

Multivariable control of the greenhouse climate

Andrea Flores-Meza*, América Morales-Díaz** y Héctor Puebla***

*Posgrado en Ingeniería de Procesos, Universidad Autónoma Metropolitana Azcapotzalco, Azcapotzalco Ciudad de México 02200, México (afmz90@gmail.com).

** Robótica y Manufactura Avanzada, CINVESTAV Saltillo, Ramos Arizpe, Coahuila C.P. 25900, México (abmoralesd@gmail.com).

*** Departamento de Energía, Universidad Autónoma Metropolitana Azcapotzalco, Azcapotzalco Ciudad de México 02200, México (hpuebla@azc.uam.mx).

Abstract: Greenhouses constitute a closed environment where climatic variables can be controlled to allow optimal growth and development of crops. The control of humidity and temperature are considered fundamental for this purpose. Greenhouse control is complicated by both the complexity and uncertainty of the model, as well as the interactions between external and greenhouse environmental variables. This paper addresses the design of multivariate control schemes of a greenhouse climate using two simple and practical control approaches: (i) control based on modeling error compensation and (ii) non-linear predictive mode control.

Keywords: Agricultural processes, multivariable control, robust control.

1. INTRODUCCIÓN

La agricultura es la base de la existencia humana y es vital para la supervivencia de la humanidad. Hoy en día, la población mundial es cerca de 8 mil millones, y para 2057, se prevé que llegue a los 10 mil millones (World Population Forecast, 2021). Esto, aunado al cambio climático están ejerciendo una presión cada vez más severa sobre la energía, el agua limpia y los recursos alimentarios. Este último requerirá de un esfuerzo en conjunto para desarrollar prácticas agrícolas sostenibles capaces de alimentar a la población mundial. En las últimas décadas, se han introducido soluciones tecnológicas e innovadoras viables, como la agricultura de invernadero a gran escala, mejorando tanto el rendimiento como la calidad de los cultivos (Ghoulem et al., 2019).

Los invernaderos constituyen un entorno cerrado en el que se pueden controlar las variables climáticas para permitir el crecimiento óptimo y desarrollo de los cultivos. La creación de un entorno favorable dentro de los invernaderos requiere la regulación de todas las variables relevantes a lo largo del desarrollo de la planta. Es por ello por lo que, el diseño de control de las condiciones climáticas en los invernaderos, especialmente la temperatura y la humedad, ha recibido una atención considerable y se ha representado una amplia variedad de estrategias (Chen et al., 2018). Tal es el caso de la aplicación

de control difuso (Lafont y Balmat, 2002), control adaptativo (Arvanitis et al., 2000), control robusto (Bennis et al., 2008), control predictivo (Piñon et al., 2005; Cunha et al., 2000), control por retroalimentación no lineal (Pasgianos et al. 2003), control óptimo (Pucheta et al., 2006), entre otros, donde se proponen estrategias de control para diferentes tipos de sistemas del clima de invernaderos. Sin embargo, existen dificultades para lograr un buen rendimiento de control debido al comportamiento dinámico no lineal altamente acoplado de tales sistemas (Chen et al., 2018) y la mayoría de estos enfoques son teóricamente complejos o difíciles de implementar en la producción real de un invernadero (Hu et al., 2011).

Usualmente los diseños del controlador en la aplicación de ingeniería de invernaderos adoptan principalmente controladores simples o que tienen amplia aceptación en la comunidad industrial, tales como controladores PID y de modo predictivo (Hu et al., 2011). Sin embargo, ambos diseños de control tienen la limitación de basarse en modelos lineales que limitan su funcionamiento. Además, en tales diseños no se considera explícitamente la robustez del controlador.

En este trabajo se presenta el diseño e implementación numérica de dos enfoques de control, control por compensación del error de modelado (MEC) y control predictivo no lineal

basado en modelo (NMPC) a un modelo de referencia del clima de un invernadero. El control MEC muestra un sistema valido bajo la forma de un modelo lineal entrada-salida y se introducen incertidumbres debidas a la reducci3n del modelo original, perturbaciones y parámetros inciertos. Además, por tratarse de un sistema acoplado se aplican estrategias de control descentralizado basado en el arreglo de ganancias relativas (RGA). Por su parte, el controlador NMPC, tanto los estados como los perfiles de control se discretizan en el tiempo mediante la colocaci3n ortogonal. El problema de discretizaci3n resultante conduce a un modelo algebraico explícito dinámico (DEA) resuelto con un solucionador de programaci3n no-lineal en cada intervalo de tiempo. Ambos enfoques de control poseen buen desempeñio y buenas propiedades de robustez para el desajuste del modelo, las perturbaciones no medidas, parámetros inciertos y error de medici3n. Más aun, el control MEC tiene una estructura y un diseño simples. Por otro lado, el NMPC se considera la evoluci3n mejorada del MPC que es bien aceptada en la industria. Así, ambos, diseños propuestos presentan un alto potencial para su aplicaci3n práctica.

El resto de este trabajo se organiza como sigue. En la secci3n 2 se describen los esquemas de control propuestos. En la secci3n 3 se presenta el caso de estudio. En la secci3n 4 se aplican los esquemas de control propuestos al caso de estudio en un esquema MIMO. Para el diseño MEC se calcula además el arreglo de ganancias relativas. Finalmente, en la secci3n 5 se presentan las conclusiones de este trabajo.

2. METODOS

2.1 Controladores

El comportamiento dinámico no lineal y altamente acoplado del sistema del clima en un invernadero lo ha convertido en un desafío para su control. Debido a esta complejidad es deseable la implementaci3n de estrategias de control avanzadas con enfoques te3ricos simples y de fácil implementaci3n.

2.1.1 MEC basado en modelo lineal entrada-salida

Con la finalidad de diseñar un controlador con base a una relaci3n simple entrada-salida, se parte de la funci3n de transferencia de proceso. Se considera una dinámica de primer orden dada como,

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{k_p}{\tau_0 s + 1} \quad (1)$$

Tomando la transformada de Laplace inversa, se obtiene el modelo lineal de primer orden en el tiempo dado por,

$$\frac{dy}{dt} = -\tau_0^{-1}y(t) + k_p\tau_0^{-1}u(t), \quad (2)$$

donde $k_p \neq 0$ y $\tau_0 > 0$, son las ganancias y la constante de tiempo del modelo lineal de primer orden. Para considerar las

incertidumbres entre el modelo lineal y el proceso real, se introducen incertidumbres debidas a la reducci3n del modelo original, perturbaciones y parámetros inciertos del modelo. El término para describir estas perturbaciones $\eta(t)$ se introduce en (2). Así,

$$\frac{dy}{dt} = -\tau_0^{-1}y(t) + k_p\tau_0^{-1}u(t) + \eta(t). \quad (3)$$

Para determinar las incertidumbres que se agrupan en $\eta(t)$ se propone utilizar un observador de orden reducido de la siguiente forma,

$$\frac{d\bar{\eta}}{dt} = \tau_e^{-1}(\eta(t) - \bar{\eta}(t)). \quad (4)$$

Donde τ_e es una constante de tiempo de estimaci3n, $\eta(t)$ es la incertidumbre real del modelo y $\bar{\eta}(t)$ es la incertidumbre estimada. Despejando $\eta(t)$ de (3) y sustituyendo (4), obtenemos,

$$\left(\frac{dy}{dt} + \tau_0^{-1}y(t) - k_p\tau_0^{-1}u(t) - \bar{\eta}(t) \right). \quad (5)$$

Para realizar la derivaci3n en forma práctica se introduce una nueva variable $w(t)$ definida como,

$$w_{MEC}(t) = \tau_e\bar{\eta}(t) - y(t), \quad (6)$$

y su derivada.

$$\frac{dw_{MEC}(t)}{dt} = \tau_e \frac{d\bar{\eta}(t)}{dt} - \frac{dy(t)}{dt} \quad (7)$$

Si se utilizan las ecuaciones (5)-(7) se obtiene un filtro de primer orden que sirve como un estimador del error de modelado o incertidumbre,

$$\frac{dw_{MEC}(t)}{dt} = -\tau_e^{-1}(w_{MEC}(t) + y(t)) + \tau_0^{-1}y(t) - k_p\tau_0^{-1}u(t) \quad (8)$$

Las condiciones iniciales del nuevo estado $w(t)$ son $w(0) = -y(0)$, debido a que inicialmente las incertidumbres estimadas son cero.

Con base a un controlador basado en modelo que asigna una dinámica de primer orden deseada a lazo cerrado se obtiene:

$$u(t) = -\frac{\tau_0}{k_p} \left(-\tau_0^{-1}y(t) + \bar{\eta}(t) + \tau_e^{-1}e(t) \cdot \frac{dy_{ref}(t)}{dt} \right) \quad (9)$$

Se utiliza la siguiente regla de sintonizado, de acuerdo con Puebla et al. (2009).

$$\tau_e < \tau_c < \tau_0 \quad (10)$$

2.1.3 NMPC

La esencia del control predictivo basado en modelo es optimizar, sobre las entradas manipulables, los pronósticos del comportamiento del proceso. Este pronóstico se logra con un modelo del proceso en un intervalo de tiempo finito, generalmente llamado horizonte de predicción. La primera entrada de la secuencia óptima se implementa en la planta y el problema se resuelve nuevamente en el siguiente intervalo de tiempo utilizando mediciones del proceso actualizadas y un horizonte modificado. Esta metodología es lo que ahora se le conoce como control predictivo. A menudo los términos sinónimos son control de horizonte en retroceso o control de horizonte en movimiento (Allgöwer et al., 1999).

Matemáticamente la formulación de NMPC puede ser escrita como la búsqueda de un conjunto de acciones de control futuras resolviendo el problema de optimización siguiente Allgöwer et al., 1999):

$$\min_{u,} J = \sum_{j=1}^N [\|y_{j|k} - y^{ref}\|_Q^2 + \|\Delta u_{j|k}\|_S^2 + \|u_{j|k} - u^{ref}\|_R^2] \quad (11)$$

Sujeto a:

$$y(k+1) = f(y(k), u(k)) \quad y(0) = y_0 \quad (12)$$

$$y_{min} \leq y_k \leq y_{max} \quad (13)$$

$$u_{min} \leq u_{j|k} \leq u_{max} \quad (14)$$

$$\Delta u_{min} \leq \Delta u_{j|k} \leq \Delta u_{max} \quad (15)$$

Donde y_k es el estado predicho, y_{ref} es la referencia del estado, y_{ref} es la referencia de la entrada de control, N es el horizonte de predicción sobre el cual los estados futuros son calculados y la función objetivo J es minimizada, M es el horizonte de control sobre el cual las acciones de control son optimizadas. Por conveniencia $M \leq N$. Q , R , y S son matrices de ponderación de normas de los vectores.

3. CASO DE ESTUDIO

El caso de estudio describe el clima en un invernadero considerando como variables principales la temperatura y la humedad en el interior del invernadero descritas a partir de las transferencias de masa y energía generadas por la diferencias en energía y contenido de masas entre el aire interior y exterior, así como los sistemas de dispersión de agua y ventilación del interior del invernadero. El sistema es como sigue (Chen et al., 2018):

$$\frac{dT}{dt} = \frac{1}{\rho C_g V_T} Q_H + \frac{1}{\rho C_g V_T} S_R - \frac{1}{\rho C_g V_T} \lambda Q_F - \frac{V_R}{V_T} (T - T_e) - \frac{U_A}{\rho C_g V_T} (T - T_e), \quad (16)$$

$$\frac{dw}{dt} = \frac{1}{V_H} Q_F + \frac{1}{V_H} E - \frac{V_R}{V_T} (w - w_e), \quad (17)$$

$$E = \alpha \frac{S_R}{\lambda} - \beta w, \quad (18)$$

donde T ($^{\circ}C$) y T_e ($^{\circ}C$) son la temperatura interior y exterior, respectivamente, ρ (1.2 kg/m^3) es la densidad del aire, C_g ($1006 \text{ J/kg} \cdot K$) es el calor específico del aire, Q_H (W) es la entrada de calor al invernadero por medio de un calentador, S_R (W) es la energía por radiación solar interceptada, λ (2257 J/g) es el calor latente de vaporización, Q_F ($\text{g H}_2\text{O/s}$) es la capacidad del sistema de dispersión de agua, V_R (m^3/s) es la velocidad de ventilación, U_A (W/K) es el coeficiente de transferencia de calor del invernadero, w ($\text{g H}_2\text{O/m}^3$) y w_e ($\text{g H}_2\text{O/m}^3$) son las humedades absolutas del interior y exterior, respectivamente, V_T (m^3) y V_H (m^3) son los volúmenes de aire de mezcla activos de temperatura y humedad, respectivamente. La velocidad de evapotranspiración de las hojas E ($\text{g H}_2\text{O/s}$) depende principalmente de la radiación solar interceptada S_R y de la proporción de humedad en el invernadero w , α es el coeficiente asociado al área de las hojas del cultivo con sombra y β es el coeficiente de las constantes termodinámicas y otros factores que afectan la evapotranspiración. Este modelo solo considera el funcionamiento durante el verano, de modo que no se proporciona calor artificial y Q_H en (16) es igual a cero y el término βw en (18) se desprecia debido a que las condiciones de ventilación-enfriamiento se denominan por la radiación solar.

Se define $C_0 = \rho C_g V_T$ y $\alpha_0 = \alpha (\lambda V_H)^{-1}$ y $V_{R,\%} = V_R/V_{R,max}$, $Q_{F,\%} = Q_F/Q_{F,max}$, $\lambda_0 = \lambda Q_{F,max}$ y $V_0 = V_H/Q_{F,max}$, donde $V_{R,max}$ y $Q_{F,max}$ representan la velocidad de ventilación máxima y de dispersión de agua máxima, respectivamente. Así el modelo (16)-(18) puede ser escrito para fines de simulación como:

$$\frac{dT}{dt} = \frac{1}{C_0} (S_R - \lambda_0 Q_{F,\%}) - \frac{V_{R,\%}}{t_v} (T - T_e) - \frac{U_A}{C_0} (T - T_e), \quad (19)$$

$$\frac{dw}{dt} = \frac{1}{V_0} Q_{F,\%} + \alpha_0 S_R - \frac{V_{R,\%}}{t_v} (w - w_e), \quad (20)$$

donde t_v representa la inversa del número de cambios del aire por unidad de tiempo.

4. CONTROL MIMO DE UN INVERNADERO

En el modelo climático proporcionado anteriormente, se deben regular dos variables, la temperatura (T) y la humedad (w) interior a través de los procesos de ventilación ($V_{R,\%}$) y el sistema de dispersión de agua del invernadero ($Q_{F,\%}$).

4.1 Problema de control

El problema de control de un sistema de invernadero se establece entonces como la regulación de temperatura ($y_1 = T$) y humedad ($y_2 = w$) manipulando la velocidad ventilación ($u_1 = V_{R,\%}$) y el sistema de dispersión de agua del invernadero ($u_2 = Q_{F,\%}$), con la energía por radiación solar interceptada ($v_1 = S_R$), temperatura del exterior ($v_2 = T_e$) y la humedad absoluta exterior ($v_3 = w_e$), como las perturbaciones. ($v_1 = S_R$). Este sistema posee varias entradas y varias salidas, por lo tanto, se considera un sistema multivariable MIMO.

Como se muestra en (19) y (20) el sistema del clima en un invernadero se caracteriza por ser un sistema no lineal y acoplado que no se puede poner en la forma afín, debido a la complejidad que aparece con los términos de productos cruzados entre las variables de control y de perturbación (Sigrimis et al., 2002).

