Los parámetros del modelo de ventilación se estimaron con el algoritmo de mínimos cuadrados no lineales. Los resultados mostraron que las tasas de ventilación fueron más altas cuando las velocidades del viento fueron mayores y sin cultivo. Las mallas instaladas en las ventanas causan una reducción de 48 % en las tasas de ventilación. El modelo teórico de ventilación predijo de manera aceptable las tasas de ventilación de acuerdo con los índices estadísticos de coeficiente de determinación y raíz cuadrada del error cuadrático

medio.

Palabras clave: malla anti-insecto, modelo, estimación, parámetro, *Cucumis melo* L.

3.1 Introducción

La producción de cultivos en ambientes protegidos en México ha aumentado a una tasa alta en las últimas dos décadas, principalmente en invernaderos con cubierta de plástico y casas sombra (Van 't Ooster *et al.*, 2008). Las características climáticas de las regiones donde se concentran las superficies de invernaderos, con alta radiación solar y elevadas temperaturas, provocan que durante el verano se produzcan calentamientos excesivos que afectan el rendimiento y la calidad de los cultivos, por lo que es necesario el enfriamiento del ambiente. En la mayoría de los invernaderos mexicanos el principal mecanismo para enfriar el ambiente es la ventilación natural (Romero-Gomez *et al.*, 2008). Éste es un proceso fundamental que influye en el clima interior del invernadero y en la concentración de gases; y, en consecuencia, influye fuertemente en el crecimiento y desarrollo de los cultivos (Boulard *et al.*, 1996). La eficiencia de la ventilación natural depende de la velocidad del viento y de la diferencia de temperatura entre el interior y el exterior del invernadero (Kittas *et al.*, 1997; Katsoulas *et al.*, 2006). La instalación de mallas en las ventanas, como una barrera física para evitar la entrada de insectos nocivos, es una práctica común en México, pero estas mallas son un obstáculo para el paso del aire (Valera *et al.*, 2006).

Las tasas de ventilación natural en invernaderos se han estimado aplicando varios métodos: gases trazadores (Fatnassi *et al.*, 2002; Kittas *et al.*, 2002), balance de energía (Wang y Deltour, 1996; Demrati *et al.*, 2001; Majdoubi *et al.*, 2007), balance de vapor de agua (Teitel *et al.*, 2008; Mashonjowa *et al.*, 2010) y balance de dióxido de carbono (Romero-Gomez *et al.*, 2008). En invernaderos de gran tamaño el método de gas trazador, que es el más ampliamente utilizado, presenta varias desventajas y Demrati *et al.* (2001) han señalado que el mezclado del gas presenta la mayor fuente potencial de error. Este problema es particularmente significativo si el volumen del invernadero es grande en combinación con una tasa baja de ventilación natural y con la presencia de cultivos en el invernadero. Shilo *et al.* (2004), Katsoulas *et al.* (2006) y Teitel *et al.* (2008) han reportado

una buena concordancia entre las tasas de ventilación estimadas con los métodos de gas trazador y balance de energía.

En México hay pocos estudios sobre el comportamiento de la ventilación natural en los invernaderos. Romero-Gomez *et al.* (2008) realizaron un análisis de las tasas de ventilación de un invernadero cenital de tres naves ventilado naturalmente, localizado en Chapingo, México, y encontraron que fueron bajas comparadas con las recomendadas, y combinado con las condiciones del clima local, produjeron altas temperaturas del aire interior. Más recientemente, Espejel y López (2013) determinaron las tasas de ventilación natural de un invernadero tipo túnel sin cultivo ubicado en Chapingo, y observaron que la combinación de apertura de ventanas laterales y cenitales fue la más eficiente.

El objetivo de este estudio fue determinar las tasas de ventilación natural de un invernadero tipo sierra y cuantificar la reducción en las tasas de ventilación causada por la malla anti-insecto instalada en las ventanas, datos que ayudarán para mejorar el diseño y manejo de este tipo invernaderos. Además, un modelo matemático de tasas de ventilación fue calibrado para ser incorporado en un modelo dinámico del microclima del invernadero.

3.2 Materiales y métodos

3.2.1 Descripción del experimento

El estudio se realizó en un invernadero ubicado en el campo experimental de la Universidad Autónoma Chapingo, México, localizado a 19° 29' N, 98° 53' O, y a una altitud de 2240 m. El invernadero es de tipo sierra formado por tres naves de estructura metálica, con orientación SO-NE, tiene 75.5 m de largo por 25.5 m de ancho, una altura de 6.48 m a la cumbrera, y un volumen de 11295.56 m³ (Figura 3.1). Su ventilación se efectuó por medio de ventanas cenitales de 221.18 m² y laterales de 368.56 m²; estas se abren al enrollar la película de polietileno por medio de motoredutores. Las primeras están orientadas hacia el oeste, en dirección de los vientos dominantes. Además, cuentan con malla anti insecto de 45 × 25 hilos por pulgada cuadrada. La cubierta es una película de polietileno con tratamiento ultravioleta de 180 μm de espesor. Está rodeado al este y al norte por

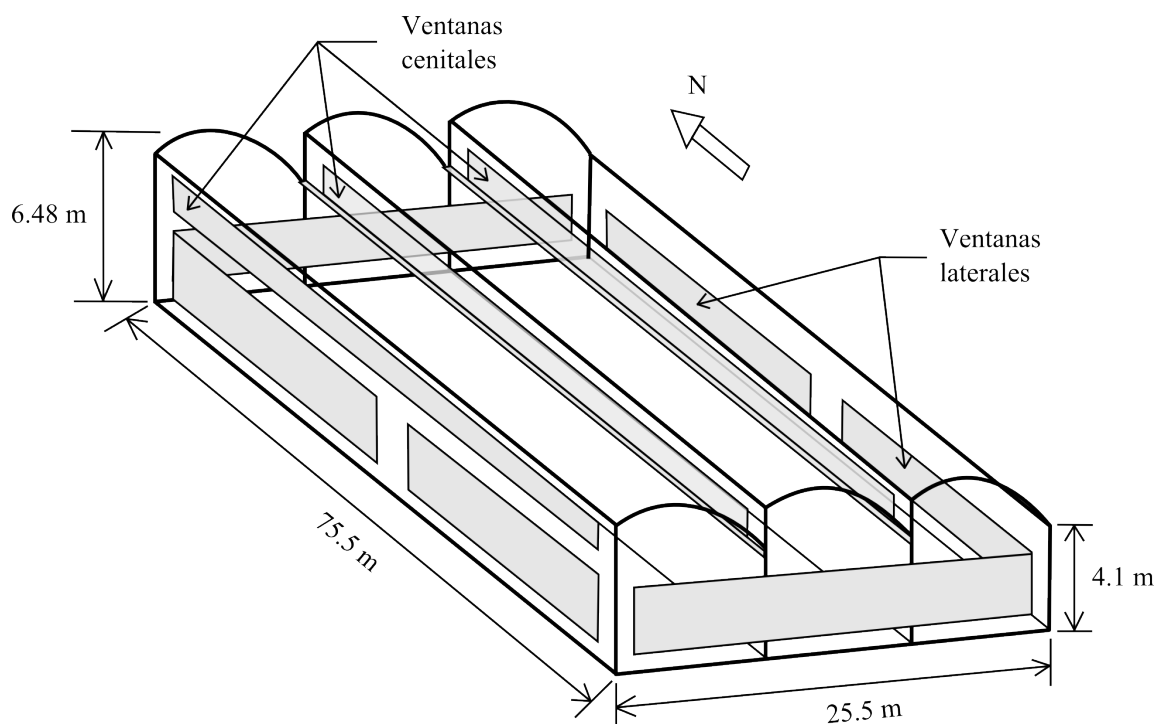


Figura 3.1: Forma y dimensiones generales del invernadero donde se realizó el estudio.

invernaderos tipo túnel más bajos de 5.8 m de altura.

Las mediciones se realizaron de abril a octubre de 2012. En la primera semana de abril se estableció un cultivo de melón (*Cucumis melo* L.) en hidroponía con diferentes tipos de cultivares (honeydew, cantaloup, galia, amarillo y piel de sapo). Los frutos fueron cosechados y las plantas retiradas del invernadero el 15 septiembre. En el cultivo se realizaron labores culturales como entutorado, deshojes, podas y raleo. La polinización se realizó por medio de una colmena de abejas. La densidad del cultivo fue de 2 plantas m^{-2} . El agua y los fertilizantes fueron aplicados por un sistema automatizado de fertirriego por goteo.

Las variables climáticas en el interior fueron medidas en el área central del invernadero con los siguientes dispositivos. La radiación neta con un radiómetro neto CNR 2 (Kipp & Zonen, EE.UU.) y la radiación global con un piranómetro CMP 3 (Kipp & Zonen) a una altura de 3.5 m del piso, entre el follaje del cultivo y el plástico de la cubierta del invernadero. La temperatura y humedad relativa del aire con un sensor HMP50 (Vaisala, EE.UU.) a una altura de 1.5 m del piso, localizado dentro de un protector solar aspirado. El flujo de calor del suelo con un sensor HFP01SC (Hukseflux, EE.UU.) situado 5 cm bajo

la superficie del suelo. La temperatura del plástico de la cubierta con termopares tipo E de Chromel-Constantan de 0.0762 mm de diámetro FW3 (Campbell Scientific, EE.UU.), situados en la cara interior del plástico de la nave central del invernadero. Dos termopares se colocaron en la cara este y otros dos termopares en la cara oeste, y la temperatura del plástico se consideró igual al valor promedio de los cuatro sensores. Los sensores se conectaron a un data logger CR1000 (Campbell Scientific) para el registro de los datos.

Las variables climáticas en el exterior fueron medidas a una altura de 8.80 m del piso y a 10 m de distancia del invernadero en el lado norte. La temperatura y humedad relativa del aire con un sensor S-TBH-M002 (Onset Computer, EE.UU.) localizada dentro de un protector solar. La radiación solar global con un piranómetro S-LIB-M003 (Onset Computer) orientado hacia el sur. La velocidad del viento con un anemómetro de copa S-WSA-M003 (Onset Computer) y la dirección con una veleta S-WDA-M003 (Onset Computer). Los sensores se conectaron a un data logger Hobo Weather Station (Onset Computer) para el registro de los datos. Las variables del clima dentro y fuera del invernadero se midieron cada 10 s, se promediaron y se guardaron cada minuto en un archivo para su procesamiento posterior.

3.2.2 Método de balance de energía para estimar las tasas de ventilación

Las tasas de ventilación del invernadero fueron estimadas con el método de balance de energía bajo dos condiciones, con un cultivo de melón y sin cultivo. Los días seleccionados fueron donde las ventanas permanecieron abiertas de 10:00 a 16:00 h, debido a que como práctica de manejo estas fueron cerradas cuando se presentaron lluvias para evitar el ingreso de humedad. Este periodo es suficientemente grande para obtener una buena precisión en la estimación de las tasas de ventilación con el balance de energía (Demrati *et al.*, 2001). Para el primer caso, se usaron los datos meteorológicos promedio y de las áreas de ventilación de 13 días comprendidos entre el 18 de junio al 25 de julio de 2012, para el segundo se usaron los datos de 11 días del 11 al 28 de septiembre de 2012. Debido a una falla de los sensores de viento instalados en el exterior del invernadero durante el

primer periodo, se usaron los datos registrados en una estación meteorológica automática (Davis, EE.UU.) ubicada a una distancia aproximada de 1 km. En esta estación, los sensores fueron instalados a una altura de 2 m, los valores de la velocidad y dirección del viento fueron promediados y almacenados en el data logger cada 30 min.

El balance de energía de un invernadero es la suma de las ganancias y pérdidas de calor así como del contenido transitorio de energía (Harmanto *et al.*, 2006; Majdoubi *et al.*, 2007). Se pueden usar modelos estáticos o dinámicos (Roy *et al.*, 2002). Los primeros son menos precisos debido a su simplicidad e involucran pocos parámetros, los segundos son mejores en términos de precisión, pero involucran más parámetros. Las tasas de ventilación estimadas con el método de balance de energía al compararlas con el método de gas trazador, son menores debido a una subestimación de la energía almacenada en el sistema (Roy *et al.*, 2002; Shilo *et al.*, 2004). El intercambio de calor entre el interior y el exterior del invernadero es un mecanismo complejo, involucra procesos de radiación, conducción, convección y transferencia de calor latente (Harmanto *et al.*, 2006).

La ecuación de balance de energía en estado estacionario del interior de invernadero usada en este trabajo es similar a la descrita por Demrati *et al.* (2001) y Majdoubi *et al.* (2007):

$$R_{net} = Q_{Si,e} + Q_{Si,c} + Q_{Si,w} + Q_{Li,e} + F_S \quad (3.1)$$

donde R_{net} (W m^{-2}) es la radiación neta disponible en el interior de invernadero, $Q_{Si,e}$ (W m^{-2}) es el flujo de calor sensible extraído por ventilación, $Q_{Li,e}$ (W m^{-2}) es el flujo de calor latente extraído por ventilación, $Q_{Si,c}$ (W m^{-2}) es el flujo de calor sensible intercambiado por convección entre el aire interior y la cubierta del invernadero, $Q_{Si,w}$ (W m^{-2}) es la pérdida global de energía sensible a través de las paredes laterales y F_S (W m^{-2}) es el flujo de calor a través de suelo. Para el invernadero analizado, los términos del balance de energía de la ecuación (3.1) fueron determinados de acuerdo con Majdoubi *et al.* (2007), como se indica a continuación.

El flujo de calor sensible intercambiado con el exterior por ventilación fue considerado proporcional a la diferencia de temperatura del aire entre el interior T_i ($^{\circ}\text{C}$) y el exterior T_e

(°C), y a la tasa de ventilación G ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$):

$$Q_{Si,e} = K_S (T_i - T_e) \quad (3.2)$$

con

$$K_S = \rho_a C_p \left(\frac{G}{A_f} \right) \quad (3.3)$$

donde A_f (m^2) es la superficie del piso del invernadero, ρ_a (kg m^{-3}) es la densidad del aire, y C_p ($\text{J kg}^{-1} \text{°C}^{-1}$) es el calor específico del aire a presión constante.

El flujo de calor latente extraído por ventilación fue considerado proporcional a la diferencia del contenido de vapor de agua entre el interior y el exterior, y a la tasa de ventilación:

$$Q_{Li,e} = K_L (H_i - H_e) \quad (3.4)$$

donde H_i y H_e (kg kg^{-1}) son las humedades específicas del aire interior y exterior, respectivamente; con

$$K_L = \rho_a \lambda \left(\frac{G}{A_f} \right) \quad (3.5)$$

donde λ (J kg^{-1}) es el calor latente de vaporización del agua.

El flujo de calor sensible intercambiado por convección entre el aire interior y la cubierta del invernadero fue considerado proporcional a la diferencia de temperatura entre el plástico de cubierta T_c (°C) y la temperatura del aire interior:

$$Q_{Si,c} = C_h \left(\frac{A_c}{A_f} \right) (T_c - T_i) \quad (3.6)$$

donde C_h ($\text{W m}^{-2} \text{°C}^{-1}$) es el coeficiente de intercambio de calor por convección entre el aire interior y el plástico de la cubierta, que fue estimado con la ecuación propuesta por Wang y Deltour (1996):

$$C_h = 1.759 (T_c - T_i)^{1/3} \quad (3.7)$$

Majdoubi *et al.* (2007) mencionan que cuando la temperatura de las paredes laterales no son medidas, la pérdida global de energía sensible a través de estas se estima con un coeficiente global de pérdida por conducción-convección. Entonces, la pérdida global de

calor sensible fue estimada con:

$$Q_{Si,w} = K_C (T_i - T_e) \quad (3.8)$$

donde K_C ($\text{W m}^{-2} \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$) es el coeficiente global de pérdida de calor sensible del invernadero a través del plástico de las paredes. El coeficiente K_C es considerado por varios autores (Boulard y Baille, 1993; Kittas *et al.*, 2002) como función de la velocidad del viento:

$$K_C = a + bW_e \quad (3.9)$$

donde W_e (m s^{-1}) es la velocidad del viento exterior, a y b son coeficientes empíricos que deben ser estimados. Para el invernadero analizado, se consideraron las pérdidas a través de las paredes laterales excluyendo las aberturas de ventilación, esto es, a través de un área de paredes de 776.81 m^2 . De acuerdo con Majdoubi *et al.* (2007), cuando se considera la superficie de piso del invernadero ($A_f = 1925.25 \text{ m}^2$) como superficie unitaria, los coeficientes reportados por Boulard y Baille (1993) ($a = 6$, $b = 0.5$) deben ser multiplicados por $(776.81/1925.25) = 0.40$, obteniendo los siguientes valores: $a = 2.40$ y $b = 0.20$.

