

Control Inteligente

y eficiencia energética
en refrigeración industrial



Jessica Carolina Galeas Rodríguez
Ángel Iván Torres Quijije

Control Inteligente

y eficiencia energética
en refrigeración industrial

Jessica Carolina Galeas Rodríguez
Ángel Iván Torres Quijje

Dirección Editorial: PhD. Jorge Luis León-González
Diseño de portada y edición: DI. Yunisley Bruno-Díaz

ISBN: 978-1-968794-14-9

DOI: <https://doi.org/10.64092/NRCK3115>

© Universidad Técnica Estatal de Quevedo, 2025. All rights reserved.

La evaluación científica y metodológica de la obra se realizó a partir del método de Revisión por Pares Abierta (Open Peer Review).

Este libro es una publicación de acceso abierto con los principios de Creative Commons Attribution 4.0 International License, que permite el uso, intercambio, adaptación, distribución y transmisión en cualquier medio o formato, siempre que dé el crédito apropiado al autor, origen y fuente del material gráfico. Si el uso del material gráfico excede el uso permitido por la normativa legal deberá tener permiso directamente del titular de los derechos de autor.



SOPHIA EDITIONS

8404 N Rome Ave, Tampa,
Florida, USA

Email: contact@sophiaeditions.com

Phone: +1 (813) 699-2557

<https://sophiaeditions.com/>

Control Inteligente

y eficiencia energética
en refrigeración industrial

Jessica Carolina Galeas Rodríguez
Ángel Iván Torres Quijije

COMITÉ

EDITORIAL

PhD. Adalia Liset Rojas-Valladares, Universidad Metropolitana, Ecuador

PhD. Adrian Abreus-González, Universidad de Cienfuegos, Cuba

PhD. Adrian Ludet Arévalo-Salazar, Western University, Canadá

PhD. Alejandro Rafael Socorro-Castro, Universidad Metropolitana, Ecuador

PhD. Alina Rodríguez-Morales, Universidad de Guayaquil, Ecuador

PhD. Farshid Hadi, Islamic Azad University, Irán

PhD. Héctor Tecumshé-Mojica-Zárata, Centro Regional Universitario Oriente- Universidad Autónoma Chapingo, México

PhD. Esther Vega-Gea, Universidad de Córdoba, España

PhD. Hugo Freddy Torres-Maya, Universidad de Cienfuegos, Cuba

PhD. Juan G. Rivera-Ortiz, Ana G. Mendez University, USA

Dr. C. Ngo Hong Diep, Thudaumot University, Vietnam

PhD. Lázaro Salomón Dibut-Toledo, Universidad del Golfo de California, México

PhD. Luis Lizasoain-Hernández, Universidad del País Vasco, España

PhD. José Gervasio Partida-Seda, Centro Regional Universitario Oriente- Universidad Autónoma Chapingo, México

PhD. Luisa Morales-Maure, Universidad de Panamá, Panamá

PhD. Marily Rafaela Fuentes-Águila, Universidad Metropolitana, Ecuador

PhD. Maritza Librada Cáceres-Mesa, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, México

PhD. Marta Linares-Manrique, Universidad de Granada, España

Dr. C. Seyyed Nasser Mousavi, Islamic Azad University, Irán

PhD. Mikhail Benet-Rodríguez, Fundación Universitaria Cafam, Colombia

PhD. Julio Cabero-Almenara, Universidad de Sevilla, España

PhD. Raúl Rodríguez-Muñoz, Universidad de Cienfuegos, Cuba

PhD. Rolando Medina-Peña, Universidad Metropolitana, Ecuador

PhD. Samuel Sánchez-Gálvez, Universidad de Guayaquil, Ecuador

PhD. Yadir Torres Hernández, Universidad de Sevilla, España

Introducción	8
--------------------	---

01. Fundamentos y estrategias para la gestión, control y sostenibilidad de sistemas de refrigeración industrial en la cadena alimentaria

1.1. Control automático y optimización de cámaras de refrigeración industrial	13
1.2. Cadena de suministro alimentaria: Gestión, calidad y flujo de productos	17
1.3. Sistemas y tecnologías de refrigeración industrial	20
1.4. Modelamiento matemático de componentes y sistemas de refrigeración ...	24
1.5. Métodos y algoritmos de control automático aplicados a la refrigeración: Enfoques clásicos y avanzados	32
1.6. Análisis comparativo de métodos de control en refrigeración, energía y sistemas autónomