XX Simposio CEA de Control Inteligente
25-27 de junio de 2025, Huelva

Estimación neuronal de la ventilación para controlar la temperatura en un invernadero

Pérez-Sánchez, D., Berenguel, M., Rodríguez, F.

Universidad de Almería, Departamento de Informática, CIESOL, ceiA3, Crta. Sacramento s/n, 04120 Almería, España.

To cite this article: Pérez, D., Berenguel, M., Rodríguez, F. 2025. Estimación neuronal de la ventilación para controlar la temperatura en un invernadero. XX Simposio CEA de Control Inteligente, Huelva (Spain), 2025.

Resumen

El crecimiento del cultivo de productos hortícolas depende del clima y este se puede controlar en entornos cerrados como invernaderos. La temperatura es limitante y, en zonas semiáridas, el problema es la refrigeración utilizando la ventilación natural. Su relación es no lineal y variante en el tiempo lo que dificulta su modelado y control. Este trabajo en curso presenta una prueba de concepto en la cual se intenta estimar la apertura de las ventanas en función de las condiciones exteriores y del flujo o energía a través de este actuador, para usarlo en un bucle de control basado en linealización por realimentación (FL). De esta forma, se propone una estrategia alternativa, por un lado se utiliza una estructura física para la formulación del FL y, por otro se entrena una red neuronal artificial estática que modela la apertura de la ventilación. Se ha probado la metodología en dos instalaciones reales obteniendo unos resultados preliminares aceptables con un error absoluto medio de 2.4º de apertura y un error relativo medio de 7.6% en algunos de los ensayos, considerándose validadas las hipótesis de partida.

Palabras clave: Linealización por realimentación, redes neuronales en procesos de control, modelado para la optimización del control, validación de modelos, agricultura

Neural estimation of ventilation to control greenhouse temperature

Abstract

Crop growth depends on the climate that can be controlled in closed environments such as greenhouses. The main limitation is the temperature, and, in semi-arid areas, the problem is cooling using natural ventilation. The non-linear and time-varying relationship makes modelling and control difficult. This work in progress presents a proof of concept in which an attempt is made to estimate the window opening as a function of outdoor conditions and the flow or energy through this actuator, for use in a feedback linearization (FL) based control loop. In this way, an alternative strategy is proposed, on the one hand using a physical structure for the FL formulation and, on the other hand, training a static artificial neural network that models the percentage or degree of ventilation opening. The methodology has been tested in two real installations obtaining acceptable preliminary results with a mean absolute error of 2.4º of opening and a mean relative error of 7.6% in some of the tests, considering validated the initial hypotheses.

Keywords: Feedback Linearization, neural networks in process control, modelling for control optimization, model validation, agriculture

1. Introducción. Presentación del problema

El control climático en el interior de un invernadero es un aspecto clave para maximizar la producción agrícola. (Heuvelink et al., 2024). Entre las condiciones climáticas internas, la temperatura es crucial para el desarrollo fisiológico de las plantas, ya que es necesaria mantenerla en unos rangos estables para evitar posibles efectos adversos (Delgado-Vargas et al., 2022). En las latitudes semiáridas, el principal problema es la refrigeración, utilizándose la ventilación natural como principal actuador, ya que permite el intercambio de aire entre el interior del invernadero y el exterior, renovando el calor acumulado. No obstante, la relación no lineal entre la apertura de las ventanas y la temperatura interior, influenciada por condiciones meteorológicas variables como la radiación solar, la temperatura ambiente y la velocidad del viento, hace que el control del sistema no sea elemental (Gruber et al., 2011).

*Autor para correspondencia: dps920@ual.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

Un modelo simplificado que relaciona la temperatura con la entrada de control de la ventilación se presenta en la siguiente ecuación (Rodríguez et al., 2015).

$$c_{ter}\frac{dX_{t,a}}{dt} = c_{rad}P_{r,e} + c_{cvs}\left(X_{t,ss} - X_{t,a}\right) - \left(\phi_v + c_{cvcb}\right)\left(X_{t,a} - P_{t,e}\right) \quad (1)$$

Donde $X_{t,a}$ es la temperatura interior (variable a controlar), $X_{t,ss}$ la temperatura del suelo, $P_{r,e}$ la radiación exterior, $P_{t,e}$ la temperatura exterior, c_{ter} coeficiente que depende de las características del aire y dimensiones del invernadero, c_{rad} coeficiente de radiación, c_{cvs} coeficiente de convección con el suelo y c_{cvcb} coeficiente de intercambio con la cubierta. ϕ_v es el flujo de ventilación que depende de la apertura de la ventilación (U), y que se puede formular como se indica en la ecuación (2):

$$\phi_v = \frac{c_{den,a}c_{cesp,a}}{c_{sup}}\frac{c_{ven,l}c_{desc}}{3c_{grav}}\frac{P_{t,e}}{X_{t,a}-P_{t,e}}\left[\left(\frac{X_{t,a}-P_{t,e}}{P_{t,e}}c_{grav}\,2\,c_{ven,a}\,sen\left(\frac{U}{2}\right)\right.\right. \left.\left. + c_{cvi}P_{v,e}^2\right)^{\frac{3}{2}} + \left(c_{cvi}P_{v,e}^2\right)^{\frac{3}{2}}\right] \quad (2)$$

Donde $P_{v,e}$ es la velocidad del viento, $c_{den,a}$ la densidad del aire, $c_{cesp,a}$ el calor específico del aire, c_{sup} el área del invernadero, $c_{ven,l}$ la longitud de la ventilación, c_{desc} el coeficiente de descarga relativo al caudal a través de la ventilación, c_{grav} la aceleración de la gravedad, $c_{ven,a}$ el ancho de la ventilación y c_{cvi} el coeficiente de descarga del viento debido a la diferencia de presiones.

Para su control se plantea una estrategia de control de linealización por realimentación (FL) (Berenguel et al., 2024), que se basa en realizar un cambio de variables de forma que el sistema no lineal se transforme en un sistema lineal equivalente. De esta manera, los esfuerzos de control se realizan sobre el sistema lineal equivalente, mientras que la relación entre la señal de control virtual y la señal de control real se implementa mediante una transformación no lineal. Una posible solución es que el controlador, generalmente un PI, calcule una señal de control virtual como entrada al bloque de linealización por realimentación. Este, a su vez, genera la señal de un término relacionado con el flujo a través de la ventilación, aunque realmente la entrada al sistema invernadero es la apertura de ventilación. Es necesario un nuevo bloque en serie que calcule la señal de control real (apertura) en base al calor o flujo debido a la actuación de la ventilación. Esta relación, se podría modelar invirtiendo la ecuación (2) pero, como se puede observar se trata de una relación fuertemente no lineal, con algunos parámetros variantes en el tiempo y singularidades como cuando las temperatura interior e interior se igualan. Además, incluye términos geométricos de cada invernadero concreto.

Para tratar de resolver este problema, se plantea el bucle de control que se muestra en la Figura 1, donde el bloque de linealización por realimentación genera la señal de un término relacionado con el flujo a través de la ventilación. Esta se introduce a una red neuronal que calcula la apertura de la ventilación requerida para alcanzar la temperatura de referencia dada. Realmente, la Red Neuronal Artificial (RNA) estima la señal de control de la apertura de la ventilación para mantener un flujo o energía que garantice las condiciones térmicas deseadas en el interior del invernadero.

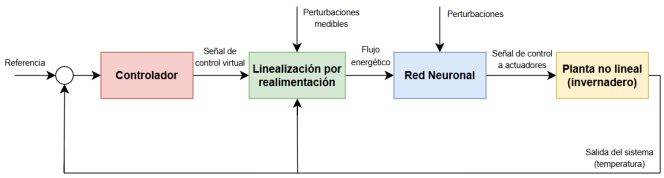

Figura 1: Bucle de control propuesto

Dado que no se dispone de un volumen de datos suficiente, en este trabajo se presenta una prueba de concepto, con la finalidad de verificar si los objetivos planteados y las hipótesis asociadas se cumplen, de modo que la metodología y controladores desarrollados sean de utilidad en invernaderos de los que se disponga de un conjunto amplio de datos. Esta también es la razón por la que se presenta en la modalidad "Trabajos en curso".

