XXI Simposio CEA de Control Inteligente
24-26 de junio de 2026, Salamanca

Implementación mediante IEC 61499 de un sistema neuroborroso de monitorización cibersegura para levitación neumática

Francisco Fuentes[a], William Chicaiza[b], Pablo G. Camacho[a], Ramón A. García[a], Juan M. Escaño[a,*]

[a]*Dpto. de Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela técnica Superior de Ingeniería, Universidad de Sevilla, Camino de los Descubrimientos, s/n, 41092, Sevilla, España.*
[b]*Dept. of Industrial Engineering University of Trento. Via Sommarive, 9 - 38123 Trento, Italy.*

To cite this article: Fuentes, F., Chicaiza, W., González, P., García, R.A., 2026. Implementation of a cyber-secure fuzzy neural monitoring system for pneumatic levitation using IEC 61499. XXI Simposio CEA de Control Inteligente, Salamanca (Spain), 2026.

Resumen

La integración de técnicas de inteligencia artificial en sistemas de automatización industrial distribuidos plantea desafíos asociados a su implementación en tiempo real, modularidad e interoperabilidad con infraestructuras de control industrial. En este trabajo se presenta la implementación de un sistema de supervisión inteligente basado en un modelo neuroborroso para una planta experimental de levitación neumática, utilizando el estándar IEC 61499 y la plataforma EcoStruxure Automation Expert. El sistema incorpora un modelo ANFIS previamente identificado, empleado como predictor del comportamiento dinámico de la planta para la generación de señales residuales orientadas a la detección de anomalías en la señal de realimentación. La arquitectura propuesta se organiza mediante bloques funcionales distribuidos IEC 61499, facilitando la separación entre funciones de control y supervisión, así como una estructura modular y escalable. Se describe el proceso de integración del modelo neuroborroso dentro del entorno de automatización industrial, abordando aspectos prácticos como encapsulación funcional, sincronización temporal y comunicaciones industriales. Los resultados muestran la viabilidad del despliegue de estrategias de supervisión inteligente basadas en modelos neuroborrosos dentro de arquitecturas de automatización industrial distribuida.

Palabras clave: Sistemas de control inteligente, Sistemas de automatización industrial, Detección y diagnóstico de fallos, Sistemas de control distribuido, Sistemas neuroborrosos.

Implementation of a cyber-secure fuzzy neural monitoring system for pneumatic levitation using IEC 61499

Abstract

The integration of artificial intelligence techniques into distributed industrial automation systems poses challenges related to real-time implementation, modularity, and interoperability with industrial control infrastructures. This work presents the implementation of an intelligent monitoring system based on a neuro-fuzzy model for an experimental pneumatic levitation plant, using the IEC 61499 standard and the EcoStruxure Automation Expert platform. The system incorporates a previously identified ANFIS model, employed as a predictor of the plant's dynamic behaviour for the generation of residual signals aimed at anomaly detection in the feedback signal. The proposed architecture is organised through distributed IEC 61499 function blocks, enabling separation between control and monitoring functions while providing a modular and scalable structure. The integration process of the neuro-fuzzy model within the industrial automation environment is described, addressing practical aspects such as functional encapsulation, temporal synchronisation, and industrial communications. Results demonstrate the feasibility of deploying intelligent monitoring strategies based on neuro-fuzzy models within distributed industrial automation architectures.

Keywords: Intelligent control systems, Industrial automation systems, Fault detection and diagnosis, Distributed control systems, Neuro-fuzzy systems.

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

1. Introducción

La incorporación de técnicas de inteligencia artificial en sistemas de automatización industrial representa una línea de creciente interés debido a su capacidad para mejorar tareas de supervisión, diagnóstico y apoyo a la toma de decisiones en entornos complejos y no lineales (Lee et al., 2018). En particular, los enfoques basados en sistemas neuroborrosos ofrecen una combinación especialmente atractiva entre capacidad de aproximación no lineal, adaptabilidad e interpretabilidad, lo que los convierte en candidatos adecuados para aplicaciones de control inteligente y monitorización industrial (Jang, 1993).

No obstante, la transición desde entornos de simulación o prototipado hacia plataformas reales de automatización industrial plantea desafíos significativos. Aspectos como la ejecución en tiempo real, la modularidad del software de control, la interoperabilidad entre dispositivos heterogéneos y la integración con protocolos de comunicación industriales condicionan el despliegue efectivo de algoritmos inteligentes en aplicaciones industriales reales.