4.2 MEC MIMO

La estrategia de control consiste en el diseño de esquemas de control descentralizados en los cuales se identifican relaciones simples SISO en los diferentes lazos de control que se pueden establecer. Para identificar si es posible el diseño de esquemas de control SISO descentralizados se calcula el arreglo de ganancias relativas (RGA) a partir de la matriz de funciones de transferencia:

$$G|_{s=0} = \begin{bmatrix} \frac{k_{p11}}{\tau_{011}s + 1} & \frac{k_{p12}}{\tau_{012}s + 1} \\ \frac{k_{p21}}{\tau_{021}s + 1} & \frac{k_{p22}}{\tau_{022}s + 1} \end{bmatrix}_{s=0} \quad (21)$$

El RGA está dado por (Khaki-Sedigh y Moaveni, 2009),

$$RGA = G \cdot [G^{-1}]^T \quad (22)$$

Donde el punto inferior se refiere a la multiplicación elemento por elemento de las matrices resultantes.

Al aplicar cambios escalón en las dos entradas de control se obtienen respuestas de $y(t)$ de primer orden, por lo tanto, se selecciona un modelo de primer orden para cada relación. Se aplica el método de identificación empírica para obtener los parámetros de la función de transferencia k_p y τ_0 .

$$G(s) = \begin{bmatrix} \frac{14.29}{8.11s + 1} & \frac{12.66}{8.85s + 1} \\ \frac{-18.86}{4.62s + 1} & \frac{64.66}{5.15s + 1} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$RGA = \begin{bmatrix} 0.7946 & 0.2053 \\ 0.2053 & 0.7946 \end{bmatrix} \quad (24)$$

Con base a los valores de la matriz resultante, se pueden diseñar dos esquemas de control SISO con las siguientes relaciones.

- Controlar la temperatura ($y_1 = T$) manipulando la ventilación del invernadero ($u_1 = V_{R,\%}$).
- Controlar la humedad ($y_2 = w$) manipulando la dispersión de humedad del invernadero ($u_2 = Q_{F,\%}$).

Las funciones de transferencia correspondientes son las siguientes:

$$\frac{T(s)}{V_{R,\%}(s)} = \frac{k_{p11}}{\tau_{011}s + 1} = \frac{14.29}{8.11s + 1} \quad (25)$$

$$\frac{w(s)}{Q_{F,\%}(s)} = \frac{k_{p22}}{\tau_{022}s + 1} = \frac{64.66}{5.15s + 1} \quad (26)$$

Con base a estas funciones de transferencia se pueden diseñar esquemas de control MEC basado en modelo lineal de primer orden para cada lazo.

Con las ideas presentadas en la Sección 2, el diseño de control MEC multivariable se describe como sigue.

Modelos de primer orden en el tiempo:

$$\frac{dT(t)}{dt} = -\frac{1}{\tau_{011}}T(t) + \frac{k_{p11}}{\tau_{011}}V_{R,\%}(t) \quad (27)$$

$$\frac{dw(t)}{dt} = -\frac{1}{\tau_{022}}w(t) + \frac{k_{p22}}{\tau_{022}}Q_{F,\%}(t) \quad (28)$$

Estimadores de incertidumbres:

$$\frac{dw_{MEC1}(t)}{dt} = -\bar{\eta}_1(t) + \frac{1}{\tau_{011}}T(t) - \frac{k_{p11}}{\tau_{011}}V_{R,\%}(t) \quad (29)$$

$$\bar{\eta}_1(t) = \tau_{e1}^{-1}(w_{MEC1}(t) + T(t)) \quad (30)$$

$$\frac{dw_{MEC2}(t)}{dt} = -\bar{\eta}_2(t) + \frac{1}{\tau_{022}}w(t) - \frac{k_{p22}}{\tau_{022}}Q_{R,\%}(t) \quad (31)$$

$$\bar{\eta}_2(t) = \tau_{e2}^{-1}(w_{MEC2}(t) + w(t)) \quad (32)$$

Controladores:

