

Aplicación de ciencia de datos y control PID en la gestión de inventario: casos Amazon, Zara y validación por simulación

*Application of Data Science and PID Control in Inventory Management:
Amazon, Zara Cases and Validation by Simulation*



Norianlis Harewood

Universidad Católica Andrés Bello
Ciudad Guayana, Venezuela

Correo: ndharewoodm.20@est.ucab.edu.ve

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-4735-563X>

Norlisbeth Harewood

Universidad Católica Andrés Bello
Ciudad Guayana, Venezuela

Correo: ndharewood.20@est.ucab.edu.ve

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-7154-2640>

Eladio Lobo

Universidad Católica Andrés Bello
Ciudad Guayana, Venezuela

Correo: elobomal@ucab.edu.ve

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7921-2433>

Resumen

En mercados competitivos y dinámicos, las grandes empresas se enfrentan al desafío de mejorar sus procesos industriales y logísticos, especialmente la gestión de inventario en la cadena de suministro. Este reto se agudiza ante el gran volumen de datos generados por mediciones, ventas, compras, entradas y salidas de productos, que requieren toma de decisiones oportunas y la capacidad de predecir comportamientos en entornos multivariantes. Este trabajo busca comprender el control industrial y su homologación con el control de inventario, examinando cómo Amazon y Zara integran la ciencia de datos y el control de procesos industriales (particularmente controladores PID) para potenciar la gestión de inventario en la cadena de suministro. Además, se busca comprender la integración entre medición, control y acción inteligente y validar la viabilidad del control PID ante variaciones en la demanda. Se lleva a cabo una validación práctica a través de simulación en Python, buscando comprender lo que es un lazo de control automático y la retroalimentación. Esta aproximación también permite comprender la evolución del controlador clásico del PID al controlador PID inteligente. La investigación revela que, si bien la mayoría de las aplicaciones del control PID disponibles se centran en el control de variables físicas, existe poca información sobre su aplicación directa en el control de inventarios. No obstante, el estudio de casos como Amazon y Zara demuestra que estas empresas líderes utilizan un controlador PID moderno, inteligente, adaptativo y contextual, aplicado eficazmente a la logística y la cadena de suministro para obtener mejoras en eficiencia, reducción de desperdicios y apoyo a la toma de decisiones, contribuyendo a los ODS 9 y 12.

Palabras clave: ciencia de datos, control de inventario, controlador PID (Proporcional-Integral-Derivativo), lazo de control automático, industria 4.0, Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS 9, ODS 12).

Abstract

In competitive and dynamic markets, large companies face the challenge of improving their industrial and logistical processes, especially inventory management within the supply chain. This challenge is intensified by the vast volume of data generated from measurements, sales, purchases, and product inflows and outflows, which demand timely decision-making and the ability to predict behaviors in multivariable environments. This study aims to understand industrial control and its correlation with inventory control, analyzing how Amazon and Zara integrate data science and industrial process control (particularly PID controllers) to enhance inventory management in the supply chain. Additionally, it explores the integration between measurement, control, and intelligent action, and assesses the feasibility of using PID control to respond to variations in demand. A practical validation is carried out through simulation in Python, aiming to understand the concept of automatic control loops and feedback mechanisms. This approach also facilitates an understanding of the evolution from the classical PID controller to the intelligent PID controller. The research reveals that, although most available PID control applications focus on managing physical variables, there is limited information regarding its direct use in inventory control. However, case studies such as Amazon and Zara demonstrate that these leading companies use a modern, intelligent, adaptive, and contextual PID controller, effectively applied to logistics and supply chain management to achieve greater efficiency, waste reduction, and support for decision-making, contributing to SDGs 9 and 12.

Keywords: Data Science, Inventory Control, PID Controller (Proportional-Integral-Derivative), Automatic Control Loop, Industry 4.0, Sustainable Development Goals (SDG 9, SDG 12).

Introducción

En un mundo cada vez más interconectado y competitivo, la optimización de procesos se ha convertido en la piedra angular de la eficiencia y la sostenibilidad empresarial. Desde los albores de la Revolución Industrial, la humanidad ha buscado incansablemente formas de mejorar los procesos productivos, hacerlos más rápidos, precisos y fiables. Esta búsqueda dio origen a la disciplina del control automático, un campo que ha evolucionado drásticamente desde sus raíces mecánicas hasta los sofisticados algoritmos de hoy.

