

Jornadas de Automática

Evaluación del Impacto de la Inteligencia Artificial Generativa en la Enseñanza/Aprendizaje de la Automatización Industrial

Julio-Ariel Romero-Pérez^{a,*}

^a*Departamento de Ingeniería de Sistemas Industriales y Diseño
Universitat Jaume I
Castelló de la Plana, España
e-mail: romeroj@uji.es*

To cite this article: Romero-Pérez, J-A. Assessing the Impact of Generative Artificial Intelligence on Industrial Automation Teaching/Learning. Jornadas de Automática, 47. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2026.47.13869>

Resumen

Este artículo analiza el impacto de la Inteligencia Artificial (IA) generativa en la enseñanza de la automatización industrial mediante un proyecto que integra CODESYS y Factory IO. Los resultados demuestran que, ante la baja robustez técnica del código de control para PLC generado por los modelos de lenguaje genéricos, la validación obligatoria mediante simulación fuerza al alumnado a asumir un rol supervisor crítico. Este proceso actúa como un andamiaje cognitivo que refuerza la comprensión de los conceptos más importantes de la disciplina.

Palabras clave: Automatización Industrial, Inteligencia Artificial Generativa, Enseñanza/aprendizaje.

Assessing the Impact of Generative Artificial Intelligence on Industrial Automation Teaching/Learning

Abstract

This paper analyzes the impact of generative Artificial Intelligence (AI) on industrial automation education through a project integrating CODESYS and Factory IO. The results demonstrate that, given the low technical robustness of the PLC control code generated by generic language models, mandatory validation through simulation forces students to assume a critical supervisory role. This process acts as a cognitive scaffolding that effectively reinforces the understanding of the discipline's core concepts.

Keywords: Industrial Automation, Generative Artificial Intelligence, Teaching/learning.

1. Introducción

La enseñanza de la automatización industrial y la programación de Controladores Lógicos Programables (PLC) exige una compleja convergencia cognitiva. El estudiante no solo debe dominar los aspectos de desarrollo del software recogidos en estándares como IEC 61131-3 IEC (2013) o IEC 61499 IEC (2012) y desarrollar habilidades para su aplicación, sino que también debe asimilar de forma simultánea los principios de funcionamiento del *hardware*, los paradigmas de la lógica de control y la dinámica física de los sistemas automáticos que pretende regular. Esta naturaleza integradora genera una curva de aprendizaje pronunciada, donde la brecha entre la teoría y

la implementación práctica constituye un reto para conseguir los objetivos formativos en este ámbito.

Para mitigar esta problemática, la docencia actual recurre a entornos virtuales de alta fidelidad, como la plataforma FactoryIO, combinada con el entorno de desarrollo de proyectos de software para PLC, como CODESYS. Esta integración metodológica permite aplicar el Aprendizaje Basado en Proyectos mediante problemas prácticos que emulan fielmente el ciclo de vida de la ingeniería real. A través de este enfoque, el alumnado debe transitar sistemáticamente por todas las fases técnicas del proyecto: desde la interpretación de especificaciones iniciales y el diseño de la arquitectura lógica, hasta la

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

estructuración del código, la depuración sintáctica y la puesta en marcha virtual, Al-Yaman et al. (2026).

Paralelamente, el uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) generativa y Grandes Modelos de Lenguaje (LLM, por sus siglas en Inglés) se está extendiendo con rapidez en el ámbito de la automatización para tareas como la generación de código o la documentación de programas para PLC. Desde los primeros trabajos que abordaban el uso de LLM genéricos como ChatGPT Koziolk et al. (2023), hasta las contribuciones más recientes que plantean el desarrollo de herramientas específicas para esta tarea Liu et al. (2026), la evolución tecnológica ha sido significativa. La academia no puede permanecer ajena a esta transformación; la programación de PLC asistida por IA ha pasado de ser una práctica periférica a una competencia emergente que debe introducirse en la docencia de forma planificada y estructurada.

La introducción de la IA en la educación abarca en la actualidad un amplio abanico de aplicaciones en distintos niveles del proceso de enseñanza-aprendizaje Shi et al. (2026). Un reto metodológico fundamental radica en evitar que una adopción descontrolada fomente la sobreconfianza del estudiante o reduzca el esfuerzo deductivo necesario para comprender y aplicar los fundamentos teóricos de las materias. Si se canaliza adecuadamente, la IA puede operar como un andamiaje pedagógico que asista en las tareas de menor nivel cognitivo, permitiendo fortalecer las competencias de nivel superior Filippi and Motyl (2024). En el caso concreto de la enseñanza de la automatización industrial, estas tecnologías pueden asistir en la generación y depuración de código; de este modo, el alumno puede priorizar destrezas clave como la definición de la arquitectura del software y del sistema de control, el diseño de controladores o la optimización del funcionamiento de sistema, entre otras Xu et al. (2025).

Con el fin de aportar evidencia empírica a este debate, este artículo presenta un estudio exploratorio sobre el uso real de las herramientas de IA por parte del alumnado en un proyecto integrador de asignatura. Dicho trabajo forma parte de la evaluación continua de la asignatura Automatización Industrial, impartida en los grados de Ingeniería en Tecnologías Industriales e Ingeniería Eléctrica de la Universitat Jaume I. A través de un cuestionario estructurado y anónimo, se identifican las tareas específicas delegadas a estos asistentes, la robustez percibida en las soluciones propuestas y las barreras técnicas experimentadas durante el proceso. Los resultados obtenidos ofrecen un diagnóstico empírico para diseñar futuras intervenciones docentes que integren la IA de manera efectiva y conveniente para el aprendizaje.

2. Descripción del proyecto integrador de asignatura donde se realizó en estudio

El objetivo del proyecto consiste en que el alumnado aplique los conocimientos sobre diseño de automatismos a un sistema de complejidad media, implementando los elementos fundamentales de la programación industrial bajo la norma IEC 61131-3 dentro del entorno de desarrollo CODESYS. Este proyecto tiene un valor de 1 punto de la nota total de la asignatura y se realizará por grupo de dos estudiantes.

Para la ejecución del proyecto se usarán los siguientes programas:

- Factory IO: Dedicado al modelado y simulación tridimensional del escenario físico o planta industrial. Se usará para definir el modelo del sistema a automatizar.
- CODESYS: Orientado al desarrollo de software de automatización para PLC. Se usará para implementar el programa de control encargado de automatizar el sistema desarrollado en Factory IO.

La integración de ambas plataformas faculta la validación dinámica de la lógica de control. Dado que el modelo 3D emula el comportamiento de una planta física, el estudiante puede detectar y corregir anomalías funcionales de manera intuitiva. Este enfoque interactivo reproduce fielmente las fases operativas de un proyecto industrial real, abarcando desde la interpretación de los requerimientos iniciales hasta la puesta en marcha virtual del sistema.

Para conseguir el objetivo anterior el proyecto incluye dos tareas principales:

Tarea 1: Definir en Factory IO el modelo tridimensional del sistema a automatizar, el cual debe integrar alrededor de 15 sensores y 10 actuadores. El diseño funcional de la planta debe contemplar un mínimo de dos subsistemas concurrentes que operen de forma simultánea. Asimismo, la solución requiere incorporar el conteo de variables discretas (por ejemplo, piezas o unidades) y la gestión de señales temporizadas para la ejecución de acciones con duraciones determinadas. La interfaz con el operario debe tener como mínimo los siguientes elementos de mando: Marcha, Parada y Emergencia.

Tarea 2: Desarrollar el proyecto en CODESYS para la automatización del sistema, el cual debe incluir la lógica de control y la selección de los distintos modos de funcionamiento. En esta fase, se debe modelar el comportamiento dinámico del sistema de eventos discretos mediante diagramas de Grafcet bajo un diseño estructurado jerárquico. Como requerimiento técnico mínimo, el software debe integrar instancias de bloques de función estándar de conteo (CTU, CTD o CTUD) y de temporización (TON, TOFF o TP).

La evaluación del proyecto se realizará durante la última sesión de práctica de laboratorio. Cada grupo deberá hacer una presentación de 10 minutos máximo sobre el trabajo realizado. En la primera parte de la presentación se describirá el modelo 3D del sistema a controlar desarrollado en Factory IO. En la segunda parte se presentará el proyecto de CODESYS para el control del sistema y se mostrará el funcionamiento del modelo 3D en Factory IO siendo controlado por CODESYS. Posteriormente, se procederá a una ronda de preguntas por parte del profesor y del resto de grupos, con una duración máxima de 5 minutos.