2. Instalaciones de los invernaderos

Para analizar la viabilidad y robustez del esquema de control planteado se ha propuesto probarlo en dos invernaderos (Figura 2). El primero (ARABA) se sitúa en la localidad de El Ejido (Almería), cuya superficie es de 1500 m^2 y su volumen de 6995 m^3. Los datos que se poseen pertenecen a ensayos de agosto de 2000, tomados con un periodo de muestreo de un minuto. Se disponía de cinco ventanas cenitales. Cabe mencionar que se alcanzaban altas temperaturas debido a la época de verano y que no existía cultivo que ayudara en la refrigeración natural. El segundo invernadero forma parte de las infraestructuras de *Agroconnect*, situado en La Cañada (Almería). Tiene una superficie de unos 1900 m^2 y un volumen de unos 6650 m^3. Se cuenta con datos de dos meses de invierno (diciembre de 2024 y enero de 2025), muestreados cada 30 segundos. En este caso se disponía de seis ventanas cenitales y las siete laterales.

Figura 2. Invernaderos de estudio. a) ARABA, b) Agroconnect

3. Desarrollo de la RNA y resultados preliminares

El problema principal para el desarrollo de la RNA es que su entrada no se puede medir en el invernadero (ni el flujo de ventilación, ni su energía asociada), por lo que se estimaron esos datos ejecutando un simulador completo de las variables climáticas de un invernadero, desarrollado en la Universidad de Almería, ya que la señal de control (apertura de ventilación) si es conocida (Rodríguez et al., 2015).

La RNA utilizada es una *feedforward*, más concretamente un Perceptrón Multicapa (PMC), que cuentan con un conjunto de capas de nodos sigmoidales. Se ha considerado una red estática, a pesar de que el sistema sea dinámico en su conjunto, ya que la dependencia temporal se recoge anteriormente en el esquema del FL. Se ha utilizado una estructura con una única capa oculta debido a que esta configuración es suficiente para este tipo concreto de sistema no lineales, reduciendo además el riesgo de sobreajuste. En cuanto al número de neuronas, se han realizado distintos ensayos, como se muestra en la Figura 3, relacionando el error cuadrático medio (devuelto por la red) en función al número de nodos, buscando un compromiso entre minimizar el error y evitar el sobreajuste.

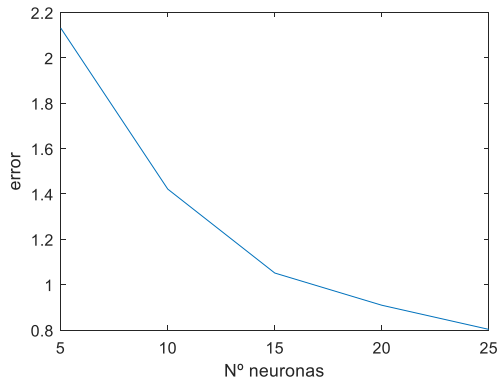

Figura 3. Error en función del número de neuronas

Como entradas a la RNA, se utilizaron todas aquellas que se encontraban en la ecuación geométrica del término relacionado con el flujo de ventilación (ecuación (2)): temperatura interior, temperatura exterior, la velocidad del viento y su dirección, además, obviamente, del flujo y/o energía de ventilación estimado con el simulador.

Para el invernadero ARABA, con estas entradas y con la señal objetivo de la apertura de la ventilación medida, se hizo uso de una red con una capa oculta y 15 neuronas, obteniendo los resultados de entrenamiento que se muestran en la Figura 4(a). Como se puede observar capta la dinámica del actuador, así como sus estados. Cuando la ventilación se encuentra cerrada, la estimación de la apertura presenta un ruido, lo que es un indicio de que la red no capta convenientemente el proceso en esos intervalos de tiempo debido principalmente a la falta de datos. En la Figura 4(b) se observa un segmento de un día de los datos de entrenamiento para que se aprecien mejor los resultados, obteniendo un error absoluto medio (EAM) de 2.4º y un error relativo medio (ERM) de 7.6%, que se consideran aceptables. En la Figura 5 se observa la comparación entra la apertura de la ventilación real y la estimada por la red utilizando datos de validación. Como era de esperar, no se comporta con la misma bondad que con los datos de calibración pero su comportamiento es aceptable (EAM de 10.6º y un ERM de 33.5%,), a pesar de los pocos datos utilizados para este primer estudio.