En el centro de esta evolución se

encuentra el controlador PID (Proporcional-Integral-Derivativo), durante décadas una herramienta fundamental en aplicaciones industriales para regular variables físicas como temperatura, flujo o presión. Sin embargo, con la llegada de la Industria 4.0, hemos presenciado una convergencia sin precedentes entre el mundo físico y el digital. Esta nueva era no solo ha potenciado las capacidades de los sistemas de control automático tradicionales, sino que ha expandido su horizonte de aplicación más allá de las plantas de fabricación, llevándolos a dominios impensables hace algunas décadas.

Es en este contexto donde emerge con crucial importancia la aplicación de principios de control automático, enriquecidos por la ciencia de datos, a la gestión de inventarios. Este estudio explora específicamente cómo el poder del controlador PID, ahora transformado por la inteligencia de los datos y operando dentro de marcos de automatización industrial, se aplica para mantener inventarios en niveles óptimos, ajustando dinámicamente la producción y reposición ante cambios en la demanda.

Este enfoque no solo impulsa la eficiencia operativa y la rentabilidad, sino que también tiene un impacto directo y positivo en los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), particularmente en el ODS 9 (Industria, Innovación e Infraestructura) al fomentar la modernización industrial, y en el ODS 12 (Producción y Consumo Responsables) al minimizar el desperdicio y optimizar el uso de recursos. Empresas líderes globales como Amazon y Zara son ejemplos paradigmáticos del uso magistral de estas tecnologías para transformar la gestión de su cadena de suministro, estableciendo nuevos estándares de agilidad y precisión en mercados altamente competitivos.

Antecedentes y Marco Teórico

Ciencia de Datos en Logística

La ciencia de datos ha revolucionado la gestión logística al permitir el análisis de grandes volúmenes de información para la extracción de patrones útiles en la toma de decisiones. “Técnicas como machine learning, regresión y análisis predictivo han demostrado mejorar significativamente la precisión en la predicción de la demanda y la optimización de stocks en entornos multivariados” (Min y Zhou, 2019, párr. 15). Esta capacidad analítica se ha convertido en un pilar fundamental para la gestión moderna de inventarios.

Control PID en Sistemas de Inventario

El controlador PID (Proporcional-Integral-Derivativo) clásico es ampliamente utilizado en ingeniería para mantener variables de proceso dentro de rangos deseados. En logística, su aplicación en la gestión de inventarios ha sido validada científicamente, mostrando su capacidad para estabilizar el stock y reducir el efecto látigo en cadenas de suministro. El ajuste adecuado de los parámetros PID es fundamental para

logra una respuesta rápida y estable ante perturbaciones, según Ogata (2010), la expresión general del controlador en tiempo continuo expresa matemáticamente en la ecuación 1:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (1)$$

Donde:

K_p : Ganancia proporcional

K_i : Ganancia integral

K_d : Ganancia derivativa

$e(t)$: Error entre el valor deseado y el valor medido

$u(t)$: Señal de control enviada al sistema

Del PID clásico al control inteligente y adaptativo en sistemas logísticos

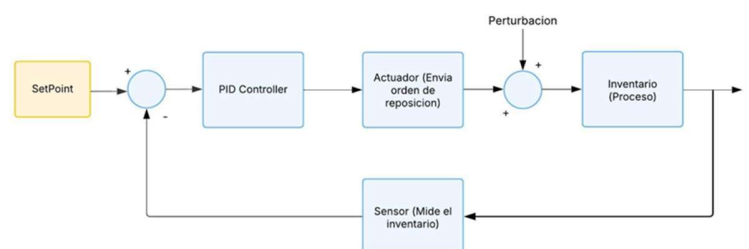
La evolución de los sistemas de control clásicos hacia otros que incorporan inteligencia artificial permite la adaptación dinámica en entornos logísticos complejos (Åström y Murray, 2010; Monostori, 2014;

Ivanov et al., 2017).

