

Jornadas de Automática

Control predictivo no lineal para canales de riego: caso de estudio en el Delta del Ebro

Alberto Kolton^{a,*}, Joaquim Blesa^{a,b,c}, Carlos Ocampo-Martinez^a

^aDepartamento de Control Automático (ESAI), Universitat Politècnica de Catalunya - BarcelonaTech, Av. Diagonal, 647, 08028, Barcelona, España.

^bInstitut de Robòtica i Informàtica Industrial, CSIC-UPC, C/ Llorens i Artigas 4-6, 08028, Barcelona, España.

^cSerra Hùnter Fellow, UPC, Departamento de Control Automático (ESAI), Universitat Politècnica de Catalunya - BarcelonaTech, Av. Diagonal, 647, 08028, Barcelona, España.

To cite this article: Kolton, Alberto, Blesa, Joaquim, Ocampo-Martinez, Carlos. 2026. Nonlinear Model Predictive Control for Irrigation Canals: A Case Study in the Ebro Delta. Jornadas de Automática, 47.
<https://doi.org/10.17979/ja-cea.2026.47.13748>

Resumen

El canal de riego izquierdo del Delta del Ebro es un sistema de gestión hídrica complejo, con alta variabilidad en la demanda y escasa automatización, que representa un caso de estudio ilustrativo para evaluar el potencial de estrategias de control avanzado en infraestructuras reales. Este trabajo presenta el diseño e implementación de un control predictivo no lineal (NMPC por sus siglas en inglés) en tres tramos representativos del canal, a partir de datos reales del sistema, comparándolo frente al control basado en reglas actualmente en uso y un control PI. Los resultados muestran que el NMPC reduce el error máximo y el esfuerzo de control en ambos escenarios evaluados, con especial ventaja ante episodios de lluvia gracias a su capacidad predictiva, validando así el uso de estrategias complejas pero adecuadas para este tipo de sistemas.

Palabras clave: Modelado e identificación de sistemas ambientales, Control óptimo y operación de sistemas de recursos de agua, Gestión de recursos naturales.

Nonlinear Model Predictive Control for Irrigation Canals: A Case Study in the Ebro Delta

Abstract

The left irrigation canal of the Ebro Delta is a complex water management system characterized by high demand variability and limited automation, making it an illustrative case study for evaluating the potential of advanced control strategies in real infrastructure. This paper presents the design and implementation of a nonlinear model predictive control (NMPC) strategy on three representative reaches of the canal, built from real system data, and compares it against the currently deployed rule-based control and a PI controller. Results show that NMPC reduces both maximum error and total gate movement in both evaluated scenarios, with a particular advantage under heavy rainfall episodes due to its predictive capability, thus validating the use of complex but suitable strategies for this type of system.

Keywords: Modeling and identification of environmental systems, Optimal control and operation of water resources systems, Natural resources management.

1. Introducción

El arroz es el principal alimento de más de 3.000 millones de personas (Palma Guillén, 2023) y provee más del 20 % de las calorías consumidas en el planeta (Fukagawa and Zis-

ka, 2019), siendo uno de los cultivos de mayor consumo de agua. España es el segundo mayor productor de arroz en Europa con el 14.7 % de la producción continental (FAOSTAT, 2023), y el Delta del Ebro concentra el 18.5 % de la superficie

*Autor para correspondencia: alberto.kolton@upc.edu
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

arrocera española, con 122.595 toneladas producidas en 2024 (IDESCAT, 2024). Fuertes sequías, el aumento del nivel del mar y la introducción de especies invasoras amenazan el delicado equilibrio entre producción agrícola, conservación del parque natural y turismo en la zona, haciendo del manejo del agua una gestión crítica.

Los canales de riego abiertos, como los que se utilizan en el Delta del Ebro, son sistemas no lineales con grandes retardos de transporte y acoplamientos significativos entre secciones, lo que hace que la regulación de niveles sea una tarea desafiante (Malaterre, 2007). Distintas estrategias han sido propuestas para su control, desde enfoques basados en reglas y reguladores PID hasta estrategias avanzadas de optimización (Conde et al., 2021). Entre estas últimas, el control predictivo basado en modelo (MPC) destaca por su capacidad de incorporar restricciones operacionales, anticiparse a perturbaciones y optimizar el comportamiento en un horizonte temporal definido (van Overloop et al., 2010). En particular, el control predictivo no lineal (NMPC) resulta especialmente adecuado para estos sistemas: trabajos recientes muestran que supera a implementaciones lineales ante cambios significativos en la demanda (Kong et al., 2024) y permite minimizar pérdidas manteniendo el suministro a los usuarios (Conde et al., 2025). A pesar de estos avances, la implementación de control avanzado en sistemas reales sigue siendo limitada, principalmente por restricciones de infraestructura.