Las ecuaciones (3.2) - (3.9) al sustituirlas en la ecuación (3.1) y reagrupando, se obtiene la tasa de ventilación:

$$G = \frac{A_f (R_{net} - F_S) - A_f [K_C (T_i - T_e) + (A_c/A_f) C_h (T_c - T_i)]}{\rho_a [C_p (T_i - T_e) + \lambda (H_i - H_e)]} \quad (3.10)$$

3.2.3 Modelo teórico de la ventilación natural y su calibración

El flujo de aire a través de una abertura es causado por una combinación de diferencias de presión inducido por fuerzas de flotación y de viento (Kittas *et al.*, 1997; Katsoulas *et al.*, 2006). Katsoulas *et al.* (2006) mencionan que para velocidades de viento mayores de 1 a 1.5 m s^{-1} el efecto térmico de flotación puede ignorarse y la tasa de ventilación puede considerarse como una función de la velocidad del viento exterior. Con este supuesto, la

tasa de ventilación puede ser calculada con (Kittas *et al.*, 1997; Kittas *et al.*, 2002):

$$G = \left(\frac{A_v}{2} \right) C_{dT} C_w^{0.5} W_e \quad (3.11)$$

donde G ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) es la tasa de ventilación, A_v (m^2) es el área total de la abertura de ventilación; C_{dT} (adimensional) es un coeficiente de descarga de la abertura; y C_w (adimensional) es un coeficiente presión de viento. Para realizar comparaciones entre diferentes invernaderos, es necesario expresar la tasa de ventilación por unidad de área de piso denotado por G_f ($\text{m}^3 \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$).

Para llevar a cabo la calibración se planteó un problema de optimización, usando el procedimiento de mínimos cuadrados no lineales para estimar los valores del coeficiente global de eficiencia de ventilación E_v , definido como $E_v = C_{dT} C_w^{0.5}$. La función a minimizar fue:

$$J(E_v) = \sum_{i=1}^N [G_{f,cal}(i) - G_{f,est}(i)]^2 \quad (3.12)$$

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

donde $G_{f,est}$ es la tasa de ventilación estimada con con el balance de energía, $G_{f,cal}$ es la tasa de ventilación calculada con el modelo teórico de ventilación y N es el número de datos (con cultivo $N = 13$ y sin cultivo $N = 11$). El problema de optimización se resolvió mediante la rutina `lsqnonlin` del Optimization toolbox de Matlab (The Mathworks). La calidad de las predicciones del modelo de ventilación fue evaluada con los estadísticos de error medio absoluto (MAE), raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE) y coeficiente de determinación (R^2).

3.2.4 Determinación del coeficiente de descarga de la malla

En una abertura con mallas el coeficiente C_{dT} en la ecuación (3.11) se calcula como (Kittas *et al.*, 2002):

$$C_{dT} = \frac{C_d C_s}{(C_d^2 + C_s^2)^{0.5}} \quad (3.13)$$

donde C_s (adimensional) es el coeficiente de descarga de la malla y C_d es el coeficiente de descarga sin malla. En este estudio, el coeficiente C_s fue determinado con la expresión propuesta por Brundrett (1993), citado por Fatnassi *et al.* (2009):

$$C_s = \frac{0.026 \varphi^{1.465}}{d_h^{0.5}} \quad (3.14)$$

donde φ ($\text{m}^2 \text{ m}^{-2}$) es la porosidad de la malla y d_h (m) es el diámetro promedio de los hilos de la malla. La porosidad expresa la relación entre el área superficial de los poros y el área total de la malla (Valera *et al.*, 2006; Álvarez *et al.*, 2012):

$$\varphi = \frac{L_{px} L_{py}}{(L_{px} + d_h)(L_{py} + d_h)} \quad (3.15)$$

con

$$L_{px} = \frac{1}{\rho_y} - d_h; \quad L_{py} = \frac{1}{\rho_x} - d_h \quad (3.16)$$

donde L_{px} y L_{py} (m) son las longitudes promedio de los poros en las dos direcciones principales; ρ_x y ρ_y (hilos m^{-1}) representan el número de hilos por unidad de longitud en cada una de las dos direcciones principales.

Para estimar la porosidad de la malla con las ecuaciones (3.15) y (3.16), se tomaron cuatro muestras de esta. De estas se midieron los diámetros de los hilos y se determinó el número de hilos en las dos direcciones principales con un microscopio óptico modelo DM500 (Leica Microsystems) equipado con una cámara de 3 megapíxeles.

3.3 Resultados y discusión

En el Cuadro 3.1 se presentan las condiciones ambientales prevalecientes durante el periodo donde se realizaron los balances de energía del invernado para estimar las tasas de ventilación natural. La Figura 3.2 presenta las tasas de ventilación del invernadero estimadas con el método de balance de energía en función de la velocidad del viento. La ecuación de la curva de regresión lineal obtenida; para el caso del invernadero con cultivo es $G_f = 0.017W_e + 0.0062$ (coeficiente de determinación $R^2=0.65$), mientras que sin culti-

Cuadro 3.1: Valores de mínima, máxima y promedio de variables ambientales en el interior y exterior del invernadero en el periodo diurno en que se realizó el balance de energía, para el caso con cultivo (13 d) y sin cultivo (11 d), durante el verano de 2012.

Variable	Con cultivo			Sin cultivo		
	Mínima	Máxima	Promedio	Mínima	Máxima	Promedio
Radiación solar global (W m^{-2})	98.1	1214.4	549.7	45.6	1034.4	612.5
Radiación neta (W m^{-2})	50.8	904.0	384.2	-19.2	515.2	289.0
Flujo de calor en suelo (W m^{-2})	0.0	97.6	32.8	11.5	97.7	64.5
Velocidad de viento exterior (m s^{-1})	0.4	3.1	1.6	0.0	6.0	2.1
Velocidad de viento interior (m s^{-1})	0.01	0.97	0.24	0.04	0.90	0.33
Temperatura del aire exterior ($^{\circ}\text{C}$)	14.1	24.8	19.3	14.8	26.5	22.4
Temperatura del aire interior ($^{\circ}\text{C}$)	16.3	29.5	22.5	17.3	33.1	26.3
Temperatura de la cubierta ($^{\circ}\text{C}$)	13.0	32.7	22.4	14.7	40.2	29.0
Humedad relativa exterior (%)	33.3	87.7	63.4	14.1	79.0	39.8
Humedad relativa interior (%)	29.4	85.8	59.4	10.3	66.6	30.0

vo es $G_f = 0.044W_e - 0.022$ (coeficiente de determinación $R^2=0.86$). En ambos casos, las tasas de ventilación fueron más altas cuando las velocidades del viento fueron mayores; y sin cultivo. Estos resultados concuerdan con los reportados por Romero-Gomez *et al.* (2008) y Espejel y López (2013) que encontraron una fuerte dependencia de las tasas de ventilación con la velocidad del viento para invernaderos localizados en la misma región.

Las tasas de ventilación estimadas para el invernadero, con la combinación de ventilación lateral y cenital fueron relativamente bajas. Jones (2008) recomienda una ventilación mínima de un intercambio por minuto (equivalente a $9.78 \times 10^{-2} \text{ m}^3 \text{ m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ para el invernadero de este estudio) con el objeto de mitigar las altas temperaturas del aire interior resultado de la intensa radiación solar durante los meses de verano. De la ecuación de regresión entre las tasas de ventilación y velocidad de viento para el invernadero con cultivo, se deduce que esta tasa de ventilación puede ser alcanzada únicamente a velocidades de viento mayores de 5.4 m s^{-1} , que son poco frecuentes en esta región. Este resultado concuerda con el reportado por Romero-Gomez *et al.* (2008), que encontraron para un

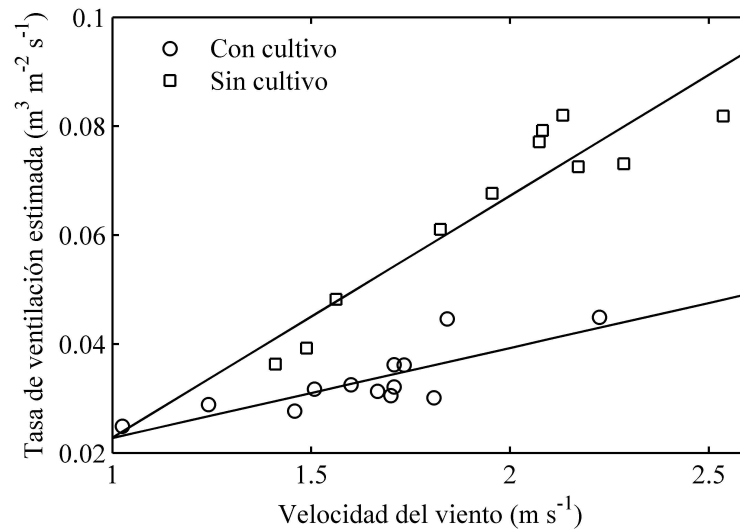


Figura 3.2: Comportamiento de las tasas de ventilación del invernadero estimadas con el método de balance de energía contra la velocidad del viento, para dos configuraciones del invernadero.

invernadero cenital de 3 naves ubicado en la misma zona que era necesario velocidades de viento mayores de 4.5 m s^{-1} para alcanzar las renovaciones de aire recomendadas. Esto significa que la ventilación natural es insuficiente para generar condiciones climáticas adecuadas para los cultivos y que se requiere de ventilación forzada.

El valor del coeficiente E_v ha sido utilizado por varios autores para caracterizar la eficiencia de la ventilación entre diferentes invernaderos (Teitel *et al.*, 2008). En el Cuadro 3.2 se presentan los valores del coeficiente global de efecto de viento E_v obtenidos en este estudio al ajustar los datos experimentales con el modelo de ventilación. Los valores de E_v obtenidos son en general del mismo orden de magnitud que los reportados por otros investigadores para invernaderos de dimensiones similares. Estos valores concuerdan con los valores previamente reportados por Wang y Deltour (1996) para un invernadero tipo venlo de similares dimensiones, por Fatnassi *et al.* (2002) y Kittas *et al.* (2002) para invernaderos con mallas en las ventanas. De acuerdo a los índices estadísticos coeficiente de determinación (R^2) y raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), el modelo de ventilación una vez calibrado predice de manera aceptable las tasas de ventilación natural. Por otro lado, de acuerdo al MAE el error global del modelo de ventilación fue menor para el caso del invernadero con cultivo. En general, de acuerdo a la ecuación de regresión

Cuadro 3.2: Resultados estadísticos de la calibración del modelo de tasas de ventilación.

Configuración	E_v	Regresión	MAE	RMSE	R^2
Con cultivo	0.137	$G_{f,cal} = 0.81G_{f,est} + 0.0062$	0.0025	0.0030	0.74
Sin cultivo	0.220	$G_{f,cal} = 0.66G_{f,est} + 0.0230$	0.0058	0.0046	0.86

el modelo calibrado sobreestima los valores a tasas bajas de ventilación y los subestima a tasas altas (Figura 3.3).

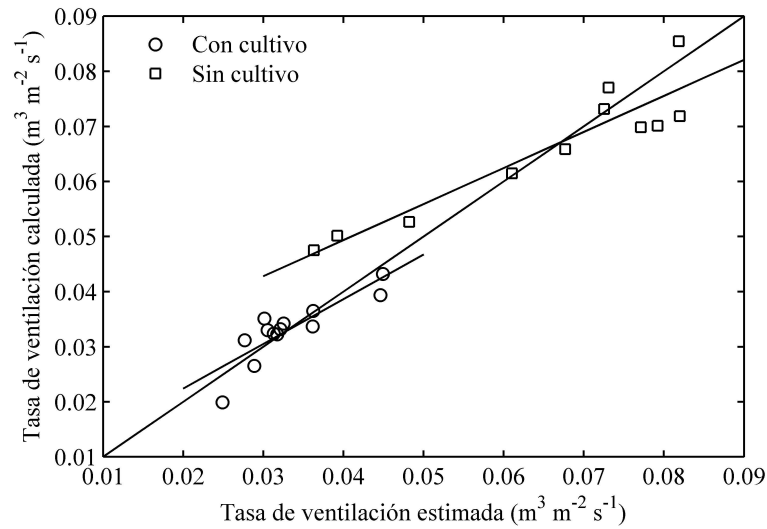


Figura 3.3: Ajuste de regresión entre las tasas de intercambio de aire estimadas con el método de balance de energía y las calculadas con la ecuación (3.11), para dos configuraciones del invernadero.

La porosidad de la malla anti insecto instalada en las ventanas fue estimada en $\phi = 0.38 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ y el coeficiente de descarga igual a $C_s = 0.40$. Roy *et al.* (2002) mencionan que el coeficiente de descarga C_d varía entre 0.6 a 0.7 para la mayoría de las ventanas rectangulares sin mallas, con un valor promedio de 0.66. Por lo anterior, se consideró un valor de $C_d = 0.66$. Los valores de C_d y C_s al sustituirlos en la ecuación (3.13) se obtuvo un valor del coeficiente global de descarga de $C_{dT} = 0.344$. Una vez conocido el valor de C_{dT} fue posible determinar del coeficiente C_w a partir del coeficiente global de efecto de viento estimado con los datos experimentales (Cuadro 3.2), obteniéndose un valor de $C_w = 0.16$

con cultivo y de $C_w = 0.41$ sin cultivo. Los valores de C_w obtenidos son en general del mismo orden de magnitud que los reportados por otros investigadores para invernaderos con mallas en las aberturas de ventilación. En una revisión realizada por Molina-Aiz *et al.* (2009) sobre la eficiencia de ventilación natural de invernaderos equipados con mallas, encontraron que los valores del coeficiente C_w reportados en la literatura variaron entre 0.16 a 0.82. Roy *et al.* (2002) sugiere que los parámetros C_d y C_s dependen del tamaño y del diseño del invernadero, de su vecindad inmediata y particularmente de la velocidad del viento.

De acuerdo con Fatnassi *et al.* (2002), la razón de las tasas de ventilación de un invernadero con mallas y sin mallas, puede ser considerada proporcional a la razón de los coeficientes de descargas de sus ventanas, esto es:

$$\frac{G_{\text{con malla}}}{G_{\text{sin malla}}} = \frac{C_{dT}}{C_d} = 0.52 \quad (3.17)$$

Esto significa que, para una superficie de ventanas sin cambio, el flujo de ventilación con mallas representa una disminución de 48 % del flujo sin malla. Por tanto, un incremento en el área de ventilación de la misma proporción (48 %) es necesario para mantener la tasa de ventilación sin cambio.

Las tasas de ventilación estimadas en este estudio así como el modelo teórico de ventilación calibrado son aplicables en verano para una configuración de ventanas laterales y cenitales simultáneamente abiertas, con un cultivo de índice de área foliar de aproximadamente 3. Por ello, es necesario realizar más experimentos para determinar el efecto que tienen sobre las tasas de ventilación configuraciones no incluidas en este estudio, como son: solo ventilación cenital, solo ventilación lateral, la orientación del viento (Fatnassi *et al.*, 2009) y de las hileras del cultivo (Majdoubi *et al.*, 2007) con respecto al eje del invernadero, la altura e índice de área foliar del cultivo (Fatnassi *et al.*, 2009). Además, para que el modelo teórico de ventilación sea de aplicación más general es necesario incluir el área de ventilación cenital, el área de ventilación lateral, y el efecto chimenea (Kittas *et al.*, 2007; Roy *et al.*, 2002).

3.4 Conclusiones

Las tasas de ventilación natural estimadas mediante el método del balance de energía fueron más altas cuando las velocidades del viento fueron mayores y cuando el invernadero se encontraba sin cultivo. Por otro lado, las tasas de ventilación fueron en general bajas e insuficientes para lograr las renovaciones de aire recomendadas para tener condiciones climáticas adecuadas dentro de un invernadero. El método de balance de energía permitió una estimación precisa de la ventilación natural del invernadero. El modelo teórico de ventilación una vez calibrado permite calcular de forma práctica las tasas de ventilación natural del invernadero. Las mallas anti insecto instalados en las aberturas de ventilación causaron una reducción del 48 % en las tasas de ventilación. Los resultados obtenidos de la presente investigación muestran que la ventilación natural del invernadero de baja tecnología, es insuficiente para generar la temperatura y humedad óptimas que requieren los cultivos y por lo tanto es necesario el uso de sistemas de ventilación forzada.

ESTRUCTURA Y ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE UN MODELO DINÁMICO DEL CLIMA DE UN INVERNADERO

Resumen

Las técnicas de control avanzado del ambiente de un invernadero, como el control óptimo y control adaptable, se basan en modelos matemáticos del sistema. El invernadero es un sistema complejo y el desarrollo de modelos matemáticos basado en principios primarios de este es una tarea que consume tiempo y recursos. El objetivo del presente estudio fue desarrollar y analizar un modelo matemático para predecir las variables temperatura y humedad en el interior de un invernadero. El modelo dinámico fue obtenido a partir de balances de materia y energía en estado no estacionario de los componentes del invernadero. El comportamiento del modelo fue comparado contra datos recolectados en un invernadero localizado en el Campo Experimental de la Universidad Autónoma Chapingo, en Chapingo, México. El método de ortogonalización de los vectores de sensibilidad fue usado para seleccionar un sub-conjunto de parámetros del modelo, identificables con los datos experimentales. Los parámetros seleccionados fueron estimados mediante los algoritmos de mínimos cuadrados no lineales y de evolución diferencial. En general, el modelo calibrado predice en forma apropiada el comportamiento de la temperatura y humedad del aire.

Palabras clave: identificabilidad, análisis de sensibilidad, computación evolutiva.

4.1 Introducción

La mayoría de los invernaderos en México se consideran de nivel tecnológico bajo e intermedio, en los cuales el principal mecanismo para enfriar el ambiente es la ventilación natural y sólo se usan sistemas de calefacción de combustión directa para evitar daños por heladas (Romero-Gomez *et al.*, 2008). Aunque existe una variedad muy amplia de diseños de invernaderos, hasta la fecha se conoce muy poco del comportamiento de las variables que conforman su micro-clima interno, en función de las variables meteorológicas externas, de las características de las estructuras (tipo de cubierta, áreas de ventilación, etc.) y de los sistemas de control. Para entender mejor el comportamiento del ambiente de un invernadero es necesario el desarrollo y análisis de modelos matemáticos de las variables que constituyen su micro-clima y que más afectan el comportamiento del cultivo.

Los estudios reportados en la literatura sobre el desarrollo y validación de modelos matemáticos del clima de invernaderos en las condiciones climáticas de México son escasos y relativamente recientes. Castañeda-Miranda *et al.* (2007) desarrollaron un modelo de simulación del clima para invernaderos con ventilación natural del centro de México. El modelo es bastante complejo ya que cuenta con las variables de estado: temperaturas del aire, suelo, cubierta, cultivo, y humedad relativa del invernadero. Guzmán-Cruz *et al.* (2009) estimaron los parámetros del modelo propuesto por Tap (2000) con diferentes algoritmos evolutivos para un invernadero bajo las condiciones climáticas del centro de México. Los resultados obtenidos mostraron que las predicciones de las variables temperatura y humedad relativa por el modelo una vez calibrado fueron cercanas a las mediciones.

El clima producido en un invernadero es el resultado de complejos mecanismos que involucran los procesos de intercambio de calor y masa (Baptista *et al.*, 2010). Los modelos matemáticos de este sistema pueden estar basados en principios primarios como balances de masa y energía (de Zwart, 1996) o en relaciones entrada-salida (Gruber *et al.*, 2011) de las variables más importantes. Los modelos basados en principios primarios incluyen varios sub-modelos que describen los diferentes fenómenos físicos que ocurren entre los principales componentes del invernadero (Baptista *et al.*, 2010). Los modelos usados para desarrollar algoritmos de control del ambiente invernadero generalmente consideran las

variables temperatura y humedad del aire, concentración de bióxido de carbono y temperatura superficial del suelo (Tap, 2000; Triguí *et al.*, 2001; Herrero *et al.*, 2008). La mayoría de los modelos climáticos de invernaderos son formulados y verificados para aquellas condiciones concretas en que fueron definidos, como son el tipo de invernadero, el cultivo y las características climáticas. Para aplicarlos en condiciones distintas, los coeficientes de los modelos deben ser calibrados, proceso seguido de la correspondiente validación del modelo adaptado (Baptista *et al.*, 2010).

Los modelos mecanicistas del clima de invernaderos normalmente tienen un gran número de parámetros. En esta clase de modelos, usualmente, no es posible en la práctica identificar todos los parámetros debido al número y calidad de los datos medidos, así como de las interacciones entre los parámetros (Chu y Hahn, 2012). Un enfoque común es seleccionar un subconjunto de parámetros para estimación mientras que los parámetros restantes son fijados en sus valores nominales. Chu y Hahn (2012) mencionan que los procedimientos de selección de parámetros para estimación requieren tomar en cuenta la magnitud de los efectos que cambios en los parámetros tienen en las salidas, además de la correlación entre los efectos. Varios métodos de selección basados en estos dos criterios han sido propuestos en la literatura, entre otros, el ortogonal, de correlación, basado en componentes principales, de valores propios e híbridos (Quaiser y Mönnigmann, 2009; Chu y Hahn, 2012; Kravaris *et al.*, 2013).

La determinación de los valores de los parámetros puede plantearse como un problema de optimización, lo que permite usar diferentes algoritmos. Generalmente se usan métodos de búsqueda local que utilizan el gradiente de la función objetivo. Sin embargo, debido a la no-linealidad de los modelos del clima de invernaderos, el problema de optimización puede resultar no convexo, multimodal y/o sobre-parametrizado. Para resolver problemas de optimización multimodal, los métodos globales de optimización como los algoritmos evolutivos y bio-inspirados pueden ofrecer buenas aproximaciones al óptimo global (Yang y Deb, 2009). Así, para estimar los parámetros de modelos del ambiente invernadero se han utilizado algoritmos genéticos (GA), estrategias evolutivas (ES), programación evolutiva (EP), optimización de cúmulo de partículas (PSO), evolución diferencial (DE), además de optimización multi-objetivo (Blasco *et al.*, 2007; Herrero *et al.*, 2008; López-Cruz *et al.*,

2008; Guzmán-Cruz *et al.*, 2009).

El objetivo de este estudio fue desarrollar y validar un modelo matemático basado en primeros principios para predecir las variables temperatura y humedad en el interior de invernadero ventilado naturalmente, localizado en un clima templado del centro de México. El modelo resultante será utilizado en algoritmos de control climático basado en modelos.

4.2 Materiales y métodos

4.2.1 Descripción del experimento

El estudio se realizó en un invernadero ubicado en el campo experimental de la Universidad Autónoma Chapingo, México. Está localizado a 19° 29' N, 98° 53' O, y a una altitud de 2240 m. El invernadero es de tipo sierra formado por tres naves, con orientación SO-NE, tiene 75.5 m de largo por 25.5 m de ancho, una altura la cumbre de 6.48 m, y un volumen de 11295.56 m³. La ventilación del invernadero se efectuó por medio de ventanas cenitales y laterales que se abren al enrollar la película de polietileno por medio de motoredutores. Las ventanas cuentan con malla anti-insectos con una porosidad de 0.38 m² m⁻². La cubierta del invernadero es una película de polietileno con tratamiento ultravioleta de 180 µm de espesor. Las mediciones se llevaron a cabo de abril a octubre de 2012.

En la primera semana de abril, se estableció un cultivo de melón (*Cucumis melo* L.) en hidroponía con seis diferentes tipos de cultivares. Los frutos fueron cosechados y las plantas retiradas del invernadero el 15 septiembre. Al cultivo se le realizaron labores culturales como entutorado, deshojes, podas y raleo. La densidad del cultivo fue de 2 plantas m⁻². El agua y los fertilizantes fueron aplicados por un sistema automatizado de fertirriego por goteo.

Las variables climáticas en el interior fueron medidas en el área central del invernadero con los siguientes dispositivos. La radiación global con un piranómetro CMP 3 (Kipp & Zonen, EE.UU.) a una altura de 3.5 m del piso. La temperatura y humedad relativa del

aire con un sensor HMP50 (Vaisala, EE.UU.) a una altura de 1.5 m del piso, localizado dentro de un protector solar aspirado. Los sensores se conectaron a un data logger CR1000 (Campbell Scientific) para el registro de los datos. Las variables climáticas en el exterior fueron medidas a una altura de 8.8 m del piso y a 10 m de distancia del invernadero en el lado norte. La temperatura y humedad relativa del aire con un sensor S-TBH-M002 (Onset Computer, EE.UU.) localizada dentro de un protector solar. La radiación solar global con un piranómetro S-LIB-M003 (Onset Computer). La velocidad del viento con un anemómetro de copa S-WSA-M003 (Onset Computer) y la dirección con una veleta S-WDA-M003 (Onset Computer). Los sensores se conectaron a un data logger Hobo Weather Station (Onset Computer) para el registro de los datos. Las variables de clima dentro y fuera del invernadero se midieron cada 10 s, se promediaron y se guardaron en un archivo cada minuto.

4.2.2 Descripción del modelo del clima del invernadero

En el modelo matemático el invernadero es considerado un volumen de aire que está delimitado por las paredes, el techo y el piso. Este último, más los sólidos de invernadero actúan como una masa térmica (Herrero *et al.*, 2008; Speetjens *et al.*, 2010). Las hipótesis consideradas en el desarrollo del modelo son: las variables se distribuyen de manera homogénea en el aire del invernadero; la densidad del cultivo es homogénea; el aire es considerada inerte a los procesos de radiación y sus características físicas, como la densidad o el calor específico, son constantes con la temperatura (Herrero *et al.*, 2008). El modelo consta de tres variables de estado: temperatura del aire (T_g , °C), temperatura de la masa térmica (T_m , °C) y humedad específica del aire (w_g , kg kg⁻¹). Las ecuaciones diferenciales que describen la dinámica de las variables se obtuvieron de los balances de energía del aire y de la masa térmica, respectivamente; así como de un balance de masa para la humedad del aire, en estado no estacionario. Todas las variables de flujos de calor son expresados en flujo por metro cuadrado de área de piso de invernadero.

La dinámica del ambiente del invernadero puede ser descrito por un conjunto de ecua-

ciones:

$$\begin{aligned}\frac{d\mathbf{x}(t)}{dt} &= \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \boldsymbol{\theta}), \quad \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0 \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{g}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \boldsymbol{\theta})\end{aligned}\tag{4.1}$$

donde $\mathbf{x} \in R^{n_x}$ es el vector de estados, $\mathbf{u} \in R^{n_u}$ es el vector de entradas, $\mathbf{y} \in R^{n_y}$ es el vector de salidas y $\boldsymbol{\theta} \in R^{n_\theta}$ es el vector de parámetros.

La tasa de cambio de la temperatura del aire, T_g , es descrito por:

$$\frac{dT_g}{dt} = \frac{1}{K_g} [q_{rg} - q_v - q_{cc} + q_{mg} + q_h - \lambda \cdot E_p]\tag{4.2}$$

donde q_{rg} es la energía solar absorbida por el invernadero, q_v es el flujo de calor por infiltración y ventilación, q_{cc} es el flujo de calor por conducción y convección a través de la cubierta, q_{mg} es el calor intercambiado entre la masa térmica y el aire interior del invernadero, q_h es el flujo de calor del sistema de calefacción, E_p es la tasa de transpiración de las plantas, λ es el calor latente de vaporización del agua, y K_g es la capacidad virtual de calor del invernadero.

La tasa de cambio de la temperatura de la masa térmica, T_m , es descrito por:

$$\frac{dT_m}{dt} = \frac{1}{K_m} [q_{rm} - q_{mg} - q_d]\tag{4.3}$$

donde q_{rm} es la energía almacenada por la masa térmica durante el día, q_d es la pérdida de calor de la masa térmica hacia el subsuelo, y K_m es la capacidad virtual de calor de la masa térmica.

La tasa de cambio del contenido de humedad del aire, w_g , es descrito por:

$$\frac{dw_g}{dt} = \frac{1}{\rho_a \cdot h_g} [E_p - E_v]\tag{4.4}$$

donde E_v es el vapor de agua removido por infiltración y ventilación; y h_g es la altura promedio del invernadero. El modelo propuesto es una adaptación del modelo de Tap (2000) con las siguientes modificaciones. En el balance de energía se incluyó un térmico de energía almacenada por la masa térmica. En el balance de vapor de agua se incluyó una

descripción más completa de la transpiración y se removió el proceso de condensación en la cubierta del invernadero. Las variables del modelo se describen en el Apéndice A y los procesos en el Apéndice B.

Las variables de salida son la temperatura del aire T_g ($^{\circ}\text{C}$) y la humedad específica del aire w_g (kg kg^{-1}) o humedad relativa HR_g (%). Las variables de entrada de control son el área total de ventilación y el calor suministrado por sistema de calefacción. En la región centro de México la calefacción generalmente no se utiliza en verano por lo que este proceso no fue incluido en el análisis del modelo. Las perturbaciones medibles son la radiación solar exterior I_o , la temperatura del aire exterior T_o , la humedad del aire exterior HR_o , y la velocidad del viento exterior V_o . El modelo desarrollado contiene 15 parámetros que deben ser estimados antes de poder utilizarlo para simular el clima de un invernadero específico.

4.2.3 Algoritmos de Evolución Diferencial

Evolución Diferencial (DE) es un algoritmo evolutivo (EA) propuesto por Storn y Price (1997). Con las ventajas de su simplicidad, rápida convergencia y pocos parámetros, DE ha sido usado para resolver problemas de optimización numérica en muchas áreas (Storn y Price, 1997; Arslan *et al.*, 2011; Das y Suganthan, 2011). Existen varias variantes de DE que han sido propuestos en la literatura. En este estudio se utilizó el esquema DE clásico que en la notación DE se conoce como estrategia $DE/rand/1/bin$. Esta estrategia es una de las más utilizadas en la práctica debido a su buen desempeño y se describe a continuación (Storn y Price, 1997; Das y Suganthan, 2011).

Una población consiste de NP individuos $\mathbf{a}_{i,g}$, $i = (1, 2, 3, \dots, NP)$, donde g denota una generación. El tamaño de la población no cambia durante el proceso de optimización. Un individuo $\mathbf{a}_{i,g}$ consiste de D variables que son acotados por límites inferior y superior $[b_{j,\text{mín}}, b_{j,\text{máx}}]$, $j = (1, 2, 3, \dots, D)$. Los individuos iniciales son determinados aleatoriamente; entonces, las operaciones de mutación y cruzamiento son usados para generar los nuevos individuos, y la operación de selección es aplicada para determinar que individuo, el nuevo o el original, sobrevivirá en la siguiente generación.

1. Mutación

Para cada vector objetivo $\mathbf{a}_{i,g}$, $i = (1, 2, 3, \dots, NP)$, un vector mutante es generado de acuerdo con:

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{a}_{r_1,g} + F \cdot (\mathbf{a}_{r_2,g} - \mathbf{a}_{r_3,g}) \quad (4.5)$$

donde los índices aleatorios $r_1, r_2, r_3 \in (1, 2, 3, \dots, NP)$ son enteros y mutuamente diferentes, y estos también son diferentes del índice de vector i . De la fórmula 4.5, se puede observar que este contiene 4 vectores, así el número de población (NP) debe ser al menos 4. El factor de escala $F \in [0, 2]$ es un número real que controla la amplificación de la diferencia vectorial $(\mathbf{a}_{r_2,g} - \mathbf{a}_{r_3,g})$.

2. Cruzamiento

El vector objetivo es mezclado con el vector mutante, usando el cruzamiento binomial, para obtener el vector de prueba:

$$\mathbf{a}'_{i,g} = \mathbf{a}'_{j,i,g} = \begin{cases} v_{j,i,g}, & \text{if } randb(j) \leq CR \text{ or } j = rnbr(i) \\ a_{j,i,g}, & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (4.6)$$

donde $randb(j) \in [0, 1]$ es la j -ésima evaluación de un generador de números aleatorios uniforme, $rnbr(i) \in (1, 2, \dots, D)$ es un índice elegido aleatoriamente para asegurarse que al menos un elemento del vector de prueba es obtenida del vector mutante, y $CR \in [0, 1]$ es la probabilidad de cruzamiento, que debe ser definida por el usuario.

3. Selección

La operación de selección determina si el vector de prueba $\mathbf{a}'_{i,g}$ o el vector objetivo $\mathbf{a}_{i,g}$ sobrevive pasando a formar parte de la siguiente generación $g + 1$ en base a la aptitud del vector:

$$\mathbf{a}_{i,g+1} = \begin{cases} \mathbf{a}'_{i,g}, & \text{if } \Phi(\mathbf{a}'_{i,g}) < \Phi(\mathbf{a}_{i,g}) \\ \mathbf{a}_{i,g}, & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (4.7)$$

donde $\Phi(\mathbf{a}'_{i,g})$ y $\Phi(\mathbf{a}_{i,g})$ son los valores de la función objetivo. La condición $\Phi(\mathbf{a}'_{i,g}) < \Phi(\mathbf{a}_{i,g})$ es usado para resolver problemas de minimización.

Una vez que la nueva población esta establecida; el proceso de mutación, recombinación y selección es repetido hasta que el óptimo es localizado, o un criterio de finalización especificado es satisfecho; por ejemplo, un número máximo de generaciones $g_{\text{máx}}$. El algoritmo clásico DE tiene tres parámetros de control que requieren ser ajustados por el usuario: el factor de escala de mutación F , la constante de cruzamiento CR , y el tamaño de la población NP .

4.2.4 Estimación de parámetros del modelo

La estimación de parámetros tiene el objeto de inferir los valores de los parámetros a partir de los datos disponibles y así las predicciones del modelo puedan con precisión ajustarse lo más posible a las mediciones (Kravaris *et al.*, 2013). De acuerdo con Ioslovich *et al.* (2010) la estimación de parámetros de modelos no lineales consiste de dos etapas. La primera etapa es encontrar un subconjunto de parámetros que pueden ser estimados con los datos experimentales disponibles, mientras que los otros parámetros permanecerán en sus valores nominales. La segunda etapa es la minimización de la función objetivo que es una función de los errores residuales entre las mediciones y las salidas del modelo dinámico.