$$V_{R,\%}(t) = -\frac{\tau_{011}}{k_{p11}} \left(-\frac{1}{\tau_{011}}T(t) + \bar{\eta}_1(t) + \tau_{c1}^{-1}e_1(t) - \frac{dy_{1ref}(t)}{dt} \right) \quad (33)$$

$$e_1(t) = T(t) - T_{ref}(t) \quad (34)$$

$$V_{R,\%}(t) = -\frac{\tau_{022}}{k_{p22}} \quad (35)$$

$$\left(-\frac{1}{\tau_{022}}T(t) + \bar{\eta}_2(t) + \tau_{c2}^{-1}e_2(t) - \frac{dy_{2ref}(t)}{dt} \right) e_2(t) = w(t) - w_{ref}(t) \quad (36)$$

Con el sintonizado simple $\tau_c = 0.5\tau_0$ y $\tau_e = 0.3\tau_0$.

4.3 NMPC MIMO

La implementación del controlador NMPC para el clima de un invernadero consiste en resolver el problema de optimización dado en (11) con el vector de estados predichos $y_{j|k} = [T_{j|k}, w_{j|k}]$, el vector de referencias deseadas $y^{ref} = [30, 24]$ deseadas, $u_k = [V_{R,\%k}, Q_{F,\%k}]$ como las entradas de control. El segundo término en la función objetivo se elimina para una mejor flexibilidad en las acciones de control.

Sujeto a,

$$T_{k+1} = \frac{1}{C_0}(S_R - \lambda_0 Q_{F,\%}(k)) - \frac{V_{R,\%}(k)}{t_v}(T(k) - T_e) - \frac{U_A}{C_0}(T(k) - T_e) \quad (37)$$

$$w_{k+1} = \frac{1}{V_0}Q_{F,\%}(k) + \alpha_0 S_R - \frac{V_{R,\%}(k)}{t_v}(w(k) - w_e) \quad (38)$$

$$0 \leq V_{R,\%} \leq 1 \quad (39)$$

$$0 \leq Q_{F,\%} \leq 1 \quad (40)$$

4. SIMULACIONES NUMERICAS

Para evaluar el desempeño de la propuesta de diseño que se desarrolló en la sección anterior se realiza una simulación con un punto de referencia con un tiempo de simulación total de 600 min utilizando Runge-Kutta cuatro orden programado en Matlab2020, con un tamaño de integración de 0.25. Los valores iniciales de la temperatura y humedad fueron 25°C y 18 g/m³, respectivamente. Los puntos de referencia de temperatura y humedad fueron 30 °C y 24 g/m³, respectivamente. Los parámetros del modelo descrito en (19), (20) son, $C_0 = -324.67 \text{ min} \cdot W/^{\circ}C$, $U_A = 29.8 \text{ W}/^{\circ}C$, $t_v = 3.41 \text{ min}$, $\lambda_0 = 465 \text{ W}$, $\alpha_0 = 0.003 \text{ g}/(\text{m}^3 \cdot \text{min} \cdot W)$ y $V_0^{-1} = 13.3 \text{ g}/(\text{m}^3 \cdot \text{min})$ y se expresan por metro cuadrado área del invernadero. Las condiciones ambientales externas se asumen que son $S_R = 300 \text{ W}/\text{m}^2$, $T_e = 35^{\circ}C$ y $w_e = 4 \frac{\text{g}}{\text{m}^3}$.

4.1 MEC MIMO

Las acciones que se aplican a la implementación del controlador son:

- En $t=10$ min se activa el controlador para alcanzar las referencias a $T_{ref} = 30^{\circ}C$ y $w_{ref} = 24 \text{ g}/\text{m}^3$.
- En $t=200$ min se simula el control con una disminución del 50% de la perturbación S_R .
- En $t=300$ min se simula el control con un aumento de la temperatura exterior T_e de $35^{\circ}C$ a $37^{\circ}C$.
- En $t=400$ min se simula el control con una disminución de la humedad externa w_e de $4 \text{ g}/\text{m}^3$ a $2 \text{ g}/\text{m}^3$.

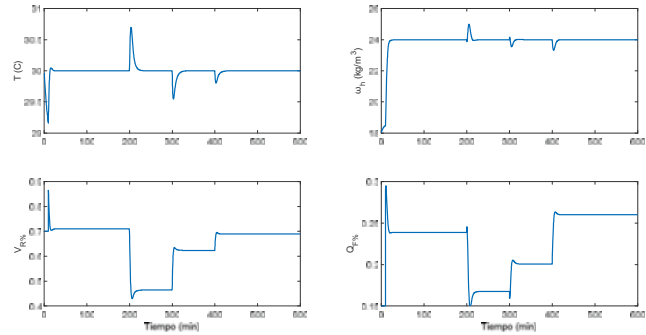


Fig. 1. Desempeño del control MEC MIMO.

La Figura 1 muestra el desempeño del control MEC MIMO. Se puede observar que se alcanza en forma rápida las referencias deseadas de temperatura y humedad y minimiza el efecto de las perturbaciones. Además, los esfuerzos de las entradas de control son moderados y sin cambios bruscos.

4.2 Controlador NMPC

Para la implementación del NMPC se desarrolló un programa en Matlab2020 usando un enfoque de transcripción directa. En este enfoque, tanto el estado como los perfiles de control se discretizan en el tiempo mediante la colocación ortogonal. El problema de discretización resultante conduce a un modelo algebraico explícito dinámico (DEA) resuelto con un solucionador de PNL en cada intervalo de tiempo. Los parámetros del controlador NMPC son, horizonte de predicción, $N = 10$, horizonte de control $M = 10$, intervalo de tiempo del elemento finito $T_s = 10$, intervalo de muestreo $\delta = 4$ y número de puntos internos en el método de colocación ($N_c = 3$).

La Figura 2 muestra el desempeño del control NMPC MIMO para el caso de regulación a las referencias deseadas. Se puede observar que el controlador NMPC permite también alcanzar las referencias deseadas de temperatura y humedad. La convergencia al punto de referencia deseado es más lenta para el NMPC que para el MEC, sin embargo, las dos coinciden en los ajustes de las entradas de control.

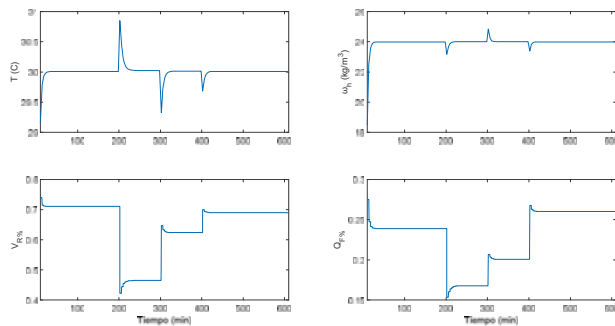


Fig. 2. Desempeño del control NMPC MIMO.

Se debe notar que la robustez del NMPC está asociada al uso del modelo no-lineal del proceso y la actualización y corrección en cada instante de muestreo de la medición de los estados controlados y la predicción del modelo.

Finalmente, en el caso de estudio del control del clima del invernadero se puede considerar además que los estados, la temperatura y humedad se miden en forma instantánea lo cual evita el uso de observadores de estados en los dos diseños de control.

Al comparar el desempeño de ambos esquemas de control se puede observar que los esfuerzos en las entradas de control y el efecto de las perturbaciones y cambios de referencia en las variables controladas son similares. Así, a pesar de que el esquema MEC usa una estrategia descentralizada que podría perder desempeño al reducir las interacciones entre entradas de control y variables a controlar el desempeño es equivalente al esquema centralizado que usa el NMPC. Al comparar el tiempo de cómputo de las acciones de control, el MEC converge en 0.5 segundos y el NMPC en 2 minutos.