El sistema de riego de la izquierda del Delta del Ebro es un ejemplo ilustrativo de estos desafíos: alta variabilidad en la demanda, control manual de todas las salidas de consumo y perturbaciones ambientales dificultan su operación. Construyendo sobre lo reportado en Kolton-Jusid et al. (2026), la contribución de este artículo es doble: se implementa un modelo no lineal del canal a partir de datos reales del sistema y se evalúa una estrategia NMPC frente al control basado en reglas actualmente en uso y un control PI, bajo perturbaciones por cambios de consumo y episodios de lluvia intensa.

2. Caso de estudio: Sistema de riego de la izquierda del Delta del Ebro

Las dimensiones agronómicas, medioambientales y sociales del Delta del Ebro han sido estudiadas en diversos trabajos académicos; sin embargo, la red de canales de agua usada para el riego de arrozales no ha sido analizada en profundidad.

2.1. Contexto y descripción del sistema

El Delta del Ebro se ubica en el extremo sur de Cataluña. Su sector nororiental comprende aproximadamente 12.700 hectáreas, de las cuales 11.000 tienen uso agrícola, destinadas en un 95,4 % al cultivo del arroz. La gestión del suministro y drenaje de agua para los 4.280 usuarios de esta zona recae sobre la *Comunitat de Regants - Sindicat Agrícola de l'Ebre* (CR), que obtiene el agua principalmente del río Ebro mediante dos concesiones: 19 m³/s en la presa de Xerta-Tivenys y 6 m³/s en la estación de captación La Pedrera.

La red de canales está compuesta por un canal de conducción de 25 km, tres canales principales divididos en 20 tramos mediante compuertas automatizadas, y una gran cantidad de canales secundarios, generando un total de 280 km de canales

en toda la red. Los canales principales y parte de los secundarios están revestidos de hormigón prefabricado con una pendiente media del 0,01 %, mientras que el resto son acequias de tierra. El sistema cuenta con alrededor de 8.450 puntos de salida de agua, sin que exista un registro centralizado de los mismos. Por convenio, cada usuario tiene derecho a 1,8 l/s por hectárea irrigada.

A lo largo del año, el canal izquierdo opera bajo cuatro escenarios principales según la demanda agrícola y ambiental: *Llenado* (L), *Consumo Alternado* (CA), *Riego Completo* (RC) y *Fuera de Temporada* (FT). Este estudio se centra en el escenario de Riego Completo, el cual cubre el grueso de la temporada y donde se busca mantener niveles de agua constantes en los canales para abastecer adecuadamente a los usuarios.

La operación de la red presenta importantes retos. Todas las compuertas de salida hacia los arrozales son de accionamiento manual, sin estandarización en su tipo, tamaño o posición de instalación. Debido a que no existe infraestructura para medir el caudal de entrada a los usuarios, la apertura de cada compuerta se regula mediante criterios heurísticos acumulados con los años, lo que convierte el caudal de 1,8 l/s en una estimación aproximada. A esto se suman situaciones imprevistas durante el escenario RC, como cierres temporales por aplicaciones de pesticidas, que los usuarios habitualmente no comunican a los operadores.

2.2. Estrategia de control actual

Existen 23 compuertas automatizadas en el canal de conducción y en los canales principales, las cuales operan en dos modos de funcionamiento, manual y automático. El modo manual permite fijar un valor de apertura en la compuerta y el modo automático controla la compuerta para obtener el nivel de agua deseado en la parte baja del canal. El control automático funciona con una lógica denominada aguas abajo a distancia (Litrico and Fromion, 2006) donde, utilizando una estrategia de control basado en reglas (CBR), la compuerta de entrada al canal se abre o se cierra dependiendo de si el nivel de agua al final del canal está por debajo o por encima del nivel de referencia configurado, respectivamente. La Figura 1 presenta la arquitectura más clásica de estos sistemas. Los parámetros de funcionamiento de cada compuerta (i.e., velocidad de apertura, tiempo de muestreo) fueron configurados cuando el sistema se puso en marcha y son propios para cada compuerta.