Selección de parámetros para estimación

Los métodos heurísticos de selección de parámetros para estimación de un modelo son derivados en base en los efectos que variaciones en los parámetros tienen en la salida del modelo (Kravaris *et al.*, 2013). Un análisis de sensibilidad es aplicado para investigar cuantitativamente los efectos de los parámetros en la salida del modelo. Para un sistema dinámico modelado por el conjunto de ecuaciones (4.1), la sensibilidad local de un parámetro θ_i se calcula resolviendo las ecuaciones de sensibilidad:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \frac{\partial \mathbf{x}(t)}{\partial \theta_i} &= \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}^T} \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \theta_i} + \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \theta_i}, \quad \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \theta_i}(0) = \mathbf{0} \\ \mathbf{s}_i(t) &= \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{x}^T} \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \theta_i} + \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \theta_i} \end{aligned} \quad (4.8)$$

donde la sensibilidad local es

$$\mathbf{s}_i(t) = \frac{\partial \mathbf{y}}{\partial \theta_i}. \quad (4.9)$$

La sensibilidad local es una función del tiempo y es calculada resolviendo las ecuaciones del sistema (Ecuación 4.1) y las ecuaciones de sensibilidad (Ecuación 4.8) simultáneamente. Dado un conjunto de puntos de muestreo en el tiempo $\{t_1, t_2, \dots, t_{n_y}\}$, la función de sensibilidad es discretizada como:

$$\mathbf{s}_i = \left[\frac{\partial y_1(t_1)}{\partial \theta_i}, \dots, \frac{\partial y_1(t_{n_1})}{\partial \theta_i}, \dots, \frac{\partial y_{n_y}(t_1)}{\partial \theta_i}, \dots, \frac{\partial y_{n_y}(t_{n_y})}{\partial \theta_i} \right]^T \quad (4.10)$$

donde $y_1, \dots, y_{n_y}$ son entradas en el vector de salida $\mathbf{y}$, y $\mathbf{s}_i$ es el vector de sensibilidad del parámetro θ_i . Los puntos de muestreo son seleccionados como uniformemente distribuidos a través de todo el intervalo.

Debido a que las salidas y los parámetros típicamente tienen diferentes unidades, y pueden existir diferencias de ordenes de magnitud en sus valores numéricos, es conveniente realizar una normalización a los valores de sensibilidad. En este estudio las funciones de sensibilidad fueron normalizados con la expresión:

$$s_i = \omega_k \left(\frac{\bar{\theta}_i}{y_j} \right) \frac{\partial y_j}{\partial \theta_i} \quad (4.11)$$

donde $\bar{\theta}_i$ es el valor nominal del parámetro θ_i , y ω_k fue seleccionado como:

$$\omega_k = \left(\frac{1}{\max(y_{ij})} \right)^2 \quad (4.12)$$

Después que los vectores de sensibilidad han sido calculados, la matriz de sensibilidad es construida como:

$$\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{n_\theta}] \quad (4.13)$$

En base al análisis de sensibilidad se han propuesto en la literatura varios métodos para la selección de los parámetros para estimación. En este estudio se utilizó método de ortogonalización como lo proponen Chu y Hahn (2007, 2012). Esta técnica aplica secuencialmente proyecciones de ortogonalización de vectores de sensibilidad a un parámetro

seleccionado a la vez. La selección de parámetros vía el procedimiento de ortogonalización de Gram-Schmidt involucra los siguientes pasos (Chu y Hahn, 2012):

- Paso 1: (Inicialización). Calcular los vectores de sensibilidad $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{n_\theta}$. Establecer el índice de iteración $k = 1$ y los vectores de sensibilidad proyectados como $\mathbf{s}_j^{(k)} = \mathbf{s}_j, j = 1, \dots, n_\theta$.
- Paso 2: (Selección). Seleccionar el parámetro, indexado por i_k , el cual tiene la norma más grande de los vectores de sensibilidad proyectados como

$$i_k = \arg \max_j \mathbf{s}_j^{(k)T} \mathbf{s}_j^{(k)} \quad (4.14)$$

- Paso 3: (Prueba de paro). Si $\mathbf{s}_{i_k}^{(k)T} \mathbf{s}_{i_k}^{(k)} < \beta$ (nivel dado del umbral) entonces detener.
- Paso 4: (Proyección). Calcular la matriz de proyección ortogonal $\mathbf{P}(\mathbf{s}_{i_k}^{(k)\perp})$ como

$$\mathbf{P}(\mathbf{s}_{i_k}^{(k)})^\perp = \mathbf{I} - \frac{\mathbf{s}_{i_k}^{(k)} \mathbf{s}_{i_k}^{(k)T}}{\mathbf{s}_{i_k}^{(k)T} \mathbf{s}_{i_k}^{(k)}} \quad (4.15)$$

Hacer $\mathbf{s}_j^{(k+1)} = \mathbf{P}(\mathbf{s}_{i_k}^{(k)\perp}) \mathbf{s}_j^{(k)}$, y regresar al Paso 2 con $k = k + 1$.

El paso más importante en el algoritmo esta en proyectar los vectores de sensibilidad de los parámetros no seleccionados sobre el espacio ortogonal generados por los vectores de sensibilidad de los parámetros seleccionados previamente. El número de parámetros seleccionados por el algoritmo es determinado por el valor umbral β . Debido al mecanismo de selección secuencial, es relativamente simple determinar el número de parámetros seleccionados a través de un procedimiento de prueba y error.

Calibración del modelo

Los parámetros del modelo seleccionados para calibración fueron determinados usando estimación de mínimos cuadrados no lineales (Makowski *et al.*, 2008) y un algoritmo de evolución diferencial. Un vector de parámetros p fue encontrado para minimizar la

función (J):

$$J(p) = \sum_{k=1}^N \left[\omega_1 (\hat{T}_g(k) - T_g(k))^2 + \omega_2 (\hat{H}R_g(k) - HR_g(k))^2 \right] \quad (4.16)$$

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

donde $N = 8640$ es el número de mediciones, $T_g(k)$ y $HR_g(k)$ son variables temperatura y humedad relativa del aire medidas, $\hat{T}_g(k)$ y $\hat{H}R_g(k)$ son variables temperatura y humedad relativa del aire simuladas, en cada tiempo de muestreo (k), y ω_k corresponde a los diferentes pesos con la finalidad de normalizar la contribución de cada término (Ecuación 4.12).

La función `lsqnonlin` disponible en el Optimization Toolbox de Matlab (The Mathworks) fue usada para la optimización de mínimos cuadrados no lineales (LSQ). En esta función se utilizó el algoritmo `trust-region-reflective` basado en el método `interior-reflective de Newton` (The Mathworks). Los parámetros del algoritmo evolución diferencial `DE/rand/1/bin` usado en la estimación de los parámetros del modelo fueron: tamaño de población $NP = 40$, factor de escala $F = 0.6$, probabilidad de cruzamiento $CR = 0.9$, número máximo de generaciones $g_{\text{máx}} = 300$, se realizaron un total de 10 repeticiones. El conjunto de datos para la estimación de los parámetros tuvo 8640 mediciones de 6 días en dos periodos. El primer periodo fue del 28 junio al 1 julio de 2012 de 2012, y el segundo fue del 24 al 25 julio de 2012.

Validación del modelo

Usando el subconjunto de parámetros estimado en la etapa de calibración, la dinámica de las variables temperatura ($\hat{T}_g$) y humedad relativa ($\hat{H}R_g$) del aire interior del invernadero fueron calculadas utilizando un nuevo conjunto de datos compuesto por $N = 20160$ mediciones de 14 días. El primer periodo fue del 21 al 27 de junio, y el segundo periodo fue del 17 al 23 de julio de 2012.

Análisis estadístico

La bondad de ajuste del modelo sobre ambos conjuntos de datos de calibración y validación fueron evaluados usando como medidas de concordancia los estadísticos de sesgo (BIAS), raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), error medio absoluto (MAE), eficiencia de modelación (EF) y coeficiente de correlación (r) (Wallach *et al.*, 2008). Adicionalmente, la precisión de la estimación de los parámetros fue evaluada con el coeficiente de variación (CV).

4.3 Resultados y discusión

En la Figura 4.1 se muestran las sensibilidades relativas de los estados del modelo. En el Cuadro 4.1 se presentan todos los parámetros del modelo ordenados con el método de ortogonalización, que corresponde al caso cuando el valor del umbral es igual a $\beta = 0$. Los valores nominales de los parámetros usados son los que se muestran en el Cuadro 4.2 y en el Apéndice A. Los parámetros presentaron un valor de rango muy amplio, que indica que los efectos que variaciones en los parámetros tienen en las salidas y el grado de correlación entre parámetros es variable. En el procedimiento de ortogonalización se uso un valor umbral $\beta = 40$, establecido mediante un procedimiento de prueba y error, resultando seleccionado siete parámetros. El parámetro de resistencia interna mínima del cultivo a la transferencia de vapor (a_1) fue incluido en el proceso de calibración debido a que este parámetro tiene un gran efecto en la tasa de transpiración. Los parámetros que resultaron candidatos para ser estimados son:

$$p = [k_m, C_v, \mu_g, r_e, U_c, F_{v0}, T_d, a_1] \quad (4.17)$$

Los valores nominales de los parámetros influyen en la sensibilidad local, por lo que otros valores nominales pueden generar unos resultados un tanto diferentes.

El parámetro de la capacidad de calor de masa térmica (K_m) resultó ser el de mayor rango, hecho que puede explicarse ya este parámetro determina la dinámica de la temperatura de masa térmica y además influye en la tasa de transferencia de calor entre la

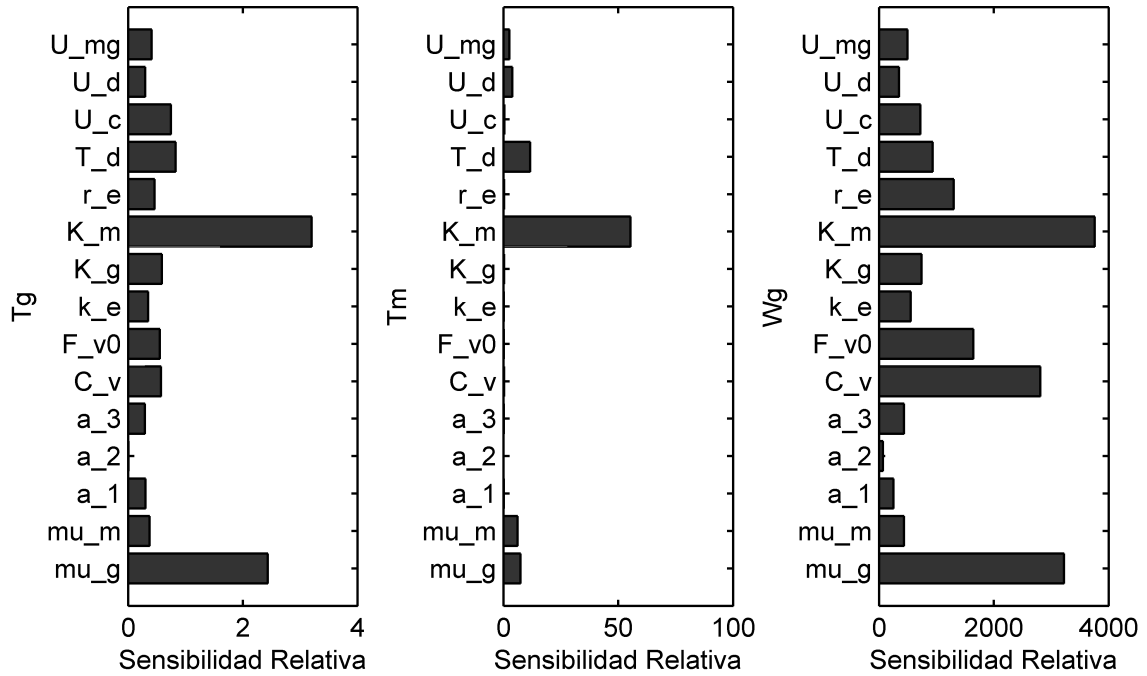


Figura 4.1: Integrales del valor absoluto de las sensibilidades relativas para las variables de estados temperatura del aire (T_g), temperatura de la masa térmica (T_m) y humedad específica (w_g) del aire, para los días 24 y 25 de julio de 2012.

Cuadro 4.1: Parámetros del modelo del clima del invernadero ordenados mediante el método de ortogonalización.

Parámetro	Valor	Parámetro	Valor
K_m	11831.25	U_{mg}	26.73
C_v	7502.00	a_3	13.94
μ_g	3314.49	a_2	0.92
r_e	363.41	k_e	0.37
U_c	229.98	U_d	0.22
F_{v0}	93.55	a_1	5.80×10^{-2}
T_d	48.52	μ_m	2.50×10^{-3}
K_g	27.75		

Cuadro 4.2: Parámetros estimados del modelo del clima del invernadero y la precisión de su estimación (el número entre paréntesis es el coeficiente de variación).

Parámetro	Valor nominal	Espacio de búsqueda		Valor estimado	
		mínimo	máximo	DE	LSQ
μ_g	0.70	0.50	0.85	0.66 (1.08×10^{-8})	0.70 (1.61)
a_1	96	80	225	225 (1.28×10^{-15})	96 (1.39)
C_v	0.18	0.01	0.35	0.139 (2.01×10^{-8})	0.18 (1.81)
F_{v0}	1.5	0.10	7.50	2.58 (2.31×10^{-8})	1.50 (2.06)
K_m	125000	68750	137500	68750 (2.53×10^{-15})	70000 (9.71)
r_e	200	150	230	150 (1.66×10^{-15})	200 (4.34)
T_d	20	16	25	16 (1.40×10^{-15})	20 (3.65)
U_c	6.5	4.875	8.125	4.875 (1.67×10^{-14})	6.50 (3.49)

masa térmica y el aire interior, proceso muy importante especialmente en el periodo nocturno. El análisis de sensibilidad indicó que las salidas del modelo son muy sensibles a las variaciones de los parámetros μ_g y μ_m , ya estos parámetros determinan las ganancias de calor durante el periodo diurno. De acuerdo con el orden de los parámetros mostrado en el Cuadro 4.1, sólo μ_g es candidato para ser calibrado, resultado que se esperaba ya que ambos parámetros están fuertemente correlacionados. Los parámetros de eficiencia del ventilación (G_v) y tasa de infiltración (G_{v0}) determinan las tasas de ventilación, proceso utilizado para refrigerar el invernadero y para remover el exceso de humedad. Por tanto, es razonable calibrar estos dos parámetros. Es interesante notar que el parámetro de capacidad de calor del invernadero (K_g) no resultó seleccionado para ser calibrado, dado que este determina la dinámica de la temperatura del aire y que ha sido calibrado por otros autores en modelos con estructura similar al desarrollado en este trabajo (Tap, 2000; El Ghoumari *et al.*, 2005; Guzmán-Cruz *et al.*, 2009).

El Cuadro 4.2 muestra los valores de los parámetros obtenidos con los métodos de mínimos cuadrados no lineales y evolución diferencial. Los valores encontrados por am-

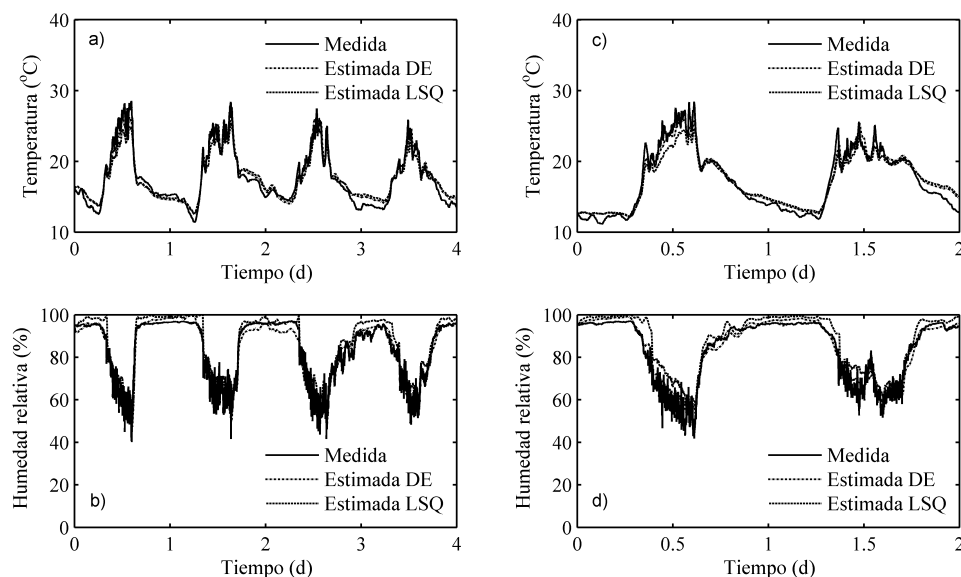


Figura 4.2: Resultados de calibración del modelo del clima del invernadero para los periodos: 28 junio – 1 julio (a y b), y 24 – 25 de julio de 2012 (c y d).