3. Metodología

Para analizar la percepción y el uso de la Inteligencia Artificial (IA) generativa en el proceso de aprendizaje, se diseñó y aplicó un cuestionario estructurado tras la realización del proyecto integrador. Al tratarse de una actividad que engloba los contenidos fundamentales del curso, este escenario resulta

idóneo para identificar la interacción real que los estudiantes mantienen con la IA en la asignatura. El fin último de este diagnóstico no es evaluar el rendimiento académico en función del uso de la tecnología, sino obtener datos fidedignos que permitan, en futuras ediciones, planificar e introducir estas herramientas de forma estructurada. De este modo, se busca optimizar el proceso de enseñanza-aprendizaje y, simultáneamente, capacitar al alumnado en competencias de IA aplicadas específicamente al ámbito de la automatización.

El instrumento de recogida de datos se implementó mediante la plataforma Google Forms, priorizando un formato cerrado de respuesta rápida para maximizar la tasa de participación y simplificar la explotación de los datos.

Para evaluar de forma sistémica el impacto de la Inteligencia Artificial (IA) generativa en el desarrollo del proyecto, el cuestionario se estructuró en torno a cuatro dimensiones clave de análisis:

- **Dimensión 1: Perfil de Adopción y Tipología de Uso de la IA.** Caracteriza los hábitos generales de uso del alumnado. Analiza la frecuencia o intensidad de interacción con los asistentes virtuales, el tipo de modelos de lenguaje seleccionados y el porcentaje estimado de código final que contó con soporte automatizado.
- **Dimensión 2: Distribución Funcional de la IA en Tareas de Automatización.** Examina la aplicación práctica de la herramienta dentro del ciclo de desarrollo del PLC. Se enfoca en cuantificar y categorizar en qué tareas específicas se delegó el trabajo, tales como la depuración de errores (*debugging*), la concepción de la lógica inicial del automatismo o la traducción de código entre diferentes lenguajes de programación industrial.
- **Dimensión 3: Impacto Percibido en el Aprendizaje vs. Productividad Técnica.** Evalúa la relación entre la eficiencia procedimental y la asimilación cognitiva. A través de una matriz de escala Likert, contrasta si factores como la celeridad en la entrega o la consistencia técnica de las soluciones generadas influyeron de manera positiva o negativa en la comprensión real de los fundamentos de la automatización.
- **Dimensión 4: Análisis de Barreras Técnicas, Limitaciones y Proyección Futura.** Determina los límites prácticos del asistente y el nivel de fricción tecnológica. Identifica los fallos más comunes de los modelos (como errores sintácticos en el dialecto específico de CODESYS o problemas de estructuración de *prompts*), además de medir el grado de satisfacción general del alumnado y sus expectativas sobre la integración curricular futura de estas herramientas.

La recolección de datos se llevó a cabo siguiendo los siguientes criterios metodológicos:

- **Anonimato y mitigación del sesgo:** Con el propósito de favorecer la máxima participación y garantizar la honestidad en las respuestas, la encuesta tuvo un carácter estrictamente anónimo. Se enfatizó explícitamente a los alumnos que los datos recogidos no tendrían impacto

alguno en las calificaciones. Debido a este diseño orientado a proteger la privacidad, el estudio asume la limitación de no poder establecer relaciones ni correlaciones estadísticas entre el uso de la IA y los resultados académicos obtenidos en el trabajo.

- **Secuenciación temporal:** La cumplimentación del cuestionario se estableció como un requisito previo inmediatamente posterior a la entrega del proyecto técnico, pero estrictamente anterior a la evaluación mediante la presentación oral. Esta disposición permitió capturar la experiencia de uso con la memoria reciente de las tareas, evitando que la interacción con el docente o la intuición de la nota sesgaran las respuestas.
- **Carácter individual:** A pesar de que el desarrollo del trabajo se realizó en parejas, el cuestionario fue respondido de forma individual. Esta estrategia permitió registrar la variabilidad de perfiles y roles asumidos por cada miembro dentro de un mismo equipo de trabajo.