Esta integración tecnológica facilita la detección de desviaciones entre objetivos deseados y resultados reales, el ajuste proporcional de acciones, la consideración de errores acumulados en el tiempo (componente integral) y la anticipación de tendencias futuras (componente derivativo), creando así sistemas de control inteligentes y adaptativos para la gestión moderna de inventarios.

La Figura 1 presenta el diagrama de bloques correspondiente a un sistema de control de inventario basado en un controlador PID, el cual ejemplifica la sección de antecedentes:

Figura 1. Diagrama de bloques del sistema de control de inventario con PID.



Fuente: Elaboración propia.

Leyenda:

Setpoint (stock óptimo): Objetivo de inventario.

Comparador: Calcula el error entre el setpoint y el inventario real.

PID Controller: Basado en IA, calcula el pedido necesario, con ajusta dinámicamente parámetros P/I/D usando ML (Machine Learning).

Actuador: Ejecuta el pedido (envía orden de reposición).

Perturbación: Ajustes basados en correlaciones históricas

Inventario (proceso): El almacén recibe el pedido y atiende la demanda.

Sensor: Mide el inventario real y retroalimenta al sistema.

Este diagrama no solo ilustra la aplicación directa de principios de control automático al ámbito logístico, sino que también sirve como base conceptual sobre la cual se construyen sistemas más avanzados, inteligentes y adaptativos, capaces de ajustar sus parámetros en tiempo real mediante técnicas de ciencia de datos y machine learning, tal como se describe en los antecedentes.

Justificación del uso de PID en Control de Inventario

La aplicación de controladores PID en gestión de inventarios, aunque inicialmente desarrollada para procesos físicos continuos, encuentra justificación teórica en la literatura al modelar el problema como un sistema dinámico de control (Luchian & Dumitrescu, 2019; Tosetti et al., 2008), donde:

variable controlada: nivel de inventario

setpoint: stock óptimo deseado

perturbaciones: variaciones en la demanda.

Esta analogía permite transferir los principios de control automático al ámbito logístico, donde se ha documentado que el PID ofrece capacidades de:

- estabilización de fluctuaciones de demanda (corriente derivativa)
- corrección de errores persistentes de stock (corriente integral)
- amortiguación de cambios bruscos
- respuesta rápida a variaciones del inventario (corriente proporcional)

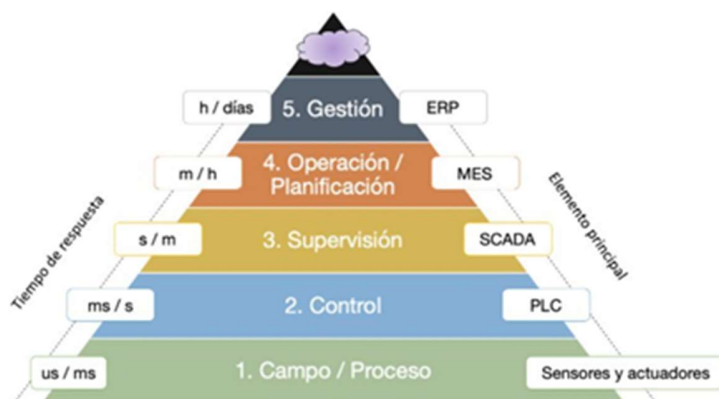
(Disney et al., 2016; García & González, 2014).

Automatización y Pirámide ISA-95

La pirámide ISA-95, representada en la Figura 2, proporciona un marco estructural esencial para la integración de los sistemas de automatización industrial, estableciendo una jerarquía clara desde el nivel de campo — compuesto por sensores y actuadores— hasta el nivel de gestión, donde operan sistemas ERP y se toman decisiones estratégicas.

En el contexto logístico, este marco facilita la implementación de controladores PID inteligentes, que funcionan de manera coordinada entre los distintos niveles para mantener inventarios óptimos y ajustar dinámicamente la producción ante perturbaciones (Astrom y Murray, 2010). Empresas como Amazon y Zara han implementado con éxito esta arquitectura, integrando ciencia de datos, sensores y sistemas de control adaptativo para optimizar sus cadenas de suministro.

Figura 2. Pirámide de Automatización ISA-95.