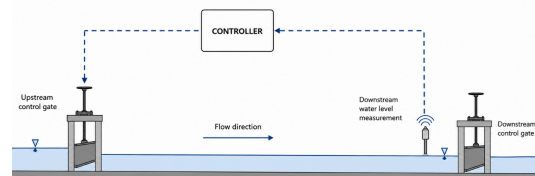


Figura 1: Diagrama de control aguas abajo

2.3. Planteamiento del problema

Las condiciones de operación introducen desafíos que deben ser gestionados mediante la estrategia de control. Las perturbaciones endógenas (i.e., cambios en el consumo) y exógenas (i.e., episodios climatológicos) que se introducen al sistema generan un flujo inestable y no uniforme, resultando en un

escenario complejo para lograr niveles de agua no oscilantes en los canales. Si bien los cambios puntuales en las demandas no pueden anticiparse debido a la naturaleza del sistema actual, episodios como sequías o lluvias fuertes sí son posibles de identificar con anterioridad, permitiéndole así a la CR gestionar el sistema de manera acorde. Actualmente, estas situaciones son manejadas mediante la observación constante de los canales y el manejo de los niveles de referencia que alimentan a la estrategia de control.

Debido a que la manipulación de las compuertas de consumo es manual, una de las prácticas comunes es dejarlas fijas durante el mayor tiempo posible, lo que ayuda a evitar esfuerzos de control por parte del personal. Todas las compuertas de consumo funcionan en flujo libre, es decir que no hay nivel de agua a la salida de la compuerta. El caudal en compuertas de flujo libre se calcula según

$$q_i(k) = Cd_i w_i u_i \sqrt{2g} \sqrt{y_{dni-1}(k) - 0,5u_i}, \quad (1)$$

donde $q_i(k)$ es el flujo de agua que pasa por la compuerta i en el instante $k \in \mathbb{Z}_{\geq 0}$, Cd_i corresponde al coeficiente de descarga, w_i al ancho de la compuerta, u_i a la apertura de la compuerta, y_{dni-1} al nivel de agua a la entrada de la compuerta y g a la constante gravitacional. De la Ecuación (1) se entiende que el caudal instantáneo en cada compuerta varía en función de la apertura de la misma y del nivel de agua en la entrada de la compuerta. Es por esta razón que el comportamiento (oscilatorio o no) de los niveles de agua en los canales toma relevancia en la gestión de la CR ya que de ellos depende cuánta agua se entrega a cada usuario.

Cabe mencionar que la cantidad de suministro de agua hacia los arrozales no es el único factor que determina el nivel de agua requerido en los canales, existen restricciones tanto físicas como operacionales que deben tomarse en consideración. Las restricciones consideradas en este estudio reflejan las limitaciones de nivel máximo y mínimo de agua en el canal, de aperturas máximas y mínimas de las compuertas y la velocidad máxima de apertura de cada compuerta. Más detalle de estas restricciones se encuentra en la Sección 3.2.3.

3. Enfoque propuesto

Este trabajo construye sobre lo realizado en Kolton-Jusid et al. (2026), donde se compara la estrategia actual de CBR con una propuesta de implementación de control proporcional integral (PI) en las compuertas de un tramo representativo del canal. Ahora, se incorpora la implementación de un control predictivo basado en un modelo no lineal (NMPC) y el análisis de estas tres estrategias de control en el caso de un episodio de lluvias fuertes en la zona.

El estudio se realiza considerando un escenario operacional RC, donde se espera que la gestión del agua mantenga niveles constantes y poco oscilatorios durante la temporada, incluso considerando cambios no anticipados en el consumo. La selección de las secciones del canal son modeladas en EPA

SWMM utilizando datos reales de la CR y datos medidos procedentes del sistema real. Los parámetros utilizados para simular el control CBR se infieren mediante observaciones y experiencia real del comportamiento de las compuertas entregado también por la CR.

3.1. Modelado del Canal mediante EPA SWMM

El modelo de referencia del canal se realiza utilizando el simulador EPA Storm Water Management Model (SWMM) ¹. Debido a la gran cantidad de secciones y canales secundarios presentes en el canal izquierdo, se han seleccionado tres secciones como ejemplo representativo del comportamiento del flujo a lo largo del canal, abarcando la parte de la red con mayor capacidad de caudal y la ramificación hacia las tres derivaciones más importantes: las Acequias 1, 2 y 3. La primera sección va desde la compuerta *La Pedrera* hasta *S1/Fermín*, donde la salida *Sèquia 2* deriva hacia la Acequia 2. La segunda abarca desde *S1/Fermín* hasta *Catxina*, con la salida *Sèquia 3* dividiendo la sección en dos tramos (R2A y R2B). La tercera se extiende desde *Catxina* hasta *Cartero*, con la salida *U10* agrupando los consumos finales. Todos los datos de longitud, geometría y elevación se obtuvieron de mediciones de campo y datos oficiales de la CR, y se detallan en la Tabla 1.

Tabla 1: Datos de los tramos del canal estudiados

Tramo	Largo (m)	Área de Sección ² (m ²)	Pendiente (%)	Salida
R1	1.938	26,48	0,0102	<i>Sèquia 2</i>
R2A	5.956	22,05	0,0056	<i>Sèquia 3</i>
R2B	2.083	13,98	0,0187	-
R3	5.380	12,36	0,0086	<i>U10</i>

3.2. Estrategia de control propuesta

En este caso, la estrategia NMPC busca encontrar las acciones de control óptimas o lo menos sub-óptimas posible que permitan minimizar las desviaciones de los niveles de agua de sus niveles deseados mientras se satisfacen las condiciones de operación definidas. Para obtener estas acciones de control se resuelve un problema de optimización dinámico, el cual entrega en cada iteración una serie de acciones de control en un horizonte de predicción concreto. De esta serie, se selecciona la primera acción de control y se introduce en el sistema; posteriormente, el sistema evoluciona de acuerdo con dicha acción de control, se miden las variables de estado y se vuelve a iterar. Para poder obtener las acciones de control en un horizonte de predicción, el NMPC utiliza un modelo no lineal del sistema, el cual se usa en cada iteración de solución del problema de optimización relacionado para predecir los comportamientos frente a las acciones de control.

El uso de NMPC para este caso se justifica principalmente por tres motivos: la inclusión de las dinámicas no lineales inherentes del sistema facilita una mejor caracterización de los distintos comportamientos de los canales en los distintos

¹ <https://www.epa.gov/water-research/storm-water-management-modelswmm>.

² Área total calculada a capacidad máxima.

escenarios de operación; la capacidad predictiva de la estrategia permite anticiparse a eventos externos, como episodios de lluvia; la consideración explícita de las restricciones de operación del sistema en el cálculo de la ley de control, todas características muy valiosas para el caso en cuestión.

3.2.1. Enfoque del modelo

La eficacia de un control predictivo está estrechamente ligada a cuan bien se caracterice el sistema mediante el modelo seleccionado. En el presente trabajo, el NMPC utiliza un modelo orientado al control (Conde et al., 2025) y calibrado a partir de datos obtenidos de las simulaciones hechas en EPA SWMM, donde se describe cada tramo del canal como dos unidades de almacenamiento, cada una de ellas explicadas mediante los siguientes balances de masa:

$$A_{up_i} \dot{y}_{up_i}(k) = q_i(k) - q_{tr_i}(k), \quad (2a)$$

$$A_{dn_i} \dot{y}_{dn_i}(k) = q_{tr_i}(k) - q_{out_i}(k) - q_{i+1}(k), \quad (2b)$$

en los que A_{up_i} y A_{dn_i} corresponden a las áreas de la unidad de almacenaje aguas arriba y aguas abajo del tramo i del canal, respectivamente, q_i corresponde al caudal en la compuerta de entrada del canal, q_{out} al caudal de consumo total en cada tramo y q_{i+1} al caudal en la compuerta de salida del tramo i . El término q_{tr_i} corresponde al caudal de transición entre las dos unidades de almacenaje, este se obtiene realizando un balance de energía potencial entre ambas unidades asumiendo que las velocidades se mantienen constante en el tramo. El caudal de transición se define por

$$q_{tr_i} = K_{tr_i} y_{up_i} \sqrt{y_{up_i} - y_{dn_i} + z_{up_i} - z_{dn_i}}. \quad (3)$$

La constante de transición K_{tr_i} reúne parámetros como coeficiente de fricción, diámetro hidráulico, largo del canal, entre otros, se calcula analizando el sistema en estado estacionario con $q_{tr} = q_i$. Por otro lado, z_{up} y z_{dn} corresponden a la altitud aguas arriba y aguas abajo del canal, respectivamente.