En este contexto, el estándar IEC 61499 ha emergido como una alternativa relevante para el desarrollo de sistemas de automatización distribuidos, proporcionando un paradigma basado en bloques funcionales orientados a eventos que favorece la modularidad, reutilización y distribución de aplicaciones de control (Lewis, 2016; Vyatkin, 2011). Este enfoque resulta especialmente adecuado para integrar funciones avanzadas de supervisión y monitorización dentro de arquitecturas industriales modernas, permitiendo desacoplar de forma estructurada las funciones de control, supervisión y diagnóstico.

Como banco experimental, este trabajo emplea una planta de levitación neumática. Este tipo de sistemas constituye un benchmark clásico en automática debido a su comportamiento fuertemente no lineal, dependencia del punto de operación y sensibilidad frente a perturbaciones, lo que los convierte en una plataforma adecuada para la evaluación de estrategias avanzadas de control y supervisión (Escaño et al., 2004, 2005).

En este trabajo se presenta la implementación de una arquitectura distribuida de supervisión inteligente basada en un modelo neuroborroso previamente identificado, desplegada sobre una infraestructura industrial utilizando IEC 61499 y la plataforma EcoStruxure Automation Expert (EAE). El modelo ANFIS se emplea como predictor del comportamiento dinámico de la planta, permitiendo la generación de señales residuales orientadas a la detección de anomalías en la señal de realimentación. La principal contribución de este trabajo no reside en el desarrollo del modelo neuroborroso en sí, sino en su integración práctica dentro de una arquitectura de automatización industrial distribuida, abordando aspectos de implementación real como encapsulación funcional, sincronización temporal, comunicaciones industriales y coordinación entre módulos distribuidos.

Los resultados presentados corresponden a una primera fase del desarrollo, centrada en la validación de la arquitectura propuesta y en la integración funcional del sistema de supervisión inteligente dentro del entorno industrial. Este enfoque constituye un primer paso hacia la incorporación de técnicas de control inteligente y monitorización avanzada en sistemas ciberfísicos industriales basados en arquitecturas distribuidas.

El resto del artículo se organiza como sigue. La Sección 2 describe la plataforma experimental utilizada. La Sección 3 resume el modelo neuroborroso empleado como núcleo del sistema de supervisión. La Sección 4 presenta la arquitectura IEC 61499 desarrollada y su implementación mediante EAE. La Sección 5 recoge los resultados obtenidos, mientras que la Sección 6 presenta las conclusiones y líneas futuras de trabajo.

2. Plataforma experimental

La plataforma experimental empleada en este trabajo corresponde a un sistema de levitación neumática diseñado como banco de pruebas para estrategias avanzadas de control y supervisión inteligente. El sistema consiste en una columna vertical en la que una esfera ligera se mantiene suspendida mediante un flujo ascendente de aire generado por un ventilador de velocidad variable. La variable controlada es la altura de la esfera dentro de la columna, mientras que la variable manipulada corresponde a la señal de actuación aplicada al sistema de impulsión de aire.

La Figura 1 muestra la arquitectura general de la plataforma experimental empleada.

La adquisición de la posición de la esfera se realiza mediante un sistema de visión artificial basado en cámara, ejecutado sobre un ordenador industrial. Un algoritmo de procesamiento de imagen estima en tiempo real la posición vertical de la esfera y transmite dicha información al sistema de automatización mediante comunicación Ethernet utilizando el protocolo Modbus/TCP.

La actuación sobre la planta se realiza mediante un módulo remoto de entradas/salidas analógicas con soporte para comunicaciones industriales Modbus, encargado de convertir la señal de control generada por el sistema de automatización en una referencia analógica de corriente para el accionamiento del ventilador.

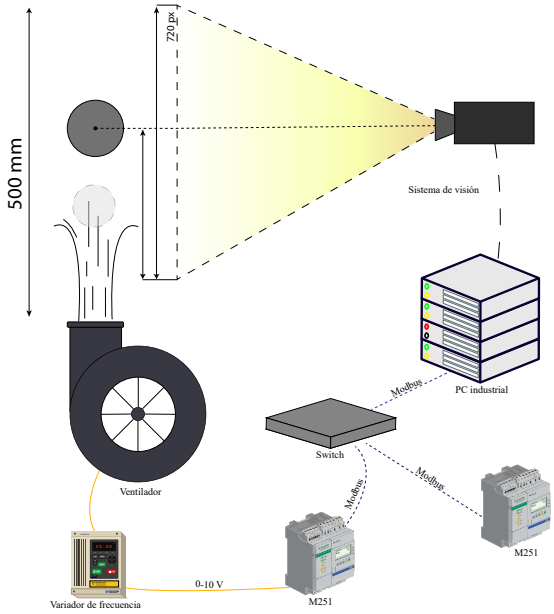


Figura 1: Arquitectura del sistema

Desde el punto de vista de automatización, la arquitectura se ha concebido siguiendo un enfoque distribuido. El sistema de control y supervisión se implementa sobre una infraestructura basada en controladores industriales programables, donde las funciones de control, supervisión inteligente y gestión de comunicaciones pueden distribuirse entre distintos recursos de ejecución.

La comunicación entre los diferentes elementos de la arquitectura: sistema de visión, controladores industriales y módulos remotos de actuación; se realiza sobre red Ethernet industrial, configurando un entorno representativo de sistemas ciberfísicos industriales modernos.

3. Modelo neuroborroso para supervisión inteligente

Como núcleo del sistema de supervisión propuesto se emplea un modelo neuroborroso previamente identificado para representar el comportamiento dinámico de la planta de levitación neumática. La elección de este tipo de modelo responde a la naturaleza fuertemente no lineal del proceso, caracterizado por dependencias complejas entre la señal de actuación, la dinámica del flujo de aire y la posición de la esfera levitada.

Se ha seleccionado un modelo basado en ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), debido a su capacidad para combinar la aproximación no lineal propia de las redes neuronales con la interpretabilidad estructural de los sistemas de inferencia borrosa (Jang, 1993). Este tipo de aproximación resulta especialmente adecuado en aplicaciones de supervisión industrial, donde no solo se requiere capacidad predictiva, sino también eficiencia computacional y facilidad de integración en arquitecturas de control en tiempo real.

La Figura 2 muestra el papel funcional del modelo neuroborroso dentro del esquema general de supervisión.

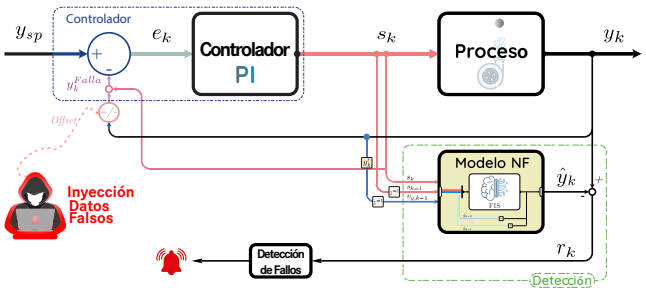


Figura 2: Esquema general de supervisión.

El modelo empleado actúa como predictor dinámico del comportamiento de la planta, estimando la evolución de la variable de salida a partir de información de estado reciente y de la señal de actuación aplicada al sistema. Su función dentro de la arquitectura propuesta consiste en proporcionar una referencia estimada del comportamiento esperado de la planta bajo condiciones normales de operación.

A partir de esta predicción, es posible generar señales residuales obtenidas como diferencia entre la salida medida y la salida estimada por el modelo. Estas señales constituyen la base del mecanismo de supervisión inteligente implementado, permitiendo identificar desviaciones respecto al comportamiento nominal esperado.

El modelo neuroborroso empleado corresponde a un sistema de inferencia borrosa tipo Sugeno de primer orden. El sistema presenta seis entradas normalizadas y una única salida normalizada. Las entradas consideradas son la señal de actuación actual, la actuación retardada, la velocidad de variación de la altura calculada internamente y tres términos autorregresivos asociados a salidas estimadas previas del modelo. Esta estructura permite capturar tanto la dependencia instantánea respecto a la actuación como la dinámica temporal del sistema de levitación neumática.

Cada entrada se describe mediante tres funciones de pertenencia gaussianas, obtenidas durante el proceso de identificación del modelo. La base de reglas está formada por tres reglas borrosas de tipo Takagi-Sugeno, con operadores producto para la conjunción y consequentes lineales de primer orden. La salida del modelo se obtiene mediante defuzzificación por media ponderada. Posteriormente, esta salida se desnormaliza para obtener la estimación de altura $\hat{y}(k)$ en unidades físicas. La estructura resultante es computacionalmente compacta, lo que facilita su implementación directa en Structured Text (ST) dentro del entorno IEC 61499.