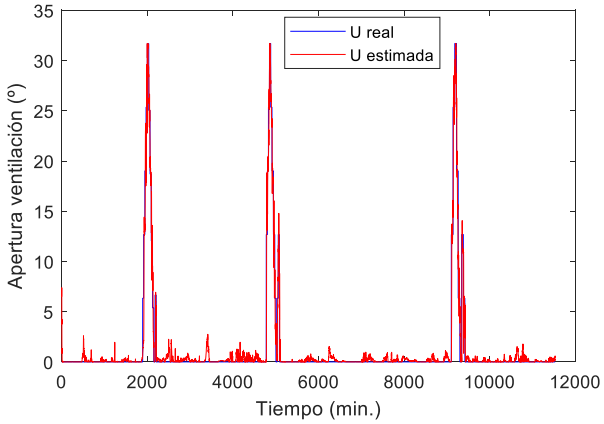

Figura 4(a). Resultados generales

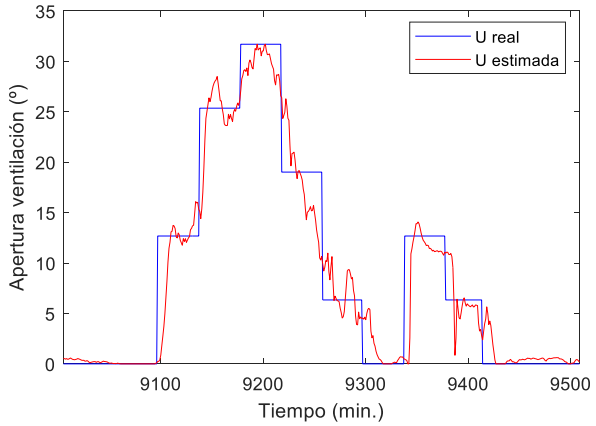

Figura 4(b). Resultados concretos

Figura 4. Resultados de entrenamiento - ARABA

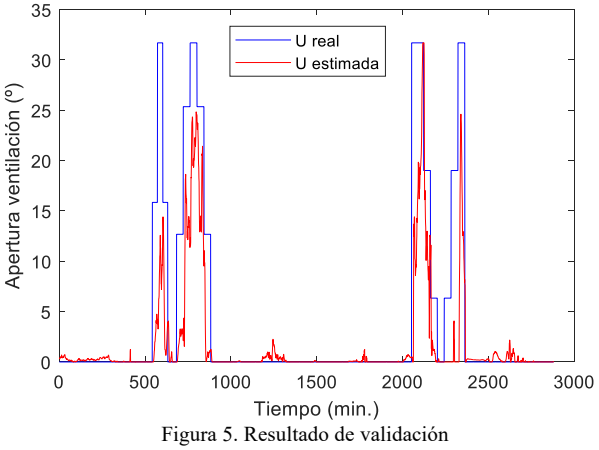

Figura 5. Resultado de validación

En el caso del invernadero de Agroconnect, se ha utilizado la misma metodología, resultando en este caso una red de 25 neuronas en la capa oculta. Los resultados fueron más dispares ya que, aunque se contaban con más datos, el sistema dispone de trece actuadores por lo que es necesario un mejor diseño de las entradas de la RNA. Aun así, y como ejemplo, la Figura 6 muestra un intervalo diario donde se compara la apertura real con la estimada por la RNA.

Se aprecia un buen comportamiento dinámico (EAM de 20%* y un ERM de 20.4%) aunque le cuesta captar las variaciones de apertura a frecuencias más altas.