3.2.2. Función objetivo

La función objetivo penaliza el error de seguimiento de niveles aguas abajo y el movimiento de compuertas mediante una norma cuadrática ponderada $\|x\|_R^2 = x^T R x$, $x \in \mathbb{R}^M$ es una variable de dimensiones M y $R \in \mathbb{R}^{M \times M}$ es la matriz de ponderación. Además, los dos términos son normalizados para compensar la diferencia de orden de magnitud entre ambos. Así,

$$J(k) = \sum_{j=0}^{N-1} \|\mathbf{e}(k+j|k)\|_{\mathbf{R}_e}^2 + \|\Delta \mathbf{u}(k+j|k)\|_{\mathbf{R}_u}^2 \quad (4)$$

donde N corresponde al horizonte de predicción y

$$\mathbf{e}(k+j|k) = \left[(y_{dn_1}(k+j|k) - y_{ref_1}), (y_{dn_2}(k+j|k) - y_{ref_2}), \dots (y_{dn_M}(k+j|k) - y_{ref_M}) \right]^T,$$

$$\Delta \mathbf{u}(k+j|k) = \left[(u_1(k+j+1|k) - u_1(k+j|k)), (u_2(k+j+1|k) - u_2(k+j|k)), \dots (u_M(k+j+1|k) - u_M(k+j|k)) \right]^T,^3$$

las matrices $\mathbf{R}_e$ y $\mathbf{R}_u$ son elementos de ajuste que permiten balancear los términos en la función objetivo de acuerdo al peso deseado,

$$\mathbf{R}_e = \frac{\text{diag}(R_{e_1}, R_{e_2}, \dots, R_{e_M})}{n_e} \in \mathbb{R}^{M \times M},$$

$$\mathbf{R}_u = \frac{\text{diag}(R_{u_1}, R_{u_2}, \dots, R_{u_M})}{n_u} \in \mathbb{R}^{M \times M}$$

con n_e y n_u los valores de normalización correspondientes.

3.2.3. Restricciones

El problema de optimización no está completo sin incluir las restricciones que le den un sentido real a los resultados. El escenario operacional RC presenta pocas complicaciones con respecto a las restricciones físicas del sistema, sin embargo se introducen las próximas tres restricciones debido a la relevancia que tienen sus interpretaciones físicas:

$$y_{min,dn_i} \leq y_i(k) \leq y_{max,dn_i}, \quad (5a)$$

$$u_{min_i} \leq u_i(k) \leq u_{max_i}, \quad (5b)$$

$$|u_i(k) - u_i(k-1)| \leq \Delta u_{max_i}, \quad (5c)$$

donde $i = 1, 2, \dots, M$. En (5a) se acota el nivel de agua en el canal, en (5b) se define la apertura máxima y mínima de cada compuerta, y en (5c) se limita el movimiento máximo por cada instante de tiempo.

3.2.4. Problema de optimización

Utilizando lo descrito en las Secciones 3.2.1, 3.2.2 y 3.2.3, el problema de optimización relacionado con el diseño del NMPC se plantea de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && J(k) \\ &\mathbf{U}(k) \end{aligned}$$

$$\text{subject to} \quad \text{El modelo del sistema en (2),}$$

$$\text{Las restricciones definidas en (5)}$$

donde $\mathbf{U}(k) = [\mathbf{u}(k|k), \mathbf{u}(k+1|k), \dots, \mathbf{u}(k+N-1|k)] \in \mathbb{R}^{M \times N}$ y $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_M]^T \in \mathbb{R}^M$. En cada paso se resuelve el problema de optimización, entregando así una secuencia de control óptimo $\mathbf{U}^*(k)$ a lo largo de todo el horizonte de predicción. De esta secuencia, se aplica en el sistema solo las acciones de control correspondiente al primer instante de tiempo k , $\mathbf{u}(k|k)$, y se elimina el resto.