Los datos agregados resultantes fueron exportados para su posterior análisis descriptivo, permitiendo extraer el mapa de adopción actual de la IA.

4. Resultados de la encuesta y discusión de resultados

4.1. Perfil de Adopción y Tipología de Uso de la IA

El análisis de las respuestas ($N = 49$) revela una adopción generalizada pero heterogénea de las herramientas de Inteligencia Artificial generativa entre los estudiantes de la asignatura.

En lo que respecta al tipo de tecnología empleada, se observa un monopolio casi absoluto de los Modelos de Lenguaje General (tales como ChatGPT, Gemini o Claude), elegidos por el 95.8 % de los encuestados como su herramienta principal, Figura 1. Las herramientas de búsqueda avanzada basadas en IA (e.g., Perplexity) y los asistentes específicos para automatización industrial representaron de manera marginal un 2.0 % cada una en la muestra.

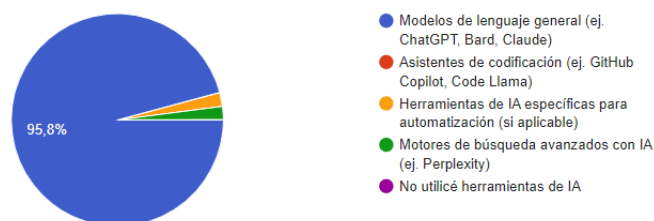


Figura 1: ¿Qué tipo de herramientas de IA fue la que más utilizaste?

En cuanto al grado de intensidad en la utilización de la IA para asistir en la programación del PLC (medido en una escala del 1 al 10), el valor medio se situó en $\mu = 5,67$ ($\sigma = 2,45$). No obstante, la distribución de frecuencias mostrada en la Figura 2 muestra un comportamiento bimodal. Por un lado, se identifica un núcleo de estudiantes con un uso periférico o moderado (el 34.6 % se sitúa entre los niveles 1 y 4); por otro lado, emerge un segmento considerable de usuarios intensivos, donde el 40.7 % de la muestra declara un nivel de interacción comprendido entre 7 y 9 sobre 10.

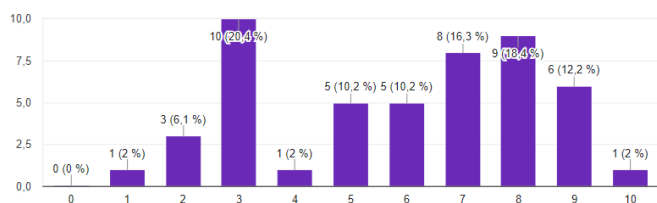


Figura 2: ¿En qué medida has utilizado herramientas de IA (ej. ChatGPT, GitHub Copilot, Bard, etc.) para asistir en la programación del PLC para este trabajo? Abscisas: Nivel de interacción. Ordenadas: Número de estudiantes.

4.2. Distribución Funcional de la IA en Tareas de Automatización

Respecto a las tareas específicas asignadas a la IA durante el desarrollo del proyecto (donde los participantes podían seleccionar múltiples opciones), los datos arrojan que los estudiantes utilizan estas tecnologías principalmente como herramientas de soporte procedimental y conceptual, más que para la delegación total del diseño. Como se aprecia en la Figura 3, las dos actividades mayoritarias fueron la *depuración y corrección de errores en el código del PLC* (65.3 %) y la *explicación de conceptos específicos de automatización* como temporizadores, contadores o gestión de tipos de datos (61.2 %).

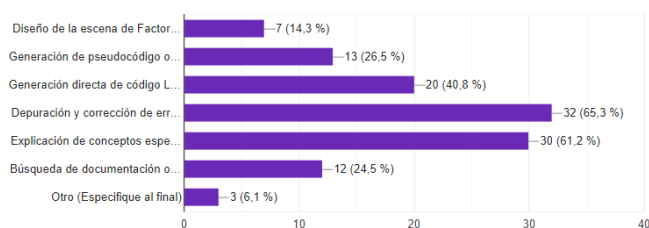


Figura 3: Si has utilizado herramientas de IA, ¿para qué tareas específicas en la programación del PLC las empleó? -Diseño de la escena de Factory IO.-Generación de pseudocódigo o lógica de control inicial.-Generación directa de código Ladder/SCL/FBD.-Depuración y corrección de errores en el código del PLC.-Explicación de conceptos específicos de programación de PLC (ej. temporizadores, contadores, tipos de datos).-Búsqueda de documentación o ejemplos de implementación.-Otro (Especifique al final)

La *generación directa de código en lenguajes como Ladder, SCL o FBD* fue recurrida por el 40.8 % del alumnado, mientras que tareas de abstracción previa como la *generación de pseudocódigo o lógica de control inicial* alcanzaron el 26.5 %. Por último, las tareas de *búsqueda de documentación técnica* (24.5 %) y el soporte en el *diseño de la escena en Factory IO* (14.3 %) se registraron como usos minoritarios. Estos resultados preliminares sugieren que el estudiante promedio tiende a percibir la IA como un supervisor de errores de sintaxis y un manual de consulta dinámico.

4.3. Impacto Percibido en el Aprendizaje vs. Productividad Técnica

Esta dimensión evalúa la percepción del alumnado respecto al equilibrio entre el rendimiento procedimental y la asimilación cognitiva de los fundamentos de la automatización. Los resultados de la matriz de evaluación Likert (transformada a una escala numérica del 1 al 5, donde 1 representa un impacto *Nulo o Negativo* y 5 un impacto *Muy Alto*) se detallan en los datos de la Figura 4, expresados en porcentaje de estudiantes en la Tabla 1.

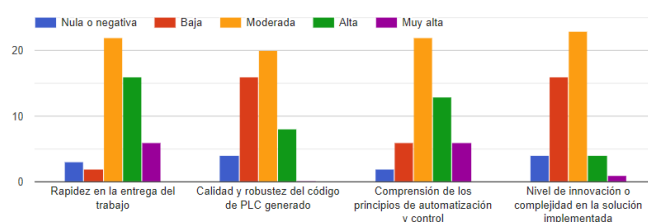


Figura 4: Valora la contribución de la IA a los siguientes aspectos de tu trabajo. Abscisas: -Rapidez en la entrega del trabajo.-Calidad y robustez del código de PLC generado.-Comprensión de los principios de automatización y control.-Nivel de innovación o complejidad en la solución implementada. Ordenadas: Número de estudiantes.

Los estudiantes reconocen de forma mayoritaria el impacto de la IA en la optimización del tiempo de desarrollo, donde un 44.9 % califica la contribución a la rapidez en la entrega como alta o muy alta ($\mu = 3,41$). Sin embargo, este incremento en la velocidad no se correlaciona con una confianza ciega en el resultado técnico. La valoración sobre la calidad y robustez del código generado cae significativamente ($\mu = 2,71$), acumulando un 42.8 % de opiniones entre bajas o nulas. Este escepticismo técnico sugiere que el alumnado ejerce un rol supervisor, identificando que las soluciones de código directo entregadas por modelos de lenguaje genéricos requieren una revisión y adaptación antes de ser implementadas en el PLC. Este comportamiento es una consecuencia directa del propio planteamiento del proyecto, donde el código generado es sometido a verificación mediante el uso integrado de CODESYS y Factory IO.

Por otra parte, la contribución percibida a la *comprensión de los principios de automatización y control* obtuvo una valoración media elevada ($\mu = 3,35$), con un 44.9 % de respuestas en los niveles superiores (alto y muy alto). Este dato se complementa de forma contundente con la pregunta disyuntiva sobre el impacto en el aprendizaje autónomo, Figura 5. El 63.3 % de los estudiantes afirmó que la interacción con la IA *"le ayudó significativamente a aprender y entender mejor"* los conceptos de programación de PLC. Por el contrario, un 30.6 % experimentó un impacto netamente neutro y únicamente un reducido 6.1 % admitió que el uso de la herramienta *"disminuyó su necesidad de entender los fundamentos"* debido a una sobreconfianza en el código generado de manera externa.



Figura 5: ¿Consideras que el uso de la IA te ayudó a aprender más sobre la programación de PLC, o crees que disminuyó su necesidad de entender los fundamentos?

Estos resultados permiten refutar la premisa de que la incorporación de asistentes de IA deviene, de forma unívoca, en un menoscabo del esfuerzo deductivo del alumno. Al contrario, la discrepancia entre la rapidez percibida y la baja robustez inicial del código obligó a los estudiantes a desplegar

Tabla 1: Percepción de la contribución de la IA en variables técnicas y pedagógicas ($N = 49$).

Variable Evaluada	Nula/Neg. (1)	Baja (2)	Mod. (3)	Alta (4)	Muy Alta (5)
Rapidez en la entrega	6.1 %	4.1 %	44.9 %	32.7 %	12.2 %
Calidad y robustez del código	6.1 %	36.7 %	38.8 %	16.3 %	2.0 %
Comprensión de principios	4.1 %	14.3 %	36.7 %	32.7 %	12.2 %
Innovación y complejidad	10.2 %	28.6 %	44.9 %	12.2 %	4.1 %

estrategias críticas de análisis. Al operar la IA predominantemente como un entorno de consulta conceptual y depuración sintáctica, la mayor parte de la muestra experimentó un soporte cognitivo por parte de la IA, el cual reforzó la comprensión de los fundamentos de automatización necesarios para alcanzar la solución definitiva del proyecto.

4.4. Análisis de Barreras Técnicas, Limitaciones y Proyección Futura

La última dimensión del estudio analiza los desafíos de ingeniería que experimentó el alumnado al integrar la IA en sus entornos de desarrollo (CODESYS y FactoryIO), así como su nivel de satisfacción y su postura ante la inclusión de estas tecnologías en el currículo formativo. Los datos cuantitativos asociados a los obstáculos percibidos se presentan en la Figura 6, expresados en porcentaje de estudiantes en la Tabla 2.

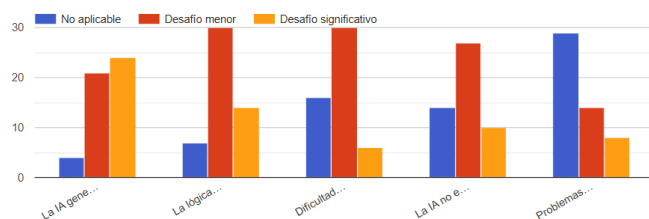


Figura 6: ¿Qué desafíos principales encontraste al integrar la ayuda de la IA en tu proyecto de PLC? Abscisas: -La IA generaba código con sintaxis incorrecta para el entorno/PLC específico. -La lógica de control generada por la IA era conceptualmente incorrecta o ineficiente. -Dificultad para formular las preguntas (prompts) correctas para obtener ayuda útil. -La IA no entendía el contexto o los requerimientos específicos del trabajo. -Problemas éticos o de originalidad. Ordenadas: Número de estudiantes.

El análisis de la Tabla 2 confirma que la principal barrera no es conceptual, sino de especificidad técnica. El 51.0 % de los estudiantes identificó la *generación de sintaxis incorrecta para el entorno específico* como un desafío significativo. Esto se debe, en parte, a que en los entornos de automatización industrial, el cumplimiento estricto de la norma IEC 61131-3 para la programación de PLC no garantiza la portabilidad directa del código; la coexistencia de dialectos sintácticos propios de cada fabricante (como CODESYS o TIA Portal, etc.), junto a la rigidez de sus compiladores respecto a la tipificación de datos, imponen restricciones que los modelos de lenguaje genéricos suelen obviar. Al carecer de un enfoque determinista y operar bajo principios probabilísticos, estas herramientas de IA tienden a omitir la gestión de tiempos de ciclo y flancos críticos, entregando soluciones conceptualmente válidas pero inviables para su compilación e implementación directa en un PLC real. Asimismo, la *lógica de control incorrecta o ineficiente* fue una dificultad persistente para el 83.7 % de la muestra (combinando impacto menor y significativo). Por el contrario, los aspectos éticos no supusieron una preocupación

mayoritaria (59.2 % como no aplicable), lo que denota que los estudiantes normalizan el uso de la IA como un asistente técnico lícito.