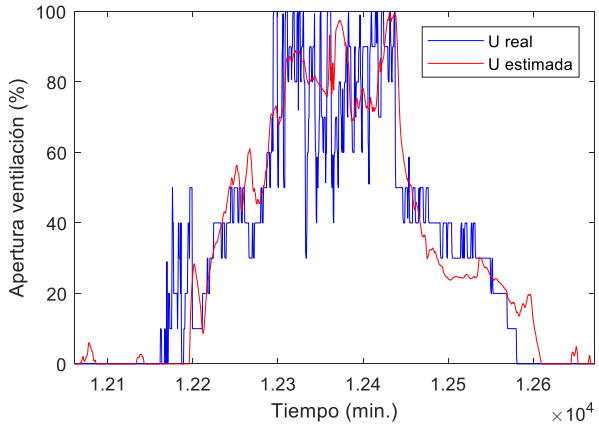

Figura 6. Resultados de entrenamiento - Agroconnect

4. Conclusiones

El esquema de control propuesto presenta una estrategia alternativa, utilizando un FL para calcular el flujo o la energía intercambiada a través de la ventilación, que es una variable difícilmente medible y, a partir de esta, obtener mediante un RNA la apertura de la ventilación. De los resultados preliminares se puede deducir que es posible estimar la apertura de la ventilación, ya que, tanto con los datos de entrenamiento y de validación, se ha observado un buen seguimiento de la dinámica real del actuador. No obstante, sería necesario disponer de bancos de datos que cubran la dinámica climática de todo un año para el entrenamiento, de forma que la red pueda captar los efectos de todas sus entradas. Por otra parte, los resultados obtenidos validan las hipótesis de partida y la metodología de esta prueba de concepto, destacando su facilidad de extrapolación a diferentes invernaderos y configuraciones de ventilación. Al basarse en un modelo físico general, apoyado por una RNA, la metodología puede ajustarse con relativa facilidad a nuevas estructuras, convirtiéndose en una herramienta flexible y escalable.

Como futuros trabajos destacan, principalmente, la calibración de las RNAs con más datos normalizados de las diferentes instalaciones e, implementar el bucle de control propuesto para evaluar el comportamiento de la RNA.

Agradecimientos

Este trabajo se ha realizado en el marco del proyecto AGROTECH DIH (Grant Agreement 101083760), cofinanciado por el Programa DIGITAL de la Unión Europea. La infraestructura utilizada en la realización de esta investigación ha sido cofinanciada por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades y fondos FEDER, dentro de la convocatoria de ayudas para la adquisición de equipamiento científico-tecnológico (2019).

Referencias

Berenguel, M., C. Iborra, F. Rodríguez, F. García-Mañas, J. L. Guzmán, J. A. Sánchez-Molina, 2024. Nonlinear PID-based temperature control techniques in greenhouses using natural ventilation. IFAC PapersOnLine, 58-7, 454-459. DOI: 10.1016/j.ifacol.2024.08.104.

Delgado-Vargas, V. A., Magdaleno-Villar, J. J., Silva-Rojas, H. V., García-De los Santos, G., Ayala-Garay, Ó. J., 2022. Calidad de semillas de tomate producidas en temperatura alta durante diferentes etapas de desarrollo. Revista Fitotecnia Mexicana, *45*(4), 445. DOI: 10.35196/rfm.2022.4.445

Gruber, J. K., Guzmán, J. L., Rodríguez, F., Bordons, C., Berenguel, M., & Sánchez, J. A., 2011. Nonlinear MPC based on a Volterra series model for greenhouse temperature control using natural ventilation. *Control Engineering Practice*, *19*(4), 354-366. DOI: 10.1016/J.CONENGPRAC.2010.12.004

Heuvelink, E., Hemming, S., & Marcelis, L. F. M., 2024. Some recent developments in controlled-environment agriculture: on plant physiology, sustainability, and autonomous control. En *Journal of Horticultural Science and Biotechnology*. Taylor and Francis Ltd. DOI: 10.1080/14620316.2024.2440592

Rodríguez, F., Berenguel, M., Guzmán, J. L., & Ramírez-Arias, A. (2015). *Modeling and Control of Greenhouse Crop Growth*. Springer International Publishing. DOI: 10.1007/978-3-319-11134-6

* En esta instalación las unidades de la apertura de ventilación es %