3.3. Indicadores clave de rendimiento

Entendiendo que lo que se busca es comparar distintas estrategias de control en un mismo sistema, es necesario seleccionar los indicadores clave de rendimiento (KPI) correctos

³La notación $u(k+j|k)$ corresponde al valor de u en el instante $k+j$ calculado en el instante k .

para evaluar cada una. Dentro de los indicadores propuestos por Clemmens et al. (1998), se seleccionan tres KPIs acorde al caso: el error máximo absoluto (MAE) que mide la máxima desviación del nivel de agua de su nivel objetivo, el error integrado absoluto (IAE) que permite evaluar la acumulación del error en el tiempo y el movimiento de compuerta integrado absoluto (IAW) que se usa para comparar el esfuerzo de control requerido.

3.4. Configuración de la simulación

EPA SWMM sólo permite la configuración de un control basado en reglas básico dentro de su simulador, debido a esto es que se selecciona la librería PySWMM (McDonnell et al., 2020) como interfaz para interactuar con los modelos SWMM desde un ambiente de código Python. Esta librería permite modificar los atributos y parámetros del modelo en cada instante de tiempo de la simulación.

4. Resultados

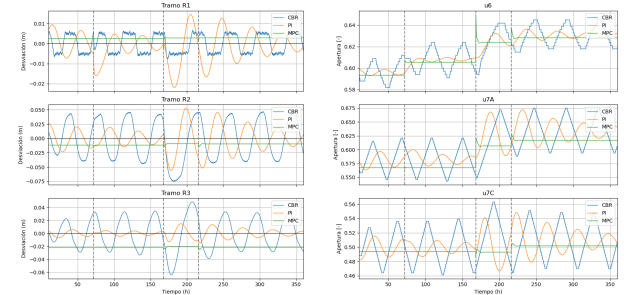
La configuración de parámetros del NMPC se realizó utilizando el modelo en EPA SWMM y excitando con una señal escalón cada tramo. Se obtiene que el primer tramo muestra la respuesta más rápida, por lo que el tiempo de muestreo se sintoniza en $\tau = 200$ s, 10 veces más pequeño que el tiempo de respuesta de y_{dn1} . La identificación de las áreas utilizadas en (2a) y (2b) se hace mediante ajuste de datos minimizando el error cuadrático entre el caudal neto simulado y el predicho por la ecuación de continuidad discreta. Además, el horizonte de predicción N se selecciona con tal de que el resultado de τN sea mayor que el mayor tiempo de respuesta de los tramos del canal, haciendo $N = 60$. Para seleccionar los valores de las matrices de ajuste se realiza un análisis de sensibilidad comparando los indicadores de la Sección 3.3, dando como resultado $\mathbf{R}_e = \text{diag}(0,6, 0,6, 0,6)$ y $\mathbf{R}_u = \text{diag}(5, 5, 5) \times 10^{-4}$. El tiempo de duración de cada simulación es de 15 días. El ajuste de parámetros del PI se realiza de acuerdo a Kolton-Jusid et al. (2026) y tanto el PI como CBR se configuran de tal modo que los resultados sean comparables entre las tres alternativas.

4.1. Escenario de perturbaciones 1: cambio de consumo

Se analizan las distintas estrategias de control considerando cambios de consumo en los tres tramos estudiados, todos en momentos distintos de la simulación. Los resultados de los indicadores presentados en la Tabla 2 muestran que tanto para MAE como para IAW, la estrategia NMPC obtiene mejores resultados promedio que las alternativas. La Figura 2(b) presenta una acción de control con menos movimiento que CBR y PI, explicando así estos resultados. Por otro lado, en la Figura 2(a) se observa un error en estado estacionario en los resultados del NMPC para los tres tramos del canal, esto explica sus valores en el indicador del error integrado. En ambas figuras está marcado con líneas verticales punteadas cuándo se generan los cambios de consumo.