Dado que el objetivo principal de este trabajo se centra en la implementación distribuida de la arquitectura de supervisión dentro de un entorno industrial IEC 61499, no se aborda en detalle el proceso completo de identificación y entrenamiento del modelo neuroborroso, que ha sido desarrollado previamente. En esta contribución, el énfasis se sitúa en la integración funcional del predictor dentro de la arquitectura de automatización distribuida y en su operación coordinada con el resto de módulos del sistema.

4. Arquitectura IEC 61499 e implementación distribuida

La arquitectura de supervisión inteligente propuesta se ha implementado siguiendo el estándar IEC 61499, utilizando la plataforma EAE como entorno de desarrollo y despliegue. La adopción de este estándar responde a la necesidad de disponer de una arquitectura modular, distribuida y escalable, adecuada para la integración de funciones avanzadas de supervisión dentro de sistemas de automatización industrial modernos (Vyatkin, 2011).

Frente a enfoques convencionales basados en aplicaciones monolíticas ejecutadas sobre un único controlador, IEC 61499 permite estructurar la aplicación mediante bloques funcionales reutilizables, con separación explícita entre eventos y datos, favoreciendo la distribución funcional del sistema y facilitando la integración de módulos de control inteligente dentro de infraestructuras industriales reales.

4.1. Arquitectura funcional

La arquitectura desarrollada organiza el sistema en módulos funcionales con responsabilidades claramente diferenciadas. Entre ellos se incluyen los bloques encargados de adquisición de datos desde el sistema de visión artificial, comunicaciones industriales mediante Modbus/TCP, ejecución del controlador principal, predicción basada en el modelo neuroborroso, generación de señales residuales y lógica de supervisión.

El sistema de visión proporciona en tiempo real la estimación de la posición vertical de la esfera levitada, transmitiendo dicha información al sistema de automatización a través de red Ethernet industrial. Paralelamente, el controlador regula la planta utilizando la información de realimentación disponible, mientras que el predictor neuroborroso genera una estimación del comportamiento dinámico esperado del proceso.

La comparación entre la señal medida y la salida estimada del predictor permite obtener señales residuales empleadas como base del mecanismo de supervisión inteligente. Esta organización funcional facilita el desacoplamiento entre las funciones de regulación y supervisión, mejorando la modularidad de la solución y permitiendo futuras extensiones orientadas a tolerancia a fallos o estrategias avanzadas de resiliencia.

4.2. Implementación del predictor neuroborroso

Uno de los principales retos abordados en este trabajo ha sido la integración práctica del modelo neuroborroso dentro del entorno de automatización industrial. El modelo ANFIS empleado fue originalmente desarrollado y validado en un entorno de modelado externo, por lo que su incorporación dentro de la arquitectura IEC 61499 ha requerido una adaptación explícita de su estructura computacional.

En lugar de recurrir a interfaces externas o entornos híbridos de ejecución, el predictor neuroborroso fue implementado directamente mediante ST, permitiendo su ejecución nativa dentro del sistema de automatización industrial. Esta aproximación mejora la portabilidad de la solución, reduce dependencias externas y facilita su integración dentro del ciclo de ejecución del sistema de control.

La implementación en ST requiere trasladar explícitamente las operaciones asociadas al modelo neuroborroso, incluyendo evaluación de funciones de pertenencia, cálculo de activación de reglas, normalización de pesos y obtención de la salida inferida. Este proceso supone un esfuerzo relevante de adaptación desde el entorno original de diseño hacia una representación compatible con plataformas industriales estándar.

4.3. Despliegue en EcoStruxure Automation Expert

La aplicación se desarrolla utilizando EAE, que proporciona soporte para IEC 61499 y facilita el diseño de aplicaciones distribuidas mediante bloques de función distribuidos, eventos y paso de mensajes (Schneider-Electric, 2023).