A pesar de estas limitaciones, el nivel general de satisfacción se situó en una media cualitativa de $\mu = 3,61$ ($\sigma = 0,94$) sobre 5, Figura 7, y un 79,6 % del estudiantado *recomendaría de forma definitiva o probable el uso de estas herramientas a futuras promociones* para la realización de proyectos similares, Figura 8.

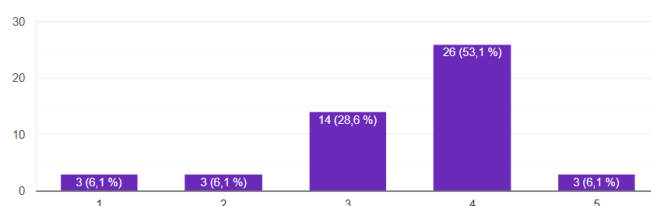


Figura 7: ¿Cuál es tu nivel general de satisfacción con los resultados obtenidos al utilizar la IA en este proyecto?

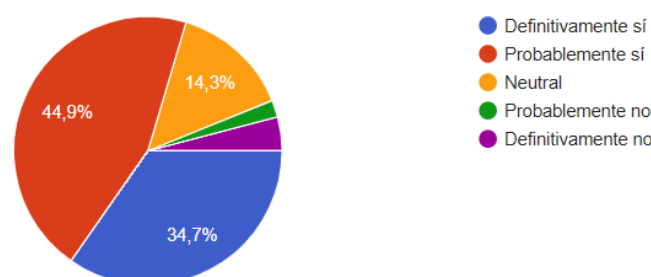


Figura 8: ¿Recomendarías el uso de herramientas de IA a futuros estudiantes de la asignatura para trabajos similares?

El análisis cualitativo de las respuestas abiertas de los estudiantes enriquece estos datos y permite estructurar la discusión en tres ejes fundamentales:

1. **La IA como “Efecto Patito de Goma” (Rubber Duck Debugging) y Soporte Técnico:** Múltiples alumnos señalaron que el valor principal de la herramienta radica en su capacidad para “quitar trabajo engorroso y ayudar a identificar fallos que por cuenta propia tardarías mucho en descubrir”. Actúa de manera eficiente como un validador sintáctico en tiempo real o como un consultor de conceptos puntuales (e.g., “diferencias entre parámetros de bloques funcionales”), pero fracasa de forma explícita al abordar problemas de integración física o de red, tales como la configuración de protocolos de comunicación (e.g., Modbus).
2. **La competencia del Prompting y la ilusión de velocidad:** Emerge una reflexión crítica fundamental sobre el balance de tiempo invertido. Los estudiantes más

Tabla 2: Desafíos percibidos por los estudiantes en la integración de la IA ($N = 49$).

Desafío Evaluado	No aplicable	Desafío menor	Desafío significativo
Sintaxis incorrecta en el entorno	8.2 %	40.8 %	51.0 %
Lógica de control incorrecta o ineficiente	16.3 %	53.1 %	30.6 %
Dificultad en la formulación de <i>prompts</i>	34.7 %	53.1 %	12.2 %
Falta de comprensión del contexto	36.7 %	40.8 %	22.4 %
Conflictos éticos o de originalidad	59.2 %	26.5 %	14.3 %

analíticos observaron que el desarrollo autónomo de un código robusto puede llegar a ser más eficiente que el ciclo iterativo de “diseñar un *prompt* lo suficientemente riguroso y depurar posteriormente el código ajeno y lleno de fallos que devuelve la IA”. Esto demuestra que la IA fuerza al estudiante a evaluar críticamente el código redundante o ineficiente, ayudando a comprender, por ejemplo, el propósito real de la duplicidad y mapeo de variables.

3. **Transformación metodológica y andamiaje en perfiles no tradicionales:** Un hallazgo cualitativo de alto valor pedagógico vincula el uso de la IA con la inclusión y la flexibilidad educativa. Para perfiles de estudiantes de mayor edad o con dificultades de asistencia regular a las sesiones magistrales en el laboratorio, la IA operó como una herramienta de nivelación que les permitió pasar “de no saber absolutamente nada de automatización a realizar programas desde cero en tres meses”.