Tabla 2: Rendimiento del sistema bajo perturbaciones por consumo

	R1	R2	R3	Promedio
MAE (%)				
CBR	0,00334	0,03851	0,04019	0,02735
PI	0,00933	0,02887	0,00930	0,01583
NMPC	0,00126	0,00743	0,01545	0,00804
IAE (%)				
CBR	0,00192	0,01600	0,01365	0,01052
PI	0,00257	0,00890	0,00288	0,00582
NMPC	0,00115	0,00547	0,01356	0,00672
IAW (%)				
CBR	0,43800	1,25400	1,24200	0,97800
PI	0,10409	0,63334	0,62981	0,45574
NMPC	0,07671	0,05901	0,03458	0,05677



(a) Desviación nivel de referencia

(b) Movimiento de compuerta

Figura 2: Afectación por cambios de consumo

4.2. Escenario de perturbaciones 2: evento de lluvia

A diferencia de los cambios de consumo, las lluvias son algo que se puede prever gracias a herramientas meteorológicas. Este escenario le entrega al NMPC la posibilidad de anticiparse a las lluvias dándole la información anticipadamente de cuándo será el episodio y cuánta agua caerá.

Los resultados presentados en la Tabla 3 muestran que la estrategia NMPC supera ampliamente a sus alternativas en los tres indicadores considerados. Además, se puede ver el comportamiento del error de estado estacionario de los niveles con su punto de referencia en la Figura 3(a) y en la Figura 3(b) el movimiento de las compuertas durante la simulación. En ambas figuras se marca de color azul claro la franja de tiempo en la que se aplica el episodio de lluvia en las simulaciones.

Tabla 3: Rendimiento del sistema bajo perturbación por lluvia

	R1	R2	R3	Promedio
MAE (%)				
CBR	0,00766	0,05015	0,08389	0,04723
PI	0,03279	0,10932	0,04273	0,06161
NMPC	0,00226	0,01225	0,01953	0,01134
IAE (%)				
CBR	0,00226	0,01826	0,01743	0,01265
PI	0,00757	0,02562	0,00878	0,01399
NMPC	0,00107	0,00600	0,01368	0,00691
IAW (%)				
CBR	0,52800	1,30200	1,26600	1,03200
PI	0,40040	1,97157	1,98136	1,45111
NMPC	0,20171	0,22822	0,09589	0,17527

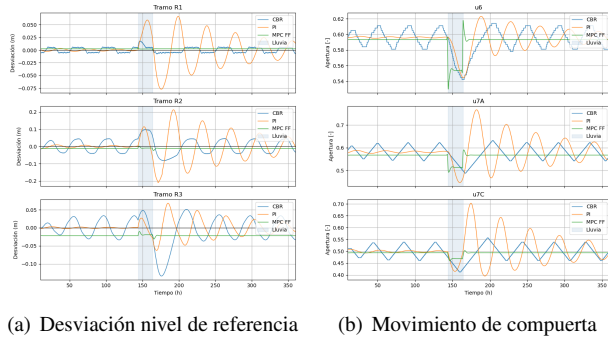


Figura 3: Afectación por lluvia

4.3. Discusión de resultados

Si bien la estrategia NMPC presenta en ambos casos de perturbaciones un desvío fijo de los niveles de agua de sus puntos de referencia buscados, esta alternativa sigue mostrándose como una mejor opción comparativamente con la estrategia vigente CBR y, en el escenario de perturbación por lluvia, también con PI.

En el escenario de perturbación por consumo, el PI supera a las otras estrategias en los indicadores IAE e IAW únicamente en el tramo R3, donde el error estacionario del NMPC es mayor. Este error de estado estacionario se logró reducir bastante gracias a la sintonización del controlador, sin embargo persiste mínimamente.

Los resultados para el escenario de perturbaciones por lluvia muestran un comportamiento del NMPC supera ampliamente a sus alternativas. Se puede apreciar que la capacidad predictiva de esta estrategia resulta efectiva, ya que permite anticiparse al episodio de lluvia y contribuye a mantener los niveles de agua en el canal prácticamente constantes, con oscilaciones reducidas.

Al analizar en específico el indicador IAW, se observa que el NMPC supera ampliamente a los otros dos indicadores en ambos escenarios, perturbaciones por consumo y por lluvia. Esto sugiere que en la medida en que se pueda resolver el error de estado estacionario del NMPC, esta estrategia presentaría indicadores bastante mejores que las alternativas.

5. Conclusiones

Este trabajo presenta la implementación de un control predictivo no lineal (NMPC) en un tramo representativo del sistema de riego de la izquierda del Delta del Ebro, comparando su rendimiento frente a la estrategia de control basado en reglas actualmente en uso y una propuesta de control proporcional integral (PI). Los resultados obtenidos bajo dos escenarios de perturbación, cambios de consumo y episodios de lluvia, muestran que el NMPC supera en promedio a sus alternativas en los indicadores error máximo absoluto (MAE) y movimiento de compuerta integrado absoluto (IAW), destacando especialmente su menor esfuerzo de control en ambos escenarios.

Una limitación identificada en el NMPC es la presencia de un error de estado estacionario en los niveles de agua respecto a sus referencias. Este comportamiento, posiblemente causado por errores en el modelo en comparación con el sistema real, contrasta con la acción integral del controlador PI, el cual logra converger hacia los niveles de referencia con el tiempo.

En el próximo trabajo, se espera corregir este error estacionario mediante la incorporación de una acción integral en el lazo cerrado.

El escenario de perturbación revela por lluvia que la capacidad predictiva del NMPC le permite anticiparse al episodio y ajustar las compuertas antes de que el agua llegue, algo imposible para estrategias reactivas como control basado en reglas (CBR) y PI. Este resultado valida la elección de una estrategia predictiva para un sistema donde ciertos eventos externos son anticipables.

Como trabajos futuros, se plantea incorporar una acción integral al NMPC para eliminar el error estático, ampliar el número de tramos modelados, explorar la inclusión de más restricciones operacionales reales, y avanzar hacia una implementación piloto en el sistema real de la CR.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido soportado por el proyecto Español SEAMLESS: Sustainable learning-based Management of Multiresource Large-scale Systems (ref. PID2023-148840OB-I00), financiado por MCI-N/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE.

Referencias

- Clemmens, A. J., Kacerek, T. F., Grawitz, B., Schuurmans, W., Jan. 1998. Test Cases for Canal Control Algorithms. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 124 (1), 23–30. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9437(1998)124:1(23)
- Conde, G., Ocampo-Martinez, C., Quijano, N., Apr. 2025. A novel nonlinear model predictive control approach to minimize losses in open-channel irrigation systems. *ISA Transactions* 159, 278–292. DOI: 10.1016/j.isatra.2025.02.003
- Conde, G., Quijano, N., Ocampo-Martinez, C., 2021. Modeling and control in open-channel irrigation systems: A review. *Annual Reviews in Control* 51, 153–171. DOI: 10.1016/j.arcontrol.2021.01.003
- FAOSTAT, 2023. FAO Statistics Database (FAOSTAT).
- Fukagawa, N. K., Ziska, L. H., 2019. Rice: Importance for Global Nutrition. *Journal of Nutritional Science and Vitaminology* 65 (Supplement), S2–S3. DOI: 10.3177/jnsv.65.S2
- IDESCAT, 2024. Idescat. Anuario estadístico de Cataluña. Superficie agrícola. Por productos. Provincias.
- Kolton-Jusid, A., Blesa, J., Ocampo-Martinez, C., 2026. From heuristic rules to modern control: Advancing irrigation management in the Ebro Delta. In: *Proceedings of the IFAC world congress*.
- Kong, L., Liu, Y., Li, J., Tian, Y., Yang, Q., Chen, Z., Jul. 2024. Nonlinear model predictive controller for gate control in open canal irrigation systems with flexible water demands. *Computers and Electronics in Agriculture* 222, 109023. DOI: 10.1016/j.compag.2024.109023
- Litrco, X., Fromion, V., 2006. Tuning of Robust Distant Downstream PI Controllers for an Irrigation Canal Pool. I: Theory. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 132 (4), 359–368. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9437(2006)132:4(359)
- Malaterre, P.-O., 2007. Control of irrigation canals: why and how? *Numerical Modelling of Hydrodynamics for Water Resources*, 283–304.
- McDonnell, B., Ratliff, K., Tryby, M., Wu, J., Mullapudi, A., Aug. 2020. PySWMM: The Python Interface to Stormwater Management Model (SWMM). *Journal of Open Source Software* 5 (52), 2292. DOI: 10.21105/joss.02292
- Palma Guillén, A., Sep. 2023. Feasibility of organic rice cultivation in the Ebro Delta. Ph.D. thesis, Universitat de Barcelona.
- van Overloop, P. J., Clemmens, A. J., Strand, R. J., Wagemaker, R. M. J., Bautista, E., Nov. 2010. Real-Time Implementation of Model Predictive Control on Maricopa-Stanfield Irrigation and Drainage District's WM Canal. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 136 (11), 747–756. DOI: 10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0000256