El uso de esta plataforma permite definir explícitamente las conexiones entre módulos funcionales, tanto a nivel de eventos como de datos, así como la distribución de tareas entre distintos recursos de ejecución. Esta capacidad resulta especialmente útil para separar funcionalmente tareas de control, comunicaciones y supervisión inteligente, manteniendo una arquitectura estructurada y mantenible. Además, el enfoque basado en bloques funcionales simplifica la integración progresiva de nuevos módulos inteligentes dentro de la arquitectura, lo que resulta especialmente interesante en desarrollos experimentales o evolutivos.

En la Figura 3 se muestra la arquitectura funcional desarrollada en el entorno de la aplicación EAE.

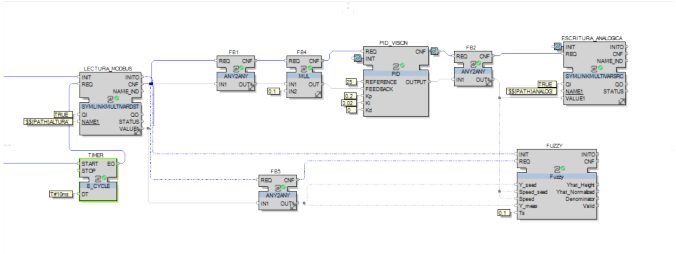


Figura 3: Arquitectura funcional desarrollada en EAE.

4.4. Retos prácticos de integración

La implementación de técnicas de supervisión inteligente en plataformas industriales reales introduce desafíos adicionales más allá del propio diseño algorítmico. Entre los aspectos abordados en este trabajo destacan la sincronización temporal entre adquisición de datos y ejecución del predictor, la coherencia entre señales distribuidas, la gestión de comunicaciones industriales sobre Ethernet y la compatibilidad entre distintos componentes hardware y software. Particularmente, la implementación directa del modelo neuroborroso en ST plantea consideraciones relacionadas con precisión numérica, coste computacional y organización eficiente del código dentro del entorno de automatización.

Los resultados obtenidos hasta esta fase muestran la viabilidad de integrar modelos neuroborrosos dentro de arquitecturas IEC 61499 ejecutadas sobre plataformas industriales reales, constituyendo un paso relevante hacia la incorporación de inteligencia computacional en sistemas de automatización distribuida.

5. Resultados experimentales

Una vez completada la integración funcional del predictor neuroborroso en la arquitectura IEC 61499, se realizó una validación experimental sobre la planta de levitación neumática. El objetivo de esta prueba fue comprobar, por un lado, la capacidad del modelo implementado en ST para reproducir la dinámica real del sistema y, por otro, su utilidad como mecanismo de supervisión frente a una manipulación intencionada de la señal de realimentación.

5.1. Escenario experimental

Se denota como $y(k)$ la salida medida recibida por el sistema de automatización, como $\hat{y}(k)$ la salida estimada por el modelo neuroborroso y como $r(k)$ el residual empleado para la supervisión. En condiciones normales, $y(k)$ coincide con la altura proporcionada por el sistema de visión. Durante el ataque, sin embargo, la comunicación entre el sistema de visión y el PLC es comprometida, de forma que la señal recibida por el sistema de automatización no coincide con la medida real de la planta.

5.2. Ciberataque

El escenario experimental considerado corresponde a un ataque de tipo *man-in-the-middle* basado en *ARP spoofing*,

combinado con inyección de datos falsos sobre la señal de realimentación. El *ARP spoofing*, también denominado envenenamiento ARP, consiste en alterar la resolución de direcciones de la red local para asociar incorrectamente una dirección IP legítima con la dirección física del equipo atacante. De este modo, el tráfico que debería circular directamente entre el sistema de visión y el PLC pasa a través del atacante. Esta situación permite establecer una posición de *man-in-the-middle*, en la que el atacante queda situado de forma lógica entre ambos dispositivos, pudiendo interceptar, modificar y reenviar las tramas transmitidas por la red.

En el ensayo realizado, el ataque se desarrolla en tres fases. En primer lugar, se modifican las tablas ARP de los equipos implicados para redirigir la comunicación a través del atacante. En segundo lugar, el atacante intercepta las tramas Modbus/TCP intercambiadas entre el sistema de visión y el PLC. Finalmente, se modifica el valor de altura contenido en los paquetes antes de reenviarlos hacia el PLC, introduciendo datos falsos en la señal de realimentación. Como resultado, el sistema de automatización recibe una señal aparentemente válida desde el punto de vista de la comunicación, pero físicamente inconsistente con el comportamiento real de la planta.