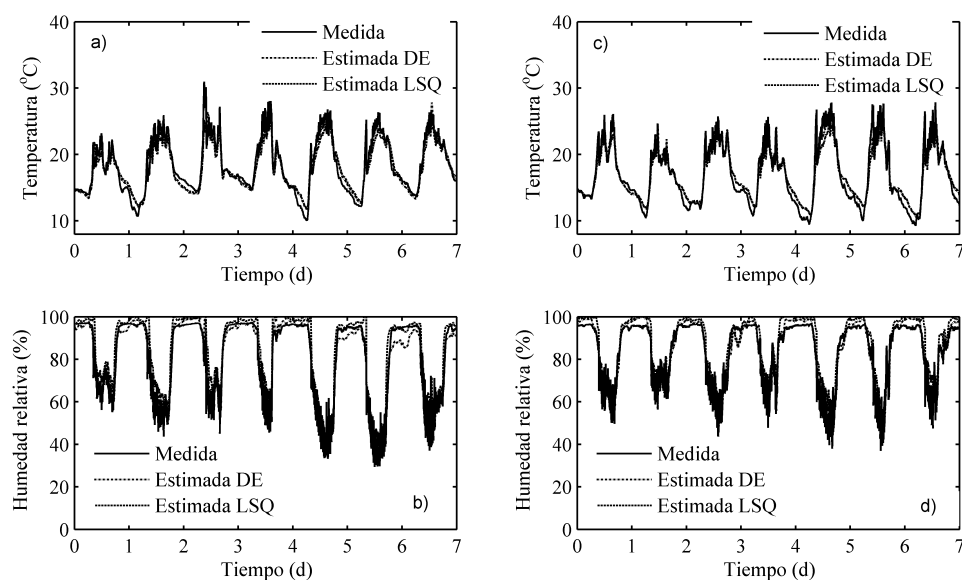


Figura 4.3: Resultados de validación del modelo del clima del invernadero para los periodos: 21 – 27 de junio (a y b), y 17 – 23 julio de 2012 (c y d).

Los métodos fueron muy diferentes. Además, los valores del coeficiente de variación indican que los parámetros fueron estimados con una alta precisión. Por tanto, el método de ortogonalización permitió reducir el número de parámetros para estimación y adicional-

Cuadro 4.3: Resumen estadístico de la calibración del modelo del clima del invernadero para 6 días de 2012.

Variable	Ecuación de Regresión	RMSE	MAE	Sesgo	Eficiencia	r
28 junio - 1 julio de 2012						
Temperatura del aire						
DE	$T_{g,sim} = 0.90T_{g,med} + 1.97$	0.76	0.75	-0.21	0.95	0.98
LSQ	$T_{g,sim} = 0.76T_{g,med} + 4.20$	0.68	0.91	0.04	0.91	0.97
Humedad relativa						
DE	$HR_{g,sim} = 0.97HR_{g,med} + 2.28$	3.59	2.70	0.33	0.94	0.97
LSQ	$HR_{g,sim} = 0.93HR_{g,med} + 9.67$	3.68	4.03	-3.44	0.87	0.96
24 - 25 julio de 2012						
Temperatura del aire						
DE	$T_{g,sim} = 0.88T_{g,med} + 2.34$	0.73	0.72	-0.23	0.95	0.98
LSQ	$T_{g,sim} = 0.76T_{g,med} + 4.04$	0.75	0.99	0.09	0.91	0.98
Humedad relativa						
DE	$HR_{g,sim} = 0.92HR_{g,med} + 7.73$	3.38	2.68	-0.83	0.94	0.97
LSQ	$HR_{g,sim} = 0.84HR_{g,med} + 17.83$	3.84	4.88	-4.52	0.81	0.96

mente una reducción en la incertidumbre de los valores estimados. Sin embargo, con el método LSQ fue necesario realizar varias optimizaciones con diferentes valores iniciales de los parámetros para obtener un buen ajuste del modelo. Aún más, en cada optimización resultaron valores diferentes de los parámetros. Este resultado sugiere que el problema de estimación de parámetros del modelo del invernadero implica resolver un problema de optimización multimodal, y por tanto se justifica utilizar métodos globales como el algoritmo DE para la calibración del modelo. Estos resultados concuerdan con los reportados por Guzmán-Cruz *et al.* (2009) quienes calibraron el modelo original de Tap (2000).

El Cuadro 4.3 muestra los valores calculados de los estadísticos usados para evaluar el desempeño del modelo respecto a la calibración. De acuerdo con los estadísticos MAE, Eficiencia y r, el algoritmo de evolución diferencial fue ligeramente mejor que el método

Cuadro 4.4: Resumen estadístico de la validación del modelo del clima del invernadero para 14 días de 2012.

Variable	Ecuación de Regresión	RMSE	MAE	Sesgo	Eficiencia	r
21 - 27 junio de 2012						
Temperatura del aire						
DE	$T_{g,sim} = 0.90T_{g,med} + 1.73$	0.92	0.76	0.09	0.94	0.97
LSQ	$T_{g,sim} = 0.78T_{g,med} + 3.66$	0.83	0.99	0.31	0.91	0.97
Humedad relativa						
DE	$HR_{g,sim} = 0.88HR_{g,med} + 10.42$	3.98	3.50	-0.87	0.94	0.97
LSQ	$HR_{g,sim} = 0.87HR_{g,med} + 15.37$	4.71	5.32	-5.03	0.86	0.96
17 - 23 julio de 2012						
Temperatura del aire						
DE	$T_{g,sim} = 0.86T_{g,med} + 2.56$	0.83	0.82	-0.27	0.94	0.98
LSQ	$T_{g,sim} = 0.75T_{g,med} + 4.12$	0.78	1.03	0.07	0.91	0.97
Humedad relativa						
DE	$HR_{g,sim} = 0.97HR_{g,med} + 3.46$	3.81	3.04	-0.83	0.93	0.97
LSQ	$HR_{g,sim} = 0.89HR_{g,med} + 13.10$	4.32	5.13	-4.28	0.82	0.95

de mínimos cuadrados no lineales. En la Figura 4.2 se muestran simulaciones usando los valores calibrados de los parámetros para cuatro y dos días, respectivamente. En términos generales, mejores resultados fueron obtenidos con los valores obtenidos con evolución diferencial. En estas gráficas se aprecia que el modelo predice con gran precisión tanto la temperatura como la humedad de aire durante el periodo diurno. Sin embargo, el modelo sobre-estima ambas variables durante el periodo nocturno. Para la variable temperatura, esta diferencia puede explicarse en el hecho que la pérdida de calor por radiación térmica no fue incluida en el modelo, pero que es importante durante el periodo nocturno para un invernadero con cubierta de plástico. Este mismo comportamiento fue observado por Guzmán-Cruz *et al.* (2009). Para el caso de la humedad, la sobre-estimación pudo deberse a que el proceso de condensación no fue modelado pero que se llegó a presentarse en la

cubierta del invernadero durante los periodos nocturnos. En general, la temperatura tuvo un mejor ajuste que en el caso de la humedad relativa.

El Cuadro 4.4 muestra los valores calculados de los estadísticos obtenidos del proceso de validación del modelo. De acuerdo con los estadísticos RMSE, MAE, Eficiencia y r , el algoritmo de evolución diferencial fue ligeramente mejor que el método de mínimos cuadrados no lineales. En la Figura 4.3 se muestran simulaciones usando los valores estimados de los parámetros para un nuevo conjunto de datos de 14 días. En términos generales, mejores resultados fueron obtenidos con los valores obtenidos con evolución diferencial. En estas gráficas se aprecia que el modelo predice con precisión tanto la temperatura como la humedad de aire. Al igual que en la calibración, la temperatura y humedad fueron sobre-estimadas durante el periodo nocturno.

4.4 Conclusiones

Se desarrolló un modelo matemático para predecir la temperatura y humedad en el interior de un invernadero ventilado naturalmente en climas templados del centro de México. El método de ortogonalización permitió reducir a la mitad el número de parámetros del modelo para calibración, seleccionado sólo aquellos parámetros que pueden ser estimados con precisión con los datos experimentales. El algoritmo de evolución diferencial resolvió eficientemente el problema de optimización multi-modal que implica estimar los parámetros del modelo. En general, las predicciones del modelo estuvieron buena correspondencia con los mediciones. Sin embargo, el modelo sobre-estimó tanto la temperatura como la humedad en el periodo nocturno. Para simular el ambiente del invernadero durante todo el año es necesario validar el modelo en otras estaciones e incluir otras variables de control como calefacción y enfriamiento por nebulización. El modelo es relativamente simple, no obstante este describe el comportamiento dinámico del invernadero de manera adecuada.

Apéndice

A. Nomenclatura

Variables de entrada:

A_w	área total de la abertura de ventilación, m^2
I_o	radiación global incidente sobre el invernadero, $W\ m^{-2}$
T_o	temperatura del aire exterior, $^{\circ}C$
V_o	velocidad del viento exterior, $m\ s^{-1}$
w_o	humedad específica del aire exterior, $kg\ kg^{-1}$

Parámetros:

A_c	área de cubierta del invernadero, m^2
A_g	área de piso del invernadero, m^2
A_w	área total de la abertura de ventilación, m^2
c_1, c_2, c_3	coeficientes empíricos
C_d	coeficiente de descarga
C_p	capacidad de calor específica del aire a presión constante, $J\ kg^{-1}\ ^{\circ}C^{-1}$
C_v	coeficiente de eficiencia de ventilación definido como $C_v = C_d (C_w)^{0.5}$
C_w	coeficiente de efecto de viento
E_v	tasa de intercambio de vapor de agua por infiltración y ventilación, $W\ m^{-2}$
E_p	evapotranspiración del cultivo, $W\ m^{-2}\ s^{-1}$
G_v	tasa de intercambio de aire, $m^3\ s^{-1}$
G_{v0}	tasa de infiltración, $m^3\ s^{-1}$
h_g	altura promedio del invernadero definido como V_g/A_g , m
k	coeficiente de extinción del cultivo, adimensional
LAI	índice de área foliar, adimensional
P_{atm}	presión atmosférica, Pa
P_s	presión de vapor a saturación, Pa
P_v	presión de vapor del ambiente, Pa
q_{cc}	pérdida de calor por conducción y convección, $W\ m^{-2}$
q_d	pérdida de calor hacia el subsuelo, $W\ m^{-2}$

q_{mg}	intercambio de calor entre la masa térmica y el aire interior, $W m^{-2}$
q_{rg}	energía absorbida por el invernadero, $W m^{-2}$
q_{rm}	energía almacenada por la masa térmica durante el día, $W m^{-2}$
q_v	pérdida de calor por infiltración y ventilación, $W m^{-2}$
r_e	resistencia externa del cultivo a transferencia de calor sensible, $s m^{-1}$
r_i	resistencia interna del cultivo a transferencia de vapor de agua, $s m^{-1}$
R_n	radiación neta sobre el cultivo, $W m^{-2}$
s	pendiente de la curva presión de vapor–temperatura, $Pa ^\circ C^{-1}$
T	temperatura, $^\circ C$
T_d	temperatura del subsuelo a la profundidad de referencia, $^\circ C$
U_c	coeficiente global de transferencia de calor de la cubierta,
U_d	coeficiente de conductividad entre la masa térmica y el subsuelo, $W m^{-1} K^{-1}$
U_{mg}	coeficiente global de transferencia de calor entre el aire interior y la masa térmica,
z	altitud del lugar, 2240 m
γ	constante psicrométrica, $Pa ^\circ C^{-1}$
μ_g	factor de conversión de radiación, adimensional
μ_m	eficiencia térmica de la masa térmica, adimensional
λ	calor latente de evaporación del agua, $J kg^{-1}$
ρ_a	densidad del aire, $kg m^{-3}$

Variables auxiliares:

D_i	déficit de presión de vapor del aire, Pa
HR	Humedad relativa, %
P_{atm}	presión atmosférica, Pa
P_s	presión de vapor a saturación, Pa
P_v	presión de vapor del ambiente, Pa
q_{cc}	pérdida de calor por conducción y convección, $W m^{-2}$
q_d	pérdida de calor hacia el subsuelo, $W m^{-2}$
q_{mg}	intercambio de calor entre la masa térmica y el aire interior, $W m^{-2}$
q_{rg}	energía absorbida por el invernadero, $W m^{-2}$
q_{rm}	energía almacenada por la masa térmica durante el día, $W m^{-2}$
q_v	pérdida de calor por infiltración y ventilación, $W m^{-2}$

R_n	radiación neta sobre el cultivo, W m^{-2}
s	pendiente de la curva presión de vapor–temperatura, $\text{Pa } ^\circ\text{C}^{-1}$
T	temperatura, $^\circ\text{C}$
w	razón de humedad, kg kg^{-1}
w_i	humedad específica del aire interior, kg kg^{-1}
w_o	humedad específica del aire exterior, kg kg^{-1}
z	altitud del lugar, 2240 m

B. Ecuaciones complementarias

Ecuaciones complementarias del modelo del clima del invernadero.

$$P_{atm} = 101300 \times \exp\left(\frac{-z}{8200}\right). \quad (4.18)$$

$$P_s = 611 \times \exp\left(\frac{17.502 T}{T + 240.97}\right). \quad (4.19)$$

$$P_v = P_s \times \left(\frac{HR}{100}\right). \quad (4.20)$$

$$s = 41.45 \times \exp(0.061 T). \quad (4.21)$$

$$w = \frac{0.622 P_v}{P_{atm} - P_v}. \quad (4.22)$$

$$R_n = [1 - \exp(-k L_{AI})] \mu_g I_o. \quad (4.23)$$

Tasa de intercambio de aire:

$$G_v = \left(\frac{A_w}{2}\right) C_v V_o + G_{v0}. \quad (4.24)$$

Evapotranspiración del cultivo:

$$E_p = \frac{s R_n + (2 L_{AI} \rho_a C_p / r_e) D_i}{\lambda [s + \gamma(1 + r_i / r_e)]}. \quad (4.25)$$

Resistencia interna del cultivo a la transferencia de vapor:

$$r_i = a_1 \left\{ 1 + \frac{1}{\exp[a_2 (\mu_g I_o - a_3)]} \right\}. \quad (4.26)$$

Tasa de intercambio de vapor de agua por infiltración y ventilación:

$$E_v = \frac{\rho_a F}{A_g} (w_g - w_o). \quad (4.27)$$

Energía absorbido por el invernadero durante el día:

$$q_{rg} = \mu_g I_o. \quad (4.28)$$

Pérdida de calor por infiltración y ventilación:

$$q_v = \frac{\rho_a c_p F_v}{A_g} (T_g - T_o). \quad (4.29)$$

Pérdida de calor por conducción y convección:

$$q_{cc} = U_c \left(\frac{A_c}{A_g} \right) (T_g - T_o). \quad (4.30)$$

Intercambio de calor entre la masa térmica y el aire interior:

$$q_{mg} = U_{mg} (T_m - T_g). \quad (4.31)$$

Energía almacenado por la masa térmica durante el día:

$$q_{rm} = \mu_m \mu_g I_o. \quad (4.32)$$

Pérdida de calor hacia subsuelo:

$$q_d = U_d (T_m - T_d) . \quad (4.33)$$

Salida para $y_3 = HR_g$:

$$HR = \frac{w_g P_{atm}}{(0.62198 + w_g) P_s (T_g)} \quad (4.34)$$

ESTIMACIÓN DE ESTADOS DE UN MODELO DE CRECIMIENTO PARA CULTIVO DE LECHUGA EN INVERNADERO USANDO FILTRO DE KALMAN

Resumen

El modelo NICOLET fue desarrollado para predecir el crecimiento de biomasa y contenido de nitrato de un cultivo de lechuga en invernadero. Sin embargo, varios estudios han mostrado que la predicción precisa de la concentración de nitrato es bastante difícil, debido a diferencias de cultivares y su sensibilidad a cambios del ambiente. El presente trabajo explora la posibilidad de mejorar el desempeño de la predicción del modelo NICOLET mediante la incorporación de información (asimilación de datos) proveniente de muestreos de mediciones destructivas de un cultivo en desarrollo. Un cultivo de lechuga fue cultivada de marzo a abril de 2008 en un sistema hidropónico en el interior de un invernadero de plástico sin calefacción ubicado en la Universidad Autónoma de Querétaro, México. La temperatura del aire y humedad, radiación solar y dióxido de carbono en el interior fueron medidas en el centro del invernadero y almacenados en un data logger cada 5 min. A intervalos regulares un número variable de plantas de lechuga fueron cosechadas con el objeto de medir tanto el peso fresco como el peso seco por planta, contenido de nitrato en hojas e índice de área foliar. Los parámetros del modelo NICOLET fueron estimados con los datos promedio provenientes de las plantas muestreadas. El filtro de Kalman unscented (UKF) fue seleccionado como método de asimilación de datos. Los resultados de la simulación fueron mejorados usando datos medidos de un conjunto de datos

diferentes de los usados para la estimación de los parámetros. El filtro estimó apropiadamente las variables de estado, por tanto mejoró significativamente el ajuste del modelo en comparación con la simulación sin asimilación de datos. Los resultados sugieren que el filtrado de Kalman es un método adecuado para proveer de la adaptación automática requerida para fenómenos variantes en el tiempo en los modelos complejos de cultivos invernadero.