Estos testimonios apoyan la transición hacia modelos de aprendizaje activo, como la *Flipped Classroom*, sugiriendo que el rol del docente en la era de la IA debe migrar desde la transmisión masiva de sintaxis repetitiva hacia la enseñanza adaptativa, enfocada en la formulación de preguntas complejas, la arquitectura lógica del problema y la resolución crítica de contingencias en el hardware real.

5. Conclusiones

Este estudio ha aportado evidencia empírica cuantitativa y cualitativa sobre el estado actual de la adopción de la Inteligencia Artificial (IA) generativa en la docencia de la ingeniería de control, tomando como escenario un proyecto integrador basado en CODESYS y FactoryIO en la asignatura Automatización Industrial. A partir de los resultados obtenidos, se extraen las siguientes conclusiones generales:

- Los resultados desmitifican la idea de que la IA promueve la inercia mental en ingeniería. La asimetría entre la rapidez conceptual que ofrece la herramienta y la baja robustez de su código inicial obliga al alumnado a activar un pensamiento crítico. Al funcionar principalmente como un consultor de depuración y conceptos, la IA actúa como un soporte didáctico que facilita la nivelación autónoma y refuerza la comprensión de la lógica interna de los sistemas de control.
- Las particularidades de las plataformas industriales de programación de PLCs y la rigidez de sus compiladores actúan como un filtro de calidad que la IA genérica no logra superar de forma directa. Esto transforma

al estudiante en un valioso supervisor de la tecnología, obligándolo a verificar, adaptar y validar cada propuesta del modelo dentro del entorno de simulación, lo que promueve una interacción reflexiva y basada en la experimentación.

- La omnipresencia de la IA generativa valida la necesidad de integrar de manera formal y planificada estas herramientas en el plan de estudios. El papel del docente debe evolucionar desde la evaluación procedimental hacia metodologías de aprendizaje activo. El núcleo formativo de la automatización debe centrarse ahora en capacitar al futuro ingeniero en la arquitectura general del sistema, la estructuración avanzada de instrucciones y la gestión de redes y comunicaciones industriales, áreas críticas que exigen una interpretación contextual superior a la que ofrecen los modelos estadísticos actuales.

Agradecimientos

Agradezco al estudiantado de la asignatura Automatización Industrial del curso 2025-2026 en la Universitat Jaume I su valiosa y entusiasta participación en la encuesta cuyos resultados se presentan en este trabajo.

Referencias

- Al-Yaman, M., Alswaiti, D., Birawi, A., Alsharkawi, A., Al-Tae, M., 2026. A modular plc simulation method for virtual replication of a cost-effective industrial automation laboratory. *MethodsX* 16, 103864. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.mex.2026.103864>
- Filippi, S., Motyl, B., 2024. Large language models (llms) in engineering education: A systematic review and suggestions for practical adoption. *Information* 15 (6). DOI: 10.3390/info15060345
- IEC, 2012. Standard 61499-1 Function blocks—Part 1: Architecture. International Electrotechnical Commission, 2nd Edition.
- IEC, 2013. Standard 61131-3 Programmable controllers—Part 3: Programming languages. International Electrotechnical Commission, 3rd Edition.
- Koziolek, H., Gruener, S., Ashiwal, V., 2023. Chatgpt for plc/dcs control logic generation. In: 2023 IEEE 28th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA). pp. 1–8. DOI: 10.1109/ETFA54631.2023.10275411
- Liu, Z., Zeng, R., Wang, D., Peng, G., Liu, X., Liu, Q., Liu, P., Wang, W., Wang, J., 2026. Agents4plc: Automating closed-loop plc code generation and verification in industrial control systems using llm-based agents. *IEEE Transactions on Software Engineering* 52 (5), 1672–1687. DOI: 10.1109/TSE.2026.3667895
- Shi, Y., Yu, K., Dong, Y., Chen, F., 2026. Large language models in education: a systematic review of empirical applications, benefits, and challenges. *Computers and Education: Artificial Intelligence* 10, 100529. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100529>
- Xu, W., Wei, Z., Yan, P., 2025. Exploring the application of large language models in instrumentation and control engineering education: A questionnaire survey and examination performance analysis. *European Journal of Education* 60 (1), e12922. DOI: <https://doi.org/10.1111/ejed.12922>