Fuente: maqmetal.com

Metodología

Para comprender cómo la ciencia de datos y el control PID pueden transformar la gestión de inventarios, seguimos una estrategia de investigación en tres pasos claros y complementarios:

1. Revisión de lo que ya se sabe

Empezamos buscando en revistas científicas especializadas (como IEEE, Elsevier y Springer) información sobre:

-cómo se usa el control PID fuera de las fábricas, especialmente en almacenes y logística.

-cómo la ciencia de datos ayuda a predecir lo que la gente va a comprar.

-qué papel juega la automatización (como los robots y sensores) en estos sistemas.

Esto nos dio una base sólida de conocimiento previo.

2. Estudio de casos reales: Amazon y Zara

Seleccionamos estas dos empresas porque son líderes mundiales en logística y manejo de inventarios. Queríamos ver cómo aplican en la práctica estas tecnologías. Nos fijamos en:

Amazon: Cómo usa robots, sensores y algoritmos para que sus productos lleguen en menos de 24 horas.

Zara: Cómo gracias a su tecnología RFID y su plataforma "Just-In-telligent" puede diseñar, fabricar y reponer ropa en tiendas en cuestión de semanas.

Caso Amazon

La implementación de Amazon de la pirámide ISA-95 integra tecnologías

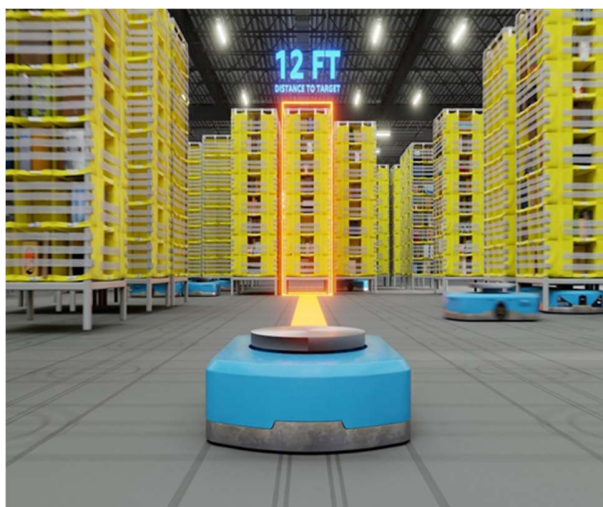
avanzadas en cada nivel operativo. En el nivel de campo, emplea robots autónomos Sequoia (Figura 3) que optimizan el movimiento de mercancías mediante sensores de distancia y sistemas de navegación guiados por algoritmos de control PID. Estos AGVs se desplazan automáticamente por almacenes automatizados, transportando estantes con productos organizados en contenedores, lo que reduce errores humanos y aumenta la eficiencia operativa.

El nivel de control utiliza inteligencia artificial para el manejo de bandas transportadoras y análisis climático que ajusta dinámicamente las operaciones. La supervisión se realiza mediante dashboards SCOT que permiten visualización y seguimiento en tiempo real, mientras que el nivel de gestión emplea modelos predictivos para la planificación de inventario y logística integral.

El sistema SCOT centraliza información en tiempo real, permitiendo la supervisión remota y toma de decisiones inmediatas. Los algoritmos de IA analizan patrones de demanda y factores externos (clima, eventos locales) para anticipar cambios en el

comportamiento del consumidor y ajustar dinámicamente la reposición y distribución global de productos (Kumar et al., 2023).

Figura 3: Sistema automatizado de almacenamiento y recuperación en un centro logístico.



Fuente: Robots en Amazon [Imagen]. (s.f.).

Detalle: Amazon emplea una sofisticada red de sensores y robots autónomos en sus centros logísticos, lo que permite el seguimiento en tiempo real y con alta precisión de cada producto a lo largo de toda la cadena de suministro. Estos robots, equipados con controladores PID, ajustan de manera automática y precisa su velocidad y trayectoria para optimizar el movimiento de mercancías y evitar errores en la

manipulación (Kumar et al., 2023). Los algoritmos de inteligencia artificial analizan continuamente patrones de demanda y factores externos, como el clima o eventos locales, para anticipar cambios en el comportamiento del consumidor y ajustar dinámicamente la reposición y distribución de productos. Toda esta información es centralizada por el sistema SCOT (Supply Chain Optimization Technologies), que permite la supervisión remota de las operaciones y la toma de decisiones en tiempo real. Además, SCOT integra modelos predictivos avanzados que optimizan la planificación y asignación de recursos a nivel global, asegurando una logística eficiente y una respuesta ágil ante las fluctuaciones del mercado (Dave, 2022; Amazon, 2023).