5.1 Introducción

Las hortalizas de hoja verde tales como las lechugas pueden llegar a acumular altas concentraciones de nitrato bajo condiciones de crecimiento hidropónico, siendo potencialmente perjudiciales para la salud humana (Otto-Borrelli *et al.*, 2009). Un modelo matemático para predecir el contenido de nitrato en lechuga puede ser muy útil como una herramienta de soporte en la toma de decisiones de los gerentes quienes desean optimizar la fertilización del cultivo y para definir el momento adecuado de cosecha. El modelo NICOLET (NItrate COntrol in LETtuce) desarrollado por Seginer *et al.* (1998) ha sido usado para determinar estrategias de control climático óptimas para prevenir altas concentraciones de nitrato en el cultivo (López-Cruz *et al.*, 2003; de Graaf, 2006). Consecuentemente, el modelo predice tanto el crecimiento del cultivo como la concentración de nitrato en el follaje (Seginer *et al.*, 1999). Juárez-Maldonado *et al.* (2010) validaron el modelo NICOLET para lechugas cultivadas en un invernadero ubicado en las condiciones climáticas semi-áridas del norte de México. Ellos encontraron que el modelo simula con gran precisión la dinámica del crecimiento del cultivo de lechuga, sin embargo cada ajuste de las predicciones del modelo contra datos experimentales resultó en un conjunto de parámetros ligeramente diferentes. Mathieu *et al.* (2006) llevaron a cabo un experimento para evaluar la dinámica del crecimiento y la acumulación de nitrato en cultivo de lechuga en invernadero, concluyen que el modelo NICOLET simula con precisión el crecimiento del cultivo y la concentración de nitrato.

A pesar de los resultados mencionados, los errores de predicción en modelos de crecimiento de cultivos pueden ser importantes debido a las incertidumbres asociadas con la

estimación de las condiciones iniciales de los estados del modelo, las variables de entrada y las ecuaciones de estado (Harwood *et al.*, 2010; Mansouri *et al.*, 2013). Por tanto, cuando mediciones de las variables de estados o salidas del modelo están disponibles, es una buena idea usar estos datos con el objeto de mejorar las predicciones durante el crecimiento futuro del cultivo (Makowski *et al.*, 2006). Varios métodos de asimilación de datos usan filtros de Kalman (Welch and Bishop, 2006) para mejorar la estimación de los estados, parámetros o ambos del modelo. Sin embargo, actualmente el método más popular para asimilación de datos (estimación de estados) en el caso de modelos no lineales es el filtro de Kalman extendido (EKF), que usa linealización en cada paso de tiempo para aproximar las no linealidades (Kolås *et al.*, 2009). A pesar de su popularidad el EKF puede ser difícil de sintonizar y de implementar en presencia de no linealidades significativas y también puede exhibir divergencia en casos extremos (Chowdhar and Jategaonkar, 2010). Por otro lado, el filtro de Kalman unscented (UKF) supera las limitaciones del EKF por el uso de un conjunto de puntos cuidadosamente seleccionados (llamados puntos sigma), con el objeto de aproximar la distribución de probabilidad de los estados del modelo (Kolås *et al.*, 2009; Chowdhar and Jategaonkar, 2010). Además, el UKF permite una propagación directa de la media y la covarianza a través de las ecuaciones no lineales del sistema. Para una explicación detallada de los fundamentos remitirse a Kolås *et al.* (2009). Por ello, el UKF puede proporcionar una mejora significativa sobre el EKF, especialmente en casos de modelos crecimiento de cultivos en invernadero, en los que la derivación analítica de un modelo linealizado del sistema puede ser difícil. Por lo mencionado anteriormente, el objetivo del presente trabajo fue explorar vía simulación la posibilidad de mejorar la predicción de la concentración de nitrato en el modelo NICOLET mediante la estimación de los estados del modelo usando un filtro de Kalman unscented, incorporando mediciones de peso fresco y contenido de nitrato proveniente de muestreos destructivos de un cultivo de lechugas en crecimiento.

5.2 Materiales y métodos

5.2.1 Esquema Experimental

Un cultivo de lechuga (*Lactuca sativa* L. cultivar Px06516006) fue cultivada en un invernadero con cubierta de plástico con ventilación natural, ubicada en el Campo Experimental de la Universidad Autónoma de Querétaro, México. Después de 22 días de la germinación las plantas fueron transplantadas a un sistema de acuaponia por un periodo de 29 días, del 11 de abril al 9 de mayo de 2008. Las plantas de lechuga fueron cultivadas en un sistema flotante de 30 m² dividido en cuatro secciones (cada sección representó una réplica). La densidad de plantación fue 30 plantas m⁻². Las variables medidas fueron el contenido de nitrato en las hojas, peso seco y peso fresco de la planta. Para determinar las condiciones iniciales del modelo del cultivo, 10 plantas seleccionadas aleatoriamente fueron cosechadas al comienzo del experimento. Durante el experimento 9 plantas fueron muestreadas aleatoriamente de cada réplica. El contenido de nitrato fue medido usando un medidor portátil de nitratos (NO₃) (Horiba Ltd, Tokio, Japón). Para obtener una muestra de la savia de las hojas la planta completa fue triturada hasta que una pasta homogénea fue obtenida. Para medir tanto el peso fresco como el peso seco, una balanza de alta precisión (capacidad máxima de 210 g, precisión 0.0001 g) fue usada. Para determinar el peso seco las plantas fueron secadas en un horno a una temperatura de 75 °C hasta que las muestras alcanzaron un peso constante. La temperatura del aire (°C) y humedad (%), la radiación solar (W m⁻²) y la concentración de dióxido de carbono (ppm) en el interior del invernadero fueron medidas usando sensores ubicados en el centro del invernadero (Figura 5.1). Estas mediciones fueron almacenadas en un data logger cada 5 min. Una descripción más detallada del experimento se tiene en Rico-García *et al.* (2009).

5.2.2 Procedimiento de asimilación de datos

1. El modelo del cultivo de lechuga. La versión del modelo NICOLET descrito en López-Cruz *et al.* (2004) fue usado en el presente estudio. El modelo tiene dos variables de estado: contenido de carbono en las vacuolas [M_{Cv} , mol (C) m⁻² (piso)] y contenido

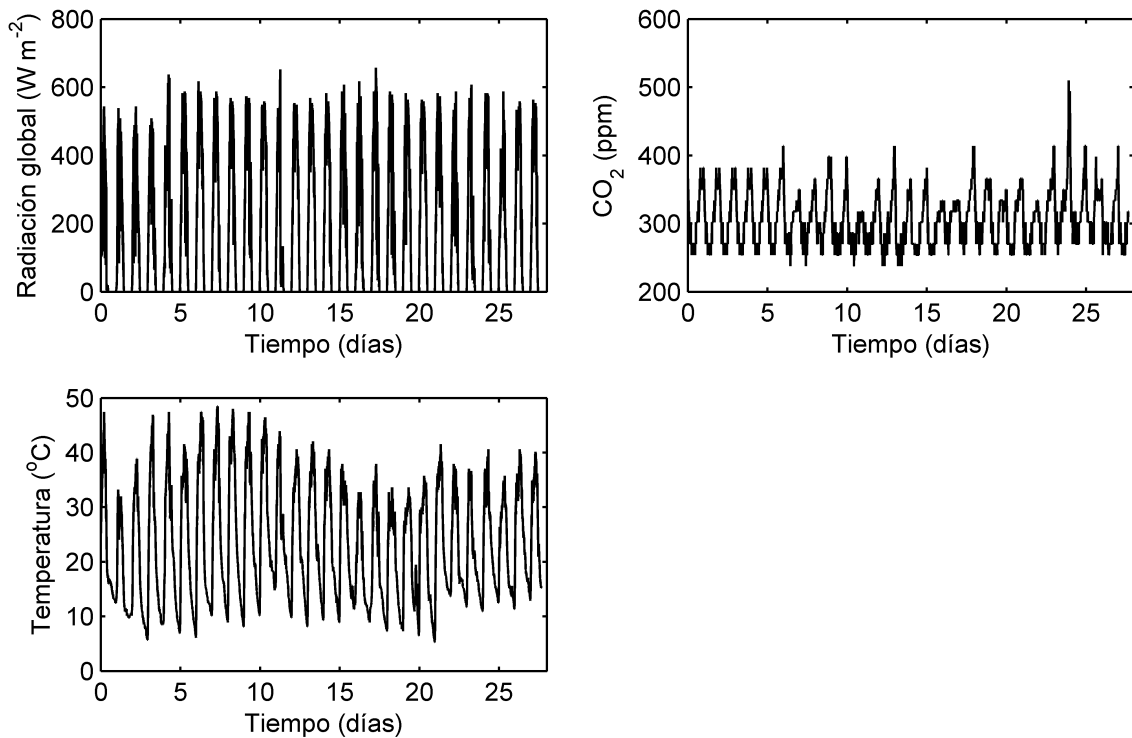


Figura 5.1: Variables de entrada del modelo NICOLET medidos en el interior del invernadero en el periodo del 11 de abril al 9 de mayo de 2008.

de carbono en la estructura celular [M_{Cs} , mol (C) m^{-2} (piso)]. El núcleo del modelo es un balance de flujos de carbono (Seginer *et al.*, 1999). Las variables de salida del modelo tales como el peso seco de la planta [M_{DM} , kg (m.s.) m^{-2} (piso)], peso fresco [M_{FM} , kg (m.f.) m^{-2} (piso)] y la concentración de nitrato [C_{NO3} , ppm], son calculadas a partir de los estados usando ecuaciones algebraicas. Las variables de entrada del modelo son la radiación PAR ($W m^{-2}$), concentración de CO_2 (ppm) y temperatura del aire ($^{\circ}C$). Los valores nominales de los parámetros del modelo para todas las simulaciones fueron tomadas de López-Cruz *et al.* (2012). El modelo matemático fue programado en el ambiente Matlab/Simulink y un método tipo Runge-Kutta de cuarto orden con tamaño de paso de integración variable (algoritmo de Dormand-Prince) fue usado para todas las simulaciones. La tolerancia relativa fue especificada como 10^{-8} para la integración numérica.

2. Estimación de parámetros del modelo. Los parámetros que más afectan el comportamiento del modelo (López-Cruz *et al.*, 2004; López-Cruz *et al.*, 2012) fueron seleccionados para la estimación. Estos fueron: tasa de crecimiento sin inhibición (v , mol

m^{-1}), temperatura de referencia (T^* , $^{\circ}\text{C}$), coeficiente de respiración de mantenimiento (k , s^{-1}), conductancia de hoja de CO_2 (σ , m s^{-1}), coeficiente de extinción de radiación (a , $\text{m}^2 \text{mol}^{-1}$), coeficiente de eficiencia fotosintética (ϵ , mol mol^{-1}) y el coeficiente de respiración de crecimiento (θ , adimensional). Los valores de estos parámetros seleccionados fueron estimados minimizando el error cuadrático calculado de la diferencia entre los valores medidos y simulados de peso seco (M_{DM}) y peso fresco (M_{FM}). El problema de optimización fue resuelto usando el algoritmo de Evolución Diferencial (DE), un tipo de algoritmo evolutivo eficiente y efectivo (López-Cruz *et al.*, 2003; López-Cruz *et al.*, 2008). Las características de DE fueron: la estrategia clásica DE/rand/1/bin, con una probabilidad de cruzamiento $CR = 0.9$, un factor de mutación $F = 0.5$, un tamaño de población de $NP = 35$, una precisión de 10^{-5} y 150 generaciones. Diez optimizaciones fueron ejecutadas y la media y desviación estándar de los valores estimados de los parámetros fueron calculadas. Los parámetros del modelo fueron estimados usando datos promedio de las cuatro réplicas de mediciones de peso seco y peso fresco. El contenido de nitrato fue excluido de la calibración del modelo debido a predicciones no realistas de NO_3 encontradas durante el procedimiento de estimación usando las tres variables de salida.

3. Diseño y sintonización del Filtro de Kalman Unscented. La metodología propuesta por Kolås *et al.* (2009) fue seguido para el diseño y sintonización del filtro UKF. En primer lugar, se asume que la información disponible de mediciones en tiempo real del comportamiento del sistema consiste del peso fresco total de la planta (M_{FM}) y también el contenido de nitrato (C_{NO_3}). Ambas variables de salida son medidas por muestreo destructivo. Esta información es usada en el filtro con el objeto de estimar los estados del modelo y así mejorar las predicciones del modelo de la concentración de nitrato especialmente al momento de la cosecha. Por tanto, los vectores de estados (x) y salidas (y) en el modelo son definidas como sigue:

$$x = [M_{Cv} \ M_{Cs}], \ y = [M_{FM} \ C_{\text{NO}_3}] \quad (5.1)$$

Las ecuaciones dinámicas del modelo descritas en tiempo continuo (Seginer *et al.*, 1999) fueron discretizadas usando el método de Euler con paso de integración fijo con tamaño de

paso de tiempo de 5 min. Aún más, fue asumido que el modelo está sujeto a ruido blanco tanto en sus estados como en sus salidas, $v_k \sim N(0, Q_k)$ y $w_k \sim N(0, R_k)$, respectivamente. La versión discretizada del modelo de crecimiento del cultivo esta dada por las ecuaciones:

$$x_{k+1} = f(x_k) + v_k, x_0 \text{ dado} \quad (5.2a)$$

$$y_k = h(x_k) + w_k \quad (5.2b)$$

donde k es el paso de tiempo, x_{k+1} es el vector de estados, y_k es el vector de salidas (ó mediciones), x_0 es el vector de condiciones iniciales, y $f(\cdot)$ y $h(\cdot)$ son funciones no lineales. Aunque existen varias opciones para la implementación del filtro UKF, en este trabajo un UKF con ruido aditivo fue programado como se propone en el Cuadro 5 de Kolås *et al.* (2009). Los valores para los factores de escala en el filtro, que deben ser especificadas por el usuario, en el presente caso fueron tomadas como los valores estándar: $\alpha = 1$, $\beta = 2$ and $\kappa = 0$. Los valores de la matriz de covarianza de ruido del sistema Q_k y la matriz de covarianza de ruido de la salida R_k fueron establecidos manualmente por medio de un proceso iterativo (sintonización del filtro) hasta que una calidad aceptable de las predicciones y estabilidad del UKF fue observado. El filtro de Kalman unscented fue programado en el ambiente Matlab. Para la evaluación del desempeño del UKF datos de una de las cuatro réplicas fueron usados.

4. Evaluación de las predicciones del modelo. El desempeño del UKF para estimar tanto los estados del modelo como la concentración de nitrato fue evaluado usando los estadísticos de Error Medio Absoluto (MAE), el Sesgo y la Eficiencia de Modelación.

5.3 Resultados y discusión

El Cuadro 5.1 muestra los parámetros estimados del modelo NICOLET usando el algoritmo de Evolución Diferencial. Los estados simulados y las salidas calculadas usando estos valores estimados de los parámetros fueron utilizadas en las comparaciones con las predicciones del UKF. Las medidas estadísticas en el Cuadro 5.2 muestran una buena calidad del ajuste del modelo a los datos medidos. En particular, de acuerdo a la eficiencia

de modelación y el coeficiente de correlación el modelo calibrado predice con precisión el comportamiento dinámico del peso seco y peso fresco del cultivo. Sin embargo, tomando en cuenta el sesgo el peso fresco es fuertemente sobre-estimado. En general, un mejor ajuste es obtenido para el peso seco que en el caso del peso fresco. Por otro lado, los parámetros relevantes para el UKF diseñado son los siguientes. Tamaño del paso de integración (en días): $\Delta T = t_{k+1} - t_k = 1/288$. Las condiciones iniciales fueron las mismas que las usadas en el caso de la predicción inicial del modelo sin asimilación de datos: $x_0 = [0.0611 \ 0.0925]^T$. Más aún, para probar la robustez y desempeño del UKF una simulación fue llevada a cabo usando condiciones iniciales considerablemente mayores que las originales. Un incremento de 500 % fue seleccionado dando el siguiente vector de condiciones iniciales: $\hat{x}_0 = [0.3055 \ 0.4625]^T$. La matriz de varianzas de las mediciones fue:

$$R_k = \begin{bmatrix} 0.5^2 & 0 \\ 0 & 0.1^2 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

La matriz de varianzas del modelo fue:

$$Q_k = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

La matriz de covarianza del error inicial fue:

$$P_k = \begin{bmatrix} 2^2 & 0 \\ 0 & 2^2 \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

El Cuadro 5.3 muestra las principales medidas estadísticas relacionadas al comportamiento del UKF. Es importante mencionar que los estadísticos MSE y RMSE fueron excluidos debido a que resultaron ser engañosos en la evaluación del desempeño del UKF. Claramente la MAE es un mejor criterio debido a que este permite examinar el error global del modelo. Las predicciones iniciales representan el desempeño original del modelo usando los valores estimados de sus parámetros mediante el procedimiento de calibración. En el Cuadro 5.2 se observa que de acuerdo a la MAE, el Sesgo y la eficiencia de mo-

Cuadro 5.1: Valores nominales y estimados, intervalo de incertidumbre y varianza de los parametros (ν , T^* , k , σ , a , ε , θ) del modelo NICOLET.