Desde el punto de vista de la señal de supervisión, el efecto de la manipulación puede representarse como una inyección de datos falsos sobre la salida medida:

$$y(k) = y_0(k) + \Delta y, \tag{1}$$

donde $y_0(k)$ representa la altura real estimada por el sistema de visión sin manipulación, $y(k)$ es la medida alterada recibida por el PLC y Δy es la modificación introducida por el atacante. En el ensayo realizado se introdujo una modificación constante de $\Delta y = -100$ mm. Por tanto, la señal utilizada por el sistema de automatización queda desplazada respecto a la medida real de visión, aunque mantiene una evolución temporal coherente con ella.

Durante el experimento se registraron tres señales principales: la medida real de visión $y_0(k)$, la medida recibida por el PLC $y(k)$ y la salida estimada por el modelo neuroborroso $\hat{y}(k)$. Esta última se obtiene directamente de la implementación del predictor en el PLC y actúa como referencia del comportamiento dinámico esperado de la planta.

5.3. *Cálculo interno de la velocidad*

Un aspecto relevante de la implementación es que la velocidad de variación de la altura no se mide directamente, sino que se calcula internamente en el PLC a partir de la diferencia entre dos muestras consecutivas de la señal de altura. En particular, la velocidad discreta se calcula como

$$v_y(k) = \frac{y(k) - y(k-1)}{T_s}, \tag{2}$$

donde T_s es el periodo de muestreo. Esta variable constituye una de las entradas del modelo neuroborroso. Si la inyección de datos falsos introduce una modificación constante sobre la señal de medida, dicha modificación se cancela en el cálculo de la velocidad, ya que

$$\frac{(y_0(k) + \Delta y) - (y_0(k-1) + \Delta y)}{T_s} = \frac{y_0(k) - y_0(k-1)}{T_s}. \tag{3}$$

Por tanto, una vez introducida la modificación constante, la velocidad interna calculada por el PLC permanece esencialmente inalterada. Este hecho es relevante para interpretar los resultados: el ataque modifica el valor absoluto de la señal de realimentación $y(k)$, pero no modifica su variación temporal mientras la perturbación inyectada sea constante. Únicamente en los instantes de activación y desactivación de la manipulación puede aparecer un salto brusco entre muestras consecutivas. Para evitar que dicho salto se interprete como una velocidad física real, se incorporó una condición de validación que evita actualizar $v_y(k)$ cuando la diferencia entre $y(k)$ e $y(k-1)$ supera un umbral de 50 mm.

5.4. *Respuesta del modelo neuroborroso y generación del residual*

La Figura 4 muestra la respuesta obtenida durante la ventana de ataque. Se observa que la salida del modelo neuroborroso $\hat{y}(k)$ sigue de forma coherente la evolución de la altura real estimada por visión, $y_0(k)$. En cambio, la señal recibida por el sistema de automatización, $y(k)$, aparece desplazada aproximadamente 100 mm hacia abajo durante el intervalo de manipulación. Este comportamiento confirma que el modelo implementado en el PLC no reproduce directamente la señal alterada, sino la dinámica esperada del proceso, lo que permite utilizar la diferencia entre ambas señales como indicador de anomalía.

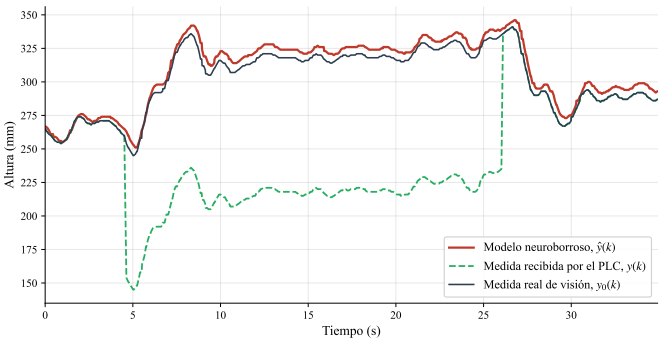


Figura 4: Respuesta experimental del modelo neuroborroso $\hat{y}(k)$ frente a un ataque *man-in-the-middle* basado en *ARP spoofing* con inyección de datos falsos sobre la señal medida $y(k)$

A partir de estas señales se define el residual de supervisión como

$$r(k) = y(k) - \hat{y}(k), \tag{4}$$

donde $y(k)$ es la señal de realimentación recibida por el sistema de automatización y $\hat{y}(k)$ es la salida estimada por el predictor neuroborroso. En ausencia de ataque, este residual permanece acotado por el error de modelado, el ruido del sistema de visión y las pequeñas diferencias temporales entre adquisición y predicción. Sin embargo, durante la inyección de datos falsos, $r(k)$ aumenta de forma clara y sostenida, ya que la medida recibida por el PLC se separa de la evolución dinámica estimada por el modelo.

Los resultados experimentales permiten extraer dos conclusiones principales. En primer lugar, el predictor neuroborroso

implementado directamente en ST dentro del entorno EAE reproduce adecuadamente la dinámica de la planta real, manteniendo una evolución próxima a la medida de visión no manipulada $y_0(k)$. En segundo lugar, la comparación entre la salida estimada $\hat{y}(k)$ y la señal de realimentación recibida $y(k)$ permite detectar de forma sencilla la manipulación de la comunicación, incluso cuando la velocidad interna $v_y(k)$ no se ve afectada por la modificación constante introducida sobre la señal de altura.

Estos resultados validan experimentalmente la arquitectura propuesta y muestran que la integración de modelos neuroborrosos en entornos IEC 61499 puede emplearse no solo para tareas de predicción, sino también como mecanismo de supervisión cibersegura en sistemas de automatización industrial.

6. Conclusiones

En este trabajo se ha presentado la implementación de una arquitectura de supervisión inteligente para una planta experimental de levitación neumática, basada en la integración de un modelo neuroborroso dentro de un entorno de automatización industrial distribuida conforme al estándar IEC 61499. La principal aportación del trabajo reside en el traslado de un predictor neuroborroso previamente identificado hacia una implementación industrial ejecutable directamente en ST dentro de EAE. Esta implementación permite integrar el modelo como un bloque funcional dentro de una arquitectura distribuida, manteniendo la separación entre las funciones de adquisición, control, predicción y supervisión.

Los resultados experimentales obtenidos muestran que el modelo neuroborroso implementado en el PLC reproduce adecuadamente la dinámica de la planta de levitación neumática. La comparación entre la salida estimada por el modelo y la señal medida permite generar un residual útil para tareas de supervisión. En particular, se ha evaluado un escenario de ataque *man-in-the-middle* basado en *ARP spoofing*, en el que el atacante altera la resolución ARP de la red, intercepta la comunicación Modbus/TCP entre el sistema de visión y el PLC e introduce datos falsos en la señal de altura recibida por el sistema de automatización. Durante dicho ataque, la señal de realimentación queda desplazada respecto a la medida real, mientras que el modelo neuroborroso mantiene una evolución próxima al comportamiento físico de la planta.

Agradecimientos

Este trabajo ha recibido financiación del proyecto PID2022-142069OB-I00, financiado por MCIN /AEI /10.13039/501100011033 /FE-DER, UE y de la Cátedra de Inteligencia Artificial US - Google TSI-100930-2023-2, financiado por Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital.

Referencias

Escaño, J. M., Algarín-Muñoz, D., Ortega, M. G., 2004. Identificación y control de posición de un sistema de levitación neumática. In: XXV Jornadas de Automática. Ciudad Real, España.

Escaño, J. M., Ortega, M. G., Rubio, F. R., 2005. Position control of a pneumatic levitation system. In: Proceedings of the IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation. IEEE, pp. 523–528.
DOI: 10.1109/ETFA.2005.1612698

Jang, J.-S. R., 1993. Anfis: Adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 23 (3), 665–685.
DOI: 10.1109/21.256541

Lee, J., Davari, H., Singh, J., Pandhare, V., 2018. Industrial artificial intelligence for industry 4.0-based manufacturing systems. Manufacturing Letters 18, 20–23.
DOI: 10.1016/j.mfglet.2018.09.002

Lewis, R. W., 2016. Modelling Control Systems Using IEC 61499, 2nd Edition. Institution of Engineering and Technology.

Schneider-Electric, 04 2023. EcoStruxure Automation Expert. Conceptos básicos. Schneider Electric.

Vyatkin, V., 2011. Iec 61499 as enabler of distributed and intelligent automation: State-of-the-art review. IEEE Transactions on Industrial Informatics 7 (4), 768–781.
DOI: 10.1109/TII.2011.2166785