6. CONCLUSIONES

El control de la humedad y temperatura en un invernadero es fundamental para alcanzar condiciones de operación deseadas para proporcionar condiciones de crecimiento adecuadas a las plantas y minimizar perturbaciones. En este trabajo se aplicó control por compensación del error de modelado y control predictivo no lineal basado en modelo para controlar la temperatura y humedad en un invernadero. Los resultados muestran que ambos enfoques de control logran efectivamente las condiciones climáticas deseadas en un invernadero, abordando de manera sencilla la implementación de un proceso complejo no-lineal. A pesar de la simplicidad del diseño MEC, su desempeño es comparable al NMPC que usa el modelo no-lineal del proceso y un esquema centralizado MIMO.

REFERENCES

Allgöwer, F., Badgwell, T. A., Qin, J. S., Rawlings, J. B., and Wright, S. J. (1999). Nonlinear predictive control and

- moving horizon estimation-an introductory overview. *Adv. Control*, 391-449.
- Arvanitis, K.G., Paraskevopoulos, P.N., and Vernardos, A.A. (2000). Multirate adaptive temperature control of greenhouses. *Comput. Electron. Agric.*, 26, 303-320.
- Bennis, N., Duplaix, J., Enéa, G., Haloua, M., and Youlal, H. (2008). Greenhouse climate modelling and robust control. *Comput. Electron. Agric.*, 61, 96-100.
- Chen, L., Du, S., Xu, D., He, Y., and Liang, M. (2018). Sliding mode control based on disturbance observer for greenhouse climate systems. *Math. Problems Eng.* 2018.
- Cunha, J.B., Couto, C., and Ruano, A.E.B. (2000). A greenhouse climate multivariable predictive controller. *ISHS Acta Hort.*, 534, 269-276.
- Ghoulem, M., El Moueddeb, K., Nehdi, E., Boukhanouf, R. and Kaiser Calautit, J. (2019). Greenhouse design and cooling technologies for sustainable food cultivation in hot climates: Review of current practice and future status. *Biosystems Engineering*, 183, 121-150.
- Hu, H., Xu, L., Wei, R. and Zhu, B. (2011). Multi-objective control optimization for greenhouse environment using evolutionary algorithms. *Sensors*, 11(6), 5792-5807.
- Khaki-Sedigh, A. and Moaveni, B. (2009). *Control configuration selection for multivariable plants* (Vol. 391). Springer
- Lafont, F. and Balmat, J.F. (2002). Optimized fuzzy control of a greenhouse. *Fuzzy Sets Syst.* 128, 47-59.
- Pasgianos, G.D., Arvanitis, K.G., Polycarpou, P., Sigrimis, N. (2003). A nonlinear feedback technique for greenhouse environmental control. *Comput. Electron. Agric.* 40, 153-177.
- Piñón, S., Camacho, E.F., Kuchen, B. and Peña, M. (2005) Constrained predictive control of a greenhouse. *Comput. Electron. Agric.* 49, 317-329.
- Pucheta, J.A., Schugurensky, C., Fullana, R., Patiño, H. and Kuchen, B. (2006). Optimal greenhouse control of tomato-seedling crops. *Comput. Electron. Agric.* 2006, 50, 70-82.
- Puebla, H., Rodríguez, M. G., Martínez-Delgadillo, S. A., Mendoza, V. X. and Gómez-Callejas, S. (2009). A simple robust control approach for Cr (VI) regulation of wastewater at electrochemical mixed-flow reactors in series. *Chem. Eng. Comm.* 196(10), 1278-1290.
- Rodríguez-Jara, M., Flores-Mejía, H., Velasco-Perez, A. and Puebla, H. (2021). Robust control framework based on input-output models enhanced with uncertainty estimation. *Stud. Infor. Cont.* 30(1), 99-108.
- Sigrimis, N., Arvanitis, K. G., Pasgianos, G. D. and Ferentinos, K. (2001). Hydroponics water management using adaptive scheduling with an on-line optimiser. *Comput. Electron. Agric.* 31(1), 31-46.
- World Population Forecast. (2018). Worldometers. <https://www.worldometers.info/world-population/#table-forecast> (Acceso: 12 Junio 2021).