Parámetro	Valor nominal	Intervalo de incertidumbre		Estimado	Varianza
		mín	máx		
ν	13.0	3.25	22.75	22.75	5.05×10^{-6}
T^*	20.0	17.0	23.0	20.66	1.33
k	0.25×10^{-6}	0.0625×10^{-6}	0.4375×10^{-6}	0.169×10^{-6}	1.34×10^{-3}
σ	0.0014	0.00035	0.00245	0.00245	1.07×10^{-5}
a	1.70	0.425	2.975	0.70	6.55×10^{-5}
ε	0.04	0.01	0.07	0.07	4.28×10^{-9}
θ	0.30	0.075	0.525	0.075	8.01×10^{-18}

Cuadro 5.2: Estadísticos de las variables de salida peso seco y peso fresco del modelo NICOLET calibrado con Evolución Diferencial.

Variable	MSE	RMSE	MAE	Sesgo	Eficiencia	r
Peso seco	6.06×10^{-4}	0.0246	0.0285	0.0136	0.93	0.9896
Peso fresco	0.4761	0.6900	0.5892	-0.5892	0.91	0.9808

delación el UKF fue marcadamente mejor en comparación al modelo calibrado, tomando en cuenta las tres variables de salida (peso seco, peso fresco y contenido de nitrato). Este comportamiento también puede ser observado en la Figura 5.2c y 5.2d para peso seco y peso fresco, y en la Figura 5.3 en el caso del nitrato. Para completar el análisis, una comparación de las predicciones del modelo calibrado y UKF en el caso de los estados del modelo se muestran en la Figura 5.2a y 5.2b. El mismo comportamiento fue obtenido para un UKF con las mismas condiciones iniciales (x_0) que el modelo calibrado y también el UKF con condiciones iniciales perturbadas ($\hat{x}_0$). De hecho, observando el valor de la concentración de nitrato al momento de la cosecha la diferencia entre la predicción inicial y UKF fue $4305.88 - 2234.77 = 2071.11$ (ppm). Entonces, considerando el valor predicho del modelo como una referencia, se observa una reducción en la concentración de nitrato de 51.9% en el caso del UKF. Además, usando las condiciones iniciales perturbadas se observa que el UKF calcula una reducción de la concentración de nitrato al momento de la cosecha de alrededor de 52% menos que en el caso de modelo calibrado solamente, este

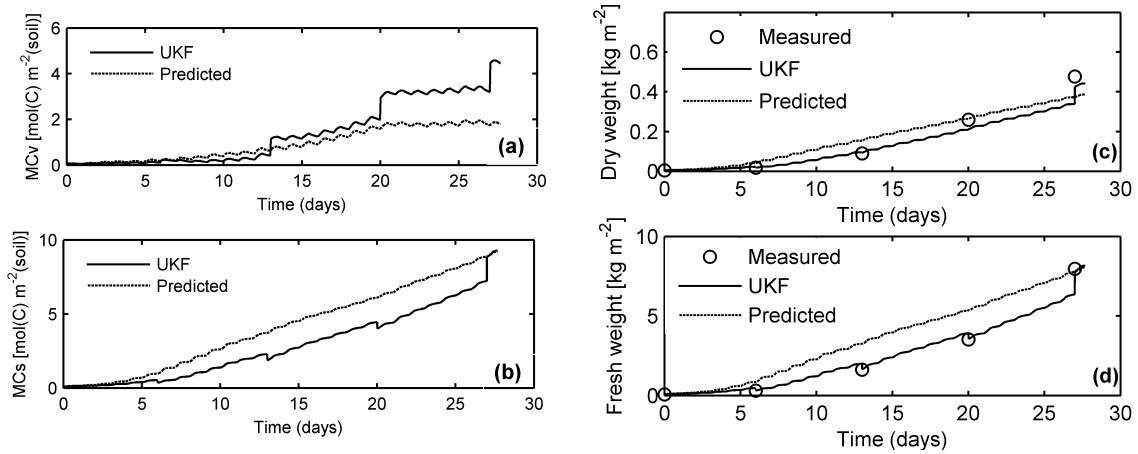


Figura 5.2: Predicciones iniciales del modelo (línea punteada), predicciones del modelo actualizado usando UKF (línea continua) y valores medidos (puntos) de: a) carbono en las vacuolas M_{Cv} , b) carbono en la estructura M_{Cs} , c) peso seco total M_{DM} , y d) peso fresco total M_{FM} .

hecho da una fuerte indicación de que el UKF es bastante robusto.

Cuadro 5.3: Estadísticos de las variables de salida peso seco, peso fresco y contenido de nitrato para las predicciones iniciales y los estados estimados con el UKF con las mismas condiciones iniciales (UKF (x_0)) y con condiciones iniciales perturbados (UKF ($\hat{x}_0$)).

Algoritmo	MAE	Sesgo	Eficiencia
Peso seco			
Predicción inicial	0.0488	0.0033	0.88
UKF (x_0)	0.0262	0.0244	0.96
UKF ($\hat{x}_0$)	0.0284	0.0215	0.96
Peso fresco			
Predicción inicial	1.0514	-0.9549	0.81
UKF (x_0)	0.0615	0.0152	0.99
UKF ($\hat{x}_0$)	0.0972	-0.0208	0.99
Contenido de nitrato			
Predicción inicial	2448.08	-2448.08	-11.65
UKF (x_0)	412.11	363.20	0.48
UKF ($\hat{x}_0$)	764.79	717.18	-1.18

En lo referente a la incertidumbre asociada con la estimación de los estados del modelo esta puede ser observada en la Figura 5.4, que con excepción del primer día, donde

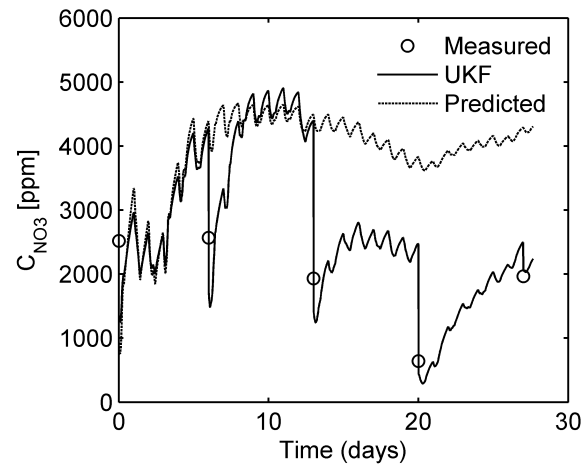


Figura 5.3: Predicciones iniciales del modelo (línea punteada), predicciones del modelo actualizado usando UKF (línea continua) y valores medidos (puntos) para contenido de nitrato C_{NO3} en plantas de lechugas.

los valores de la varianza del error tendieron a ser altos, para el resto de los días estos valores permanecieron alrededor de valores constantes (promedios de 0.2633 y 0.0111, para carbono en vacuolas y carbono en estructura, respectivamente). Esto significa que la estimación de carbono en las vacuolas tuvo más incertidumbre que la del carbono estructural. El comportamiento observado puede ser explicado por el hecho que las mediciones del peso seco de las plantas no fueron usadas para diseñar el UKF. Sin embargo, fue observado (datos no mostrados) que cuando las condiciones iniciales son perturbadas los valores de la varianza del error muestran fuertes variaciones a lo largo del experimento.

5.4 Conclusiones

El filtro de Kalman unscented fue usado para estimar simultáneamente las dos variables de estado (carbono en las vacuolas y en la estructura) y así mejorar la calidad de las predicciones de la concentración de nitrato en el modelo NICOLET. Una vez que la sintonización del filtro fue adecuadamente completada, las predicciones del modelo dinámico actualizado con el UKF fueron más cercanas a los valores medidos que las del modelo calibrado, especialmente al momento de la cosecha. Además, cuando el modelo tiene funciones altamente no lineales, no diferenciables o discontinuas, una situación normal

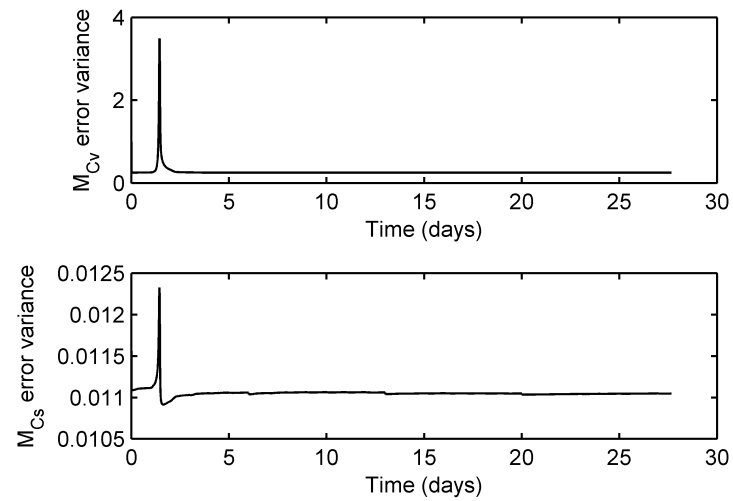


Figura 5.4: Evolución de la varianza del error para los estados del modelo M_{Cv} y M_{Cs} estimados con UKF.

encontrada en el caso de modelos de cultivos invernadero, el uso del UKF puede ser de utilidad dado que su implementación no requiere el cálculo de las matrices Jacobianas.

6

CONCLUSIONES GENERALES

- I. La mayoría de los invernaderos en México se consideran de nivel tecnológico bajo e intermedio, en los cuales el principal mecanismo para enfriar el ambiente es la ventilación natural. El desarrollo y análisis de modelos matemáticos basados en primeros principios de las variables que constituyen el micro-clima del invernadero es necesario para comprender mejor su comportamiento. El desarrollo y validación de modelos matemáticos del ambiente de invernaderos en las condiciones climáticas de México son escasos. La mayoría de los modelos climáticos de invernaderos son formulados y verificados para las condiciones concretas en que fueron definidos, como son el tipo de invernadero y las características climáticas. Para aplicarlos en condiciones distintas, los modelos deben ser modificados y validados en las nuevas condiciones.
- II. Para optimizar el suministro del riego en cultivos en invernadero, es necesario co-lectar mediciones del ambiente interior y el estado del agua en el cultivo, además de predecir las tasas transpiración del cultivo. De los modelos evaluados, el de Jolliet tuvo el mejor desempeño de los cuatro modelos evaluados para predecir las tasas de transpiración de un cultivo de tomate en invernadero en climas templados del centro de México. El modelo de Baille es un buen candidato para aplicaciones prácticas dado que es el más simple de los cuatro modelos estudiados. El modelo de Baille tiene únicamente tres parámetros que pueden ser estimados de forma fácil y precisa.
- III. Las tasas de ventilación natural del invernadero estudiado fueron bajas e insuficientes para lograr las renovaciones de aire recomendadas para tener condiciones

climáticas adecuadas dentro de un invernadero. El método de balance de energía permitió una estimación precisa de la ventilación natural del invernadero. El modelo teórico de ventilación una vez calibrado permite calcular de forma práctica las tasas de ventilación. Las mallas anti-insectos instalados en las aberturas de ventilación causaron una reducción significativa en las tasas de ventilación. Los resultados obtenidos muestran que la ventilación natural del invernadero bajo estudio es insuficiente para generar la temperatura y humedad óptimas que requieren los cultivos, y por lo tanto es necesario el uso de sistemas de ventilación forzada y enfriamiento mediante pared húmeda o nebulización. Es necesario realizar más experimentos en otras estaciones del año, y estudiar otras configuraciones de ventanas y cultivos para una mejor comprensión de la ventilación natural.

- IV. Se desarrolló y validó un modelo matemático dinámico para predecir la temperatura y humedad en el interior de un invernadero ventilado naturalmente en climas templados del centro de México. El análisis de estimabilidad de parámetros utilizando el método de ortogonalización permitió reducir el número de parámetros del modelo para calibración, seleccionando los parámetros que pueden ser estimados con precisión con los datos experimentales. Aunque el algoritmo de evolución diferencial resolvió eficientemente el problema de optimización multi-modal que implica estimar los parámetros del modelo, en trabajos futuros se plantea evaluar otros algoritmos evolutivos y bio-inspirados. En general, las predicciones del modelo estuvieron en gran correspondencia con las mediciones. Para simular el ambiente del invernadero durante todo el año es necesario validar el modelo en otras estaciones e incluir otras variables de control como calefacción y enfriamiento por nebulización.
- V. El filtro de Kalman sin esencia (UKF) con ruido aditivo estimó correctamente de manera simultáneamente las dos variables de estado del modelo NICOLET (carbono en las vacuolas y en la estructura) aplicado a un cultivo de lechugas en invernadero, mejorando la calidad de las predicciones de la concentración de nitrato. Las predicciones del modelo dinámico actualizado con el UKF fueron más cercanas a los valores medidos que las del modelo calibrado, especialmente al momento de la co-

secha. Además de las ventajas teóricas del UKF comparado con el filtro de Kalman extendido, la implementación del UKF no requiere el cálculo de las matrices Jacobianas, que puede ser difícil de obtener en modelos dinámicos no lineales de cultivos en invernadero. Cuando el modelo dinámico es altamente no lineal, la implementación del UKF con ruido aditivo puede presentar problemas de convergencia. Por tanto, como un estudio futuro se plantea comparar el desempeño de la implementación del UKF con ruido aditivo y no aditivo, así como una comparación con otros filtros como el filtro de Kalman de ensemble y filtro de partículas.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Álvarez, A.J., R.M. Oliva, and D.L. Valera. 2012. Software for the geometric characterisation of insect-proof screens. *Computers and Electronics in Agriculture* 82: 134-144.
- Arslan, M., M. Cunkas, and T. Sag. 2011. Determination of induction motor parameters with differential evolution algorithm. *Neural Comp & Applic.* DOI 10.1007/s00521-011-0612-8.
- Bailey, B.J. 1991. Climate modelling and control in greenhouses. *In: Progress in agricultural physics and engineering.* J. Mathews (ed). CAB International.
- Baille, M., A. Baille, and J.C. Laury. 1994. A simplified model for predicting evapotranspiration rate of nine ornamental species vs climate factors and leaf area. *Scientia Horticulturae* 59: 217-232.
- Bakker, J.C., G.P.A. Bot, H. Challa, and N.J. van de Braak (ed). 1995. Greenhouse climate control: an integrated approach. Wageningen Pres, The Netherlands. 296 p.
- Baptista, F.J., B.J. Bailey, J.F. Meneses, and L.M. Navas. 2010. Greenhouses climate modelling. Tests, adaptation and validation of a dynamic climate model. *Spanish Journal of Agricultural Research* 8: 285-298.
- Bates, D.M., and D.G. Watts. 1988. Nonlinear regression analysis and its applications. John Wiley, New York.
- Blasco, X., M. Martínez, J.M. Herrero, C. Ramos, and J. Sanchis. 2007. Model-based predictive control of greenhouse climate for reducing energy and water consumption. *Computers and Electronics in Agriculture* 55: 49-70.

- Boulard, T., and A. Baille. 1993. A simple greenhouse climate control model incorporating effects of ventilation and evaporative cooling. *Agricultural and Forest Meteorology* 65: 145-157.
- Boulard, T., and R. Jeema. 1993. Greenhouse tomato crop transpiration model application to irrigation control. *Acta Horticulturae* 335: 381-387.
- Boulard, T., J.F. Meneses, M. Mermier, and G. Papadakis. 1996. The mechanisms involved in the natural ventilation of greenhouses. *Agricultural and Forest Meteorology* 79: 61-77.
- Boulard, T., and S. Wang. 2000. Greenhouse crop transpiration simulation from external climate conditions. *Agricultural and Forest Meteorology* 100: 25-34.
- Bontsema, J., J. Hemming, C. Stanghellini, P. de Visser, E.J. van Henten, J. Budding, T. Rieswijk, and S. Nieboer. 2007a. On-line monitoring van transpiratie en fotosynthese activiteit. Nota 451. Wageningen UR Glastuinbouw, Wageningen. The Netherlands. 78 pp.
- Bontsema, J., J. Hemming, C. Stanghellini, P. de Visser, E.J. van Henten, J. Budding, T. Rieswijk, and S. Nieboer. 2007b. On-line estimation of the transpiration in greenhouse horticulture. *Proceedings Agricontrol. IFAC International conference on modelling and design of control systems in agriculture*, 03-05 September 2007. Osijek Croatia, pp. 29-34.
- Brundrett, E. 1993. Prediction of pressure drop for incompressible flow through screens. *J. Fluids Eng.* 115: 239-242.
- Castañeda-Miranda, R., E.Jr. Ventura-Ramos, R.R. Peniche-Vera, and G. Herrera-Ruiz. 2007. Analysis and simulation of a greenhouse physical model under weather conditions of the central region of Mexico. *Agrociencia* 41: 317-335.
- Cook, R., and L. Calvin. 2005. Greenhouse tomatoes change the dynamics of the north american fresh tomato industry. *Economic Research Report 2*, USDA. 81 p.