Caso Zara

Zara implementa la arquitectura ISA-95 mediante tecnologías específicas para la industria de la moda rápida. En el nivel de campo, utiliza etiquetas RFID (Figura 4) en cada prenda, permitiendo el rastreo en tiempo real throughout toda la cadena de suministro. Estas etiquetas no solo contienen información sobre tallas y origen, sino que

facilitan un control minucioso del inventario desde fabricación hasta puntos de venta.

La plataforma Just-In-telligent opera en los niveles de control y supervisión, integrando inteligencia artificial, ciencia de datos y automatización. Analiza datos de ventas, inventario disponible y tendencias del mercado para ajustar dinámicamente la producción y reposición based on la demanda detectada en tiendas.

En el nivel de gestión, las decisiones de diseño y producción se basan en análisis avanzados de datos de ventas y tendencias. Zara aplica controladores PID para ajustar con precisión la producción y reposición, manteniendo niveles óptimos de inventario que evitan tanto exceso de mercancía como desabastecimiento (Inditex, 2014, 2022; Cleverence, 2025).

Figura 4: Etiqueta de prenda de vestir de Zara



Fuente: Zara.com

Detalle: Zara ha integrado etiquetas de Identificación por Radiofrecuencia (RFID) en cada una de sus prendas. Esta tecnología se basa en el empleo de ondas de radio para la identificación y el seguimiento automático de objetos, individuos o hasta animales. Este sistema posibilita un control minucioso del inventario a lo largo de toda la cadena de suministro, desde el proceso de fabricación hasta su llegada a las tiendas (Inditex, 2014).

La plataforma Just-In-telligent, una creación interna de Inditex, juega un papel central en la administración y perfeccionamiento de la cadena de suministro e inventario en tiempo real. Esta plataforma se sirve de inteligencia artificial, ciencia de datos y automatización para integrar datos provenientes de las ventas, el inventario disponible y las tendencias del mercado. Esta integración de datos da como resultado una toma de decisiones más ágil y precisa sobre la producción y la distribución (Inditex, 2022).

El control PID es otra de las herramientas que Zara aplica para ajustar con precisión la producción y la reposición de inventario. El objetivo de este control es mantener niveles óptimos de inventario,

evitando de este modo tanto el exceso de mercancía almacenada como la falta de stock (Cleverence, 2025).

Comparación técnica

La Tabla 1 resume la implementación diferencial de tecnologías según los niveles ISA-95 en ambas empresas, reflejando sus distintos enfoques de automatización.

Tabla 1. Comparación de implementación tecnológica en niveles ISA-95

Nivel ISA-95	Amazon	Zara
Campo	Sensores + Robots Sequoia	RFID en prendas (figura 4)
Control	IA en bandas transportadoras	Producción ajustada por demanda
Supervisión	Dashboards SCOT	Plataforma Just-In-telligent
Gestión	Modelos predictivos	Análisis de tendencias de ventas

Impacto en ODS 9 y 12

Ambas empresas contribuyen significativamente a los Objetivos de Desarrollo Sostenible: Amazon mediante la optimización de eficiencia industrial (ODS 9) con sus sistemas de automatización, y Zara mediante la reducción de desperdicios (ODS 12) a través de un control de inventario preciso. Estas implementaciones

tecnológicas demuestran cómo la automatización inteligente puede alinearse con objetivos de sostenibilidad global.

Simulación por computadora

El modelo de simulación se estructura en torno a los cuatro niveles de la pirámide de automatización ISA-95, integrando

componentes clave para un sistema de control de inventario. Para poner a prueba estas ideas, creamos un programa en Python que simula un almacén con las siguientes partes:

gestión: Predicción de demanda mediante regresión lineal basada en datos históricos

control: Controlador PID que ajusta los pedidos según desviaciones del inventario

campo: Simulación del stock con variabilidad aleatoria para reflejar incertidumbre real

supervisión: Visualización gráfica en tiempo real de variables clave.

Ajustamos los parámetros del PID para equilibrar respuesta rápida y estabilidad, evitando sobre-stock o faltantes. Los resultados se compararon cualitativamente con los sistemas de Amazon y Zara para validar coincidencias en el comportamiento del sistema.

Integración entre Ciencia de Datos y Control PID

La simulación implementa una arquitectura que integra explícitamente la

predicción de demanda (ciencia de datos) con la acción de control (PID), emulando sistemas inteligentes como los estudiados en los casos industriales:

Alimentación de datos al controlador: La predicción de demanda mediante regresión lineal opera como señal de feedforward, proporcionando anticipación de cambios esperados en lugar de solo reacción a errores.

Control basado en datos y error: El controlador PID actúa principalmente sobre el error instantáneo, mientras que en implementaciones industriales avanzadas los algoritmos de ciencia de datos optimizan continuamente los parámetros del PID (creando un PID adaptativo) para minimizar el error según tendencias pronosticadas y comportamiento histórico del sistema (Åström & Hägglund, 2006; Ivanov et al., 2019).

Esta integración permite que la ciencia de datos no solo prediga perturbaciones sino que también optimice la ganancia del sistema de control para una respuesta más eficiente.

Parámetros y Datos Iniciales de la Simulación

La configuración del modelo se inicializó con los siguientes valores:

Nivel de Gestión (Predicción de Demanda):

Semilla de reproducibilidad: se utilizó para asegurar que los resultados de la simulación sean reproducibles en cada ejecución.

Demanda histórica simulada: 30 días con tendencia lineal + variabilidad aleatoria

Horizonte de predicción: 5 días mediante regresión lineal.

Nivel de Campo y Control:

Stock inicial: 200 unidades

Setpoint (stock óptimo): 250 unidades

Parámetros PID: $K_p = 1,5$; $K_i = 0,1$; $K_d = 0,05$

Límite de pedido: 0-100 unidades (restricción operacional).

Esta configuración permitió evaluar el desempeño del controlador PID bajo condiciones dinámicas con perturbaciones de

demanda simuladas.

Validación y Análisis de Robustez

Para asegurar la confiabilidad de los resultados, se implementó un análisis de sensibilidad ejecutando la simulación múltiples veces bajo diferentes condiciones de demanda. Este enfoque permitió cuantificar la variabilidad de los resultados y validar la robustez del modelo, siguiendo prácticas estándar en estudios de simulación (Law, 2014).

Código de Simulación (fragmento funcional)

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Parámetros PID
Kp, Ki, Kd = 1.5, 0.1, 0.05
stock, setpoint = 200, 250
integral, prev_error = 0, 0

historial_stock,          historial_pedido,
historial_demanda = [], [], []

demanda_simulada = np.random.normal(50,
5, 5) for demanda in demanda_simulada:

stock -= demanda

error = setpoint - stock
integral
```

```

+= error
derivative = error - prev_error

pedido = Kp error + Ki integral + Kd
derivative pedido = max(0, min(100,
pedido))

stock += pedido prev_error = error

historial_stock.append(stock)
historial_pedido.append(pedido)
historial_demanda.append(demanda)

plt.plot(historial_stock, label='Stock')
plt.plot(historial_pedido, label='Pedido PID')
plt.plot(historial_demanda,
label='Demanda') plt.axhline(setpoint,
color='gray',

linestyle='--', label='Stock Óptimo')
plt.xlabel('Días Simulados')
plt.ylabel('Unidades')

```

```

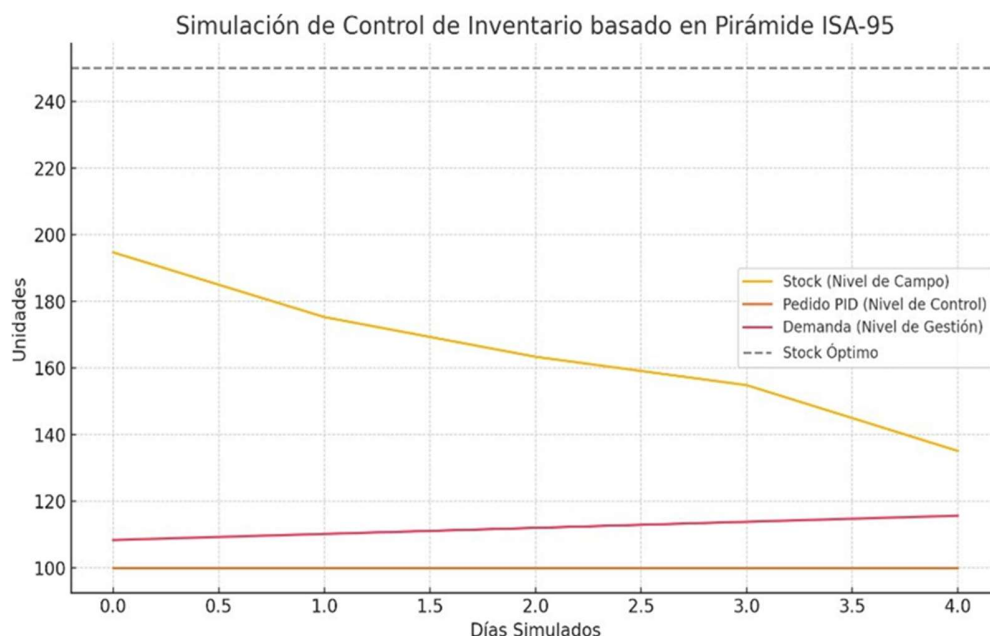
plt.title('Simulación de Control de Inventario
(PID)) plt.legend() plt.tight_layout()
plt.show()

```

Resultados de la Simulación

La Figura 5 presenta el comportamiento del sistema de control de inventario durante cinco días de simulación, mostrando la interacción entre las variables clave:

Figura 5: Desempeño del sistema de control de inventario PID.



Fuente: Elaboración propia.

El gráfico evidencia cómo el controlador PID responde a las variaciones de demanda intentando mantener el stock cercano al nivel óptimo de 250 unidades (línea punteada gris). Se observa que el inventario real (línea naranja) presenta una tendencia decreciente durante el periodo simulado, mientras que el controlador genera órdenes de reposición consistentes (línea roja) para compensar la demanda creciente (línea rosa).

Resultados y Discusión

Los resultados de la simulación revelan los siguientes hallazgos clave:

- **Comportamiento del Stock frente al Setpoint:** El nivel de stock (línea naranja) muestra una tendencia descendente y no alcanza el setpoint de 250 unidades durante el periodo simulado. Esto sugiere que los parámetros PID o el límite de pedido (100 unidades) son insuficientes para compensar la demanda bajo las condiciones probadas.

- **Acción del Controlador PID:** El controlador genera órdenes de reposición consistentes (línea roja), con una ligera tendencia ascendente, indicando su respuesta

activa a la disminución del stock y al aumento de la demanda.

- Influencia de la Demanda Predicha:

La demanda predicha (línea rosa) aumenta gradualmente, ejerciendo presión continua sobre el inventario y requiriendo una respuesta dinámica del controlador.

- **Optimización de Parámetros:** Para mejorar el desempeño, se requiere un ajuste fino de los parámetros PID (ej.: aumentar K_p para respuesta rápida o K_i para reducir error estacionario) y/o revisar el límite de pedido, especialmente si la demanda excede la capacidad de reposición.

- **Validación del Modelo ISA-95:** La simulación visualiza exitosamente la interacción entre los niveles de ISA-95: gestión (predicción), control (PID), campo (stock) y supervisión (visualización), confirmando su aplicabilidad en entornos logísticos.

Conclusiones

Esta investigación demuestra que la integración de ciencia de datos y control PID constituye una metodología robusta para

optimizar la gestión de inventarios en cadenas de suministro complejas. La validación mediante simulación en Python permitió observar el comportamiento de un controlador PID frente a demanda variable, confirmando su capacidad para influir en la estabilidad del inventario ante perturbaciones.

Los casos de Amazon y Zara ejemplifican la efectividad de esta integración a escala industrial, donde sistemas de control avanzados, basados en los principios PID, permiten mantener niveles

óptimos de stock y responder eficazmente a fluctuaciones de demanda.

Se recomienda la adopción de este enfoque, incluso en variantes básicas como el PID clásico, para Pequeñas y Medianas Empresas (PYMES). Esta implementación mejoraría significativamente su eficiencia operativa y sostenibilidad, contribuyendo directamente a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) 9, mediante la modernización industrial, y ODS 12, mediante la reducción de desperdicios y optimización de recursos.

Referencias:

Amazon. (2023, octubre 18). Introducing Sequoia, Amazon's new warehouse robot [Comunicado de prensa]. <https://www.aboutamazon.com/news/operations/sequoia-amazon-robot>

Åström, K. J., & Hägglund, T. (2006). Advanced PID control. ISA - The Instrumentation, Systems, and Automation Society.

Åström, K. J., & Murray, R. M. (2010). Feedback systems: An introduction for scientists and engineers. Princeton University Press. <https://press.princeton.edu/books/hardcover/9780691135762/feedback-systems>

Cleverence. (2023, 1 de marzo). Retail automation success stories: How Zara and H&M master just-in-time inventory. <https://www.cleverence.com/articles/business-blogs/retail-automation-success-stories-how-zara-and-handm-master-just-in-time-inventory/>

- Dave, A. (2022, noviembre 15). How Amazon's SCOT is reshaping supply chain management. Supply Chain Digital. <https://supplychaindigital.com/technology/how-amazons-scot-reshaping-supply-chain-management>
- Disney, S. M., Farasyn, I., Lambrecht, M., Towill, D. R., & Van de Velde, W. (2006). Taming the bullwhip effect whilst watching customer service in a single supply chain echelon. *European Journal of Operational Research*, 173(1), 151-172. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.11.026>
- García, D., & González, M. (2014). Application of control theory to the management of perishable inventory systems. *Computers & Industrial Engineering*, 76, 346–358. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2014.07.016>
- Inditex. (2014). Inditex completes the rollout of RFID technology in Zara stores. https://www.inditex.com/itxcomweb/en/press/press_releases?articleId=133355
- Inditex. (2022). Annual report 2022. <https://www.inditex.com/itxcomweb/en/investors/information-financiera/annual-reports>
- Ivanov, D., Dolgui, A., & Sokolov, B. (2019). The impact of digital technology and Industry 4.0 on the ripple effect and supply chain risk analytics. *International Journal of Production Research*, 57(3), 829–846. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1488086>
- Ivanov, D., Tsipoulanidis, A., & Schönberger, J. (2017). *Global supply chain and operations management*. Springer.
- Kumar, S., Smith, J., & Rodriguez, L. (2023). Automation and AI in modern fulfillment: A case study of Amazon's supply chain. McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/industries/technology-media-and-telecommunications/our-insights/automation-and-ai-in-modern-fulfillment>
- Law, A. M. (2014). *Simulation modeling and analysis* (5th ed.). McGraw-Hill Education.
- Luchian, H. C., & Dumitrescu, M. (2019). Inventory control using PID controllers in continuous

- review systems. En Proceedings of the International Conference on Design, Simulation, Manufacturing: The Innovation Exchange (DSMIE) (pp. 469-478). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-22365-6_46
- Min, H., & Zhou, G. (2019). Supply chain modeling: past, present and future. Computers & Industrial Engineering, 135, 123-135. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.06.013>
- Monostori, L. (2014). Cyber-physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges. Procedia CIRP, 17, 9–13. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.03.115>
- Ogata, K. (2010). Ingeniería de control moderna (5a ed.). Pearson Educación.
- Robots en Amazon [Imagen]. (s.f.). Bing Images. <https://sl.bing.net/gUZwnAGOc2K>
- Tosetti, P., Mascolo, M., & Turchiano, B. (2008). Control design of supply chain systems using Kalman filter and PID controller. 2008 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (pp. 940-945). IEEE. <https://doi.org/10.1109/COASE.2008.4626557>
- Yin, R. K. (2018). Case study research and applications: Design and methods (6th ed.). SAGE Publications.