- Chowdhary, G., and R. Jategaonkar. 2010. Aerodynamic parameter estimation from flight data applying extended and unscented Kalman filter. *Aerospace Science and Technology* 14: 106-117.
- Chu, Y., and J. Hahn. 2007. Parameter set selection for estimation of nonlinear dynamic systems. *AIChE Journal* 53: 2858-2870.
- Chu, Y., and J. Hahn. 2012. Generalization of a parameter selection procedure based on orthogonal projections and the D-optimality criterion. *Process Systems Engineering* 58: 2085-2096.
- Currey, C.J.; Lopez, R.G. 2011. Monitoring the greenhouse environment. *Greenhouse Grower*.
- Cooman, A.; Schrevens, 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.
- Das, S., and P. N. Suganthan. 2011. Differential Evolution: A survey of the state-of-the-art. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 15: 4-31.
- De Graaf, S.C. 2006. Low nitrate lettuce cultivations in greenhouses. Optimal control in the presence of measurable disturbances. PhD Thesis, Wageningen University, The Netherlands.
- de Halleux, D. 1996. Dynamic model of heat and mass transfer in greenhouses: theoretical and experimental study. PhD thesis, Gembloux, Belgium, 278 p.
- de Zwart, H.F. 1996. Analyzing energy-saving options in greenhouse cultivation using a simulation model. PhD thesis, Wageningen University, The Netherlands.
- Del Bosque-Villareal, G.A., R. Rodríguez-García, A. Zermeño-González, and D. Jasso-Cantú. 2012. Evaluation of a physical model of climate simulation in a greenhouse with natural ventilation. *Agrociencia*. 46: 427-440.

- Demrati, H., T. Boulard, A. Bekkaoui, and L. Bouirden. 2001. Natural ventilation and microclimatic performance of a large-scale banana greenhouse. *Journal of Agricultural Engineering Research* 80: 261-271.
- Drapper, N.R., and H. Smith. 1998. *Applied regression analysis*. John Wiley and Sons. New York, USA.
- El Ghoumari, M.Y., H.J. Tantau, and J. Serrano. 2005. Non-linear constrained MPC: Real-time implementation of greenhouse air temperature control. *Computers and Electronics in Agriculture* 49: 345-356.
- Espejel T., D., y I.L. López C. 2013. Determinación de las tasas de ventilación natural en un invernadero mediante modelos teóricos y gases trazadores. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 4: 185-198.
- Fatnassi, H., T. Boulard, H. Demrati, L. Bouirden, and G. Sappe. 2002. Ventilation performance of a large Canarian-type greenhouse equipped with insect-proof nets. *Biosystems Engineering* 82: 97-105.
- Fatnassi, H., C. Leynoras, T. Boulard, M. Bardin, and P. Nicot. 2009. Dependence of greenhouse tunnel ventilation on wind direction and crop height. *Biosystems Engineering* 103: 338-343.
- García-Victoria, N., O. van der Valk, and Elings. 2011. *Mexican protected horticulture*. Wageningen UR Greenhouse Horticulture. Wageningen, The Netherlands.
- Gruber, J.K., J.L. Guzmán, F. Rodríguez, C. Bordons, M. Berenguel, and J.A. Sánchez. 2011. Nonlinear MPC based on a Volterra series model for greenhouse temperature control using natural ventilation. *Control Engineering Practice*. 19: 354-366.
- Guzmán-Cruz, R., R. Castañeda-Miranda, J.J. García-Escalante, I.L. López-Cruz, A. Lara-Herrera, and J.I. de la Rosa. 2009 Calibration of a greenhouse climate model using evolutionary algorithms. *Biosystems Engineering* 104: 135-142.

- Harmanto, H. J. Tantau, and V. M. Salokhe. 2006. Microclimate and air exchange rates in greenhouses covered with different nets in the humid tropics. *Biosystems Engineering* 94: 239-253.
- Harwood, T.D., F.A. Al Said, S. Pearson, S.J. Houghton, and P. Hadley. 2010. Modelling uncertainty in field grown iceberg lettuce production for decision support. *Computers and Electronics in Agriculture* 71: 57-63.
- Herrero, J.M., X. Blasco, M. Martínez, C. Ramos, and J. Sanchis. 2008. Robust identification of non-linear greenhouse model using evolutionary algorithms. *Control Engineering Practice* 16: 515-530.
- Ioslovich, I., M.I. Ramirez-Sosa M., P.O. Gutman. 2010. Identification of a nonlinear dynamic biological model using the dominant parameter selection method. *Journal of the Franklin Institute* 347: 1001-1014.
- Juárez-Maldonado, A., K. De-Alba-Romenus, M.I. Ramírez-Sosa, A. Benavides-Mendoza, and V. Robledo-Torres. 2010. An experimental validation of NICOLET B3 mathematical model for lettuce growth in the southeast region of Coahuila México by dynamic simulation. 7th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control, Tuxtla Gutiérrez, México.
- Impron, I., S. Hemming, G.P.A. Bot. 2007. Simple greenhouse climate model as a design tool for greenhouse in tropical lowland. *Biosystems Engineering* 98: 79-89.
- Jolliet, O. 1994. HORTITRANS a model for predicting and optimizing humidity and transpiration in greenhouses. *J. agric. Engng. Res.* 57: 23-37.
- Jolliet, O. and B.J. Bailey. 1992. The effect of climate on tomato transpiration in greenhouses: measurements and models comparison. *Agricultural and Forest Meteorology* 58:43-62.
- Katsoulas, N., T. Bartzanas, T. Boulard, M. Mermier, and C. Kittas. 2006. Effect of vent openings and insect screens on greenhouse ventilation. *Biosystems Engineering* 93: 427-436.

- Katsoulas, N. and C. Kittas. 2011. Greenhouse crop transpiration modeling. *In*: Evapotranspiration. From measurements to Agricultural and Environmental applications. Edited by Gerosa, G. InTech Open.
- Kittas, C., T. Boulard, and G. Papadakis. 1997. Natural ventilation of a greenhouse with ridge and side openings: sensitivity to temperature and wind effects. *Transactions of the ASAE* 40: 415-425.
- Kittas, C., T. Boulard, T. Bartzanas, N. Katsoulas, and M. Mermier. 2002. Influence of an insect screen of greenhouse ventilation. *Transactions of the ASAE* 45: 1083-1090.
- Kolås, S., B.A. Foss, and T.S. Schei. 2009. Constrained nonlinear state estimation based on the UKF approach. *Computers and Chemical Engineering* 33: 1386-1401.
- Kravaris, C., J. Hahn, and Y. Chu. 2013. Advances and selected recent developments in state and parameter estimation, *Computers and Chemical Engineering* 51: 111-123.
- Ljung, L.; Glad, T. 1994. *Modeling of dynamic systems*. Prentice-Hall.
- Lopez, J., and K. Shwedel. 2001. The mexican greenhouse vegetable industry. *Industry Note* 032, 5 p.
- López-Cruz, I. L., M. Olivera-López, and G. Herrera-Ruíz. 2008. Simulation of greenhouse tomato crop transpiration by two theoretical models. *Acta Horticulture* 797: 145-150.
- López-Cruz, I.L., G. van Willigenburg, and G. van Straten. 2003. Optimal control of nitrate in lettuce by a hybrid approach: differential evolution and adjustable weight gradient algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture* 40: 179-197.
- López-Cruz, I.L., A. Ramírez-Arias, A. Rojano-Aguilar, and A. Ruiz-García. 2008. Modeling of greenhouse climate using evolutionary algorithms. *Acta Horticulture* 801:401-408.

- López-Cruz, I.L., A. Ramírez-Arias, and A. Rojano-Aguilar. 2004. Sensitivity analysis of a dynamic growth model for greenhouse grown lettuce (*Lactuca sativa* L.). *Agrociencia* 38: 613-624.
- López-Cruz, I.L., R. Salazar-Moreno, A. Rojano-Aguilar, and A. Ruiz-García. 2012. Global sensitivity analysis of a greenhouse lettuce (*Lactuca sativa* L.) crop model. *Agrociencia* 46: 383-397.
- Lund, B.F., and B.A. Foss. 2008. Parameter ranking by orthogonalization - Applied to nonlinear mechanistic models. *Automatica* 44: 278-281.
- Makowski, D., M. Guérif, J.W. Jones, and W. Graham. 2006. Data assimilation with crop models. P. 151-172. *In*: D. Wallach, D. Makowski and J.W. Jones (eds.), *Working with Dynamic Crop Models*. Elsevier, Amsterdam.
- Majdoubi, H., T. Boulard, A. Hanafi, A. Bekkaoui, H. Fatnassi, H. Demrati, M. Nya, and L. Bouirden. 2007. Natural ventilation performance of a large greenhouse equipped with insect screens. *Transactions of the ASABE* 50: 641-650.
- Makowski, D., J. Hillier, D. Wallach, B. Andrieu, and M. H. Jefferoy. 2008. Parameter estimation for crop models. *In*: *Evaluation, analysis, parameterization and applications*. Edited by Wallach D. Makowski, D and Jones, J.W. Elsevier. Amsterdam, The Netherlands.
- Mansouri, M., B. Dumont, and M.F. Destain. 2013. Modeling and prediction of nonlinear environmental system using Bayesian methods. *Computers and Electronics in Agriculture* 92: 16-31.
- Mashonjowa, E., F. Ronsse, J. R. Milford, R. Lemeur, and J. G. Pieters. 2010. Measurement and simulation of the ventilation rates in a naturally ventilated Azrom-type greenhouse in Zimbabwe. *Applied Engineering in Agriculture* 26: 475-488.
- 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 Engineering* 95: 323-337.
- McLean, K.A.P., and K.B. McAuley, 2012. Mathematical modelling of chemical processes—obtaining the best model predictions and parameter estimates using identifiability and estimability procedures. *The Canadian Journal of Chemical Engineering* 90: 351-366.
- Molina-Aiz, F.D., D.L. Valera, A.A. Peña, J.A. Gil, and A. López. 2009. A study of natural ventilation in an Almería-type greenhouse with insect screens by means of tri-sonic anemometry. *Biosystems Engineering* 104: 224-242.
- Monod, H.; Naud, C.; Makowski, D. 2006. Uncertainty and sensitivity analysis for crop models. In: *Working with dynamic crop models. Evaluation, analysis, parameterization and applications*. Wallach, D.; Makowski, D., Jones, J.W. (eds). Elsevier, Amsterdam.
- Monteith, J.L., and M.H. Unsworth. 2008. *Principles of environmental physics*. Third Edition. Elsevier. Amsterdam, The Netherlands.
- Otto-Borrelli, K.A., R.T. Koenig, and C.A. Miles. 2009. A comparison of rapid potentiometric and colorimetric methods for measuring tissue nitrate concentrations in leafy green vegetables. *HortTechnology* 19: 439-444.
- Prenger, J.J., R.P. Fynn, and R.C. Hansen. 2002. A comparison of four evapotranspiration models in a greenhouse environment. *Transactions of the ASAE* 45: 1779-1788.
- Quaiser, T., and M. Mönnigmann. 2009. Systematic identifiability testing for unambiguous mechanistic modelling - application to JAK-STAT, MAP kinase, and NF-B signaling pathway models. *BMC Systems Biology*. doi: 10.1186/1752-0509-3-50.
- Reyes-Rosas, A., R. Rodríguez-García, A. Zermeño-González, D. Jasso-Cantú, M. Cadena-Zapata, y H. Burgueño-Camacho. 2012. Evaluación de un modleo para estimar la temperatura y humedad relativa en el interior de invernadero con ventilación natural. *Revista Chapingo Serie Horticultura* 18: 125-140.

- Rico-García, E., V.E. Casanova-Villareal, A. Mercado-Luna, G.M. Soto-Zarazúa, R.G. Guevara-González, G. Herrera-Ruiz, I. Torres-Pacheco, and R.V. Velázquez-Ocampo. 2009. Nitrate content on summer lettuce production using fish culture water. *Trends in Agriculture Economics* 2: 1-9.
- Rodríguez D., F. 2002. Modelado y control jerárquico de crecimiento de cultivos en invernadero. Tesis de Doctorado. Universidad de Almería.
- Romero-Gomez, P., I.L. Lopez-Cruz, and C.Y. Choi. 2008. Analysis of greenhouse natural ventilation under the environmental conditions of central Mexico. *Transactions of the ASABE* 51: 1753-1761.
- Roy, J.C., T. Boulard, C. Kittas, and S. Wang. 2002. Convective and ventilation transfers in greenhouses, Part 1: the greenhouse considered as a perfectly stirred tank. *Biosystems Engineering* 83: 1-20.
- Seginer, I., F. Buwalda, and G. van Straten. 1998. Nitrate concentration in greenhouse lettuce. A modeling study. *Acta Horticulture* 456.
- Seginer, I., G. van Straten, and F. Buwalda. 1999. Lettuce growth limited by nitrate supply. *Acta Horticulturae* 507.
- Silo, E., M. Teitel, Y. Mahrer, and T. Boulard. 2004. Air-flow patterns and heat fluxes in roof-ventilated multi-span greenhouses with insect-proof screens. *Agricultural and Forest Meteorology* 122: 3-20.
- Speetjens, S.L.; Stigter, J.D.; van Straten, G. 2009. Towards an adaptive model for greenhouse control. *Computers and Electronics in Agriculture* 67: 1-8.
- Speetjens, S.L., J.D. Stigter, and G. van Straten. 2010. Physics-based model for a water-saving greenhouse. *Biosystems Engineering* 105: 149-159.
- Stanghellini, C. 1987. Transpiration of greenhouse crops: an aid to climate management. PhD diss. Wageningen, The Netherlands.

- Stanghellini, C. and T. de Jong. 1995. A model of humidity and its applications in a greenhouse. *Agricultural and Forest Meteorology* 76: 129-148.
- Storn, R., and K. Price. 1997. Differential Evolution - A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of global Optimization* 11: 341-359.
- Takakura, T., C. Kubota, S. Sase, S. Hayashi, M. Ishii, K. Takayama, H. Nishina, K. Kurata, and G.A. Giacomelli. 2009. Measurement of evapotranspiration rate in a single-span greenhouse using the energy-balance equation. *Biosystems Engineering* 102: 298-304.
- Tap, R.F. 2000. Economics-based optimal control of greenhouse tomato crop production. PhD thesis, Wageningen University.
- Teitel, M., O. Liran, J. Tanny, and M. Barak. 2008. Wind driven ventilation of a mono-span greenhouse with a rose crop and continuous screened side vents and its effect on flow patterns and microclimate. *Biosystems Engineering* 101: 111-122.
- Trigui, M., S. Barrington, and L. Gauthier. 2001. A strategy for greenhouse climate control, Part I: Model development. *J. agric. Engng. Res.* 78: 407-413.
- Valera, D.L., A.J. Álvarez, and F.D. Molina. 2006. Aerodynamic analysis of several insect screens used in greenhouses. *Spanish Journal of Agricultural Research* 4: 273-279.
- van 'T Ooster, A., E. Heuvelink, V.M. Loaiza M., and E.J. van Henten. 2008. Technical solutions to prevent heat stress induced crop growth reduction for three climatic regions in Mexico. *Acta Horticulturae* 801: 1251-1258.
- van Meurs, W.T.M, and C. Stanghellini. 1992. Use of an off-the-shelf electronic balance for monitoring crop transpiration in greenhouses. *Acta Horticulturae* 304: 219-225.
- van Straten, G., G. van Willigenburg, E. van Henten, and R. van Ooteghem. 2011. *Optimal Control of Greenhouse Cultivation*, CRC Press, Boca Raton.

- Vanthoor, B.H.E., C. Stanghellini, E.J. van Henten, and P.H.B. de Visser. 2011. A methodology for model-based greenhouse design: Part 1, a greenhouse climate model for a broad range of designs and climates. *Biosystems Engineering* 110: 363-377.
- Villareal-Guerrero, F., M. Kacira, E. Fitz-Rodríguez, C. Kubota, G.A. Giacomelli, R. Linker, and A. Arbel. 2012. Comparison of three evapotranspiration models for a greenhouse cooling strategy with natural ventilation and variable high pressure fogging. *Scientia Horticulturae* 134: 210-221.
- Wallach, D. 2008. Evaluating crop models. *In: Working with dynamic crop models. Evaluation, analysis, parameterization and applications.* Edited by Wallach D. Makowski, D and Jones, J.W. Elsevier, Amsterdam, The Netherlands. pp. 11-53.
- Wang, S., and T. Boulard. 2000. Predicting the microclimate in a naturally ventilated plastic house in a Mediterranean climate. *J. Agric. Engng. Res.* 75: 27-38.
- Wang, S., and J. Deltour. 1996. An experimental ventilation function for large greenhouses base on a dynamic energy balance model. *Intl. Agric. Eng. J.* 5: 103-112.
- Welch, G. and G. Bishop. 2006. An introduction to the Kalman filter. UNC-Chapel Hill, TR 95-041.
- Yang, X.S., and S. Deb. 2009. Engineering optimization by Cuckoo search. *Int. J. Math. Mode. Numer. Optim.* 1: 330-343.
- Zhou, Y., X. Li, and L. Gao. 2013. A differential evolution algorithm with intersect mutation operator. *Applied Soft Computing* 13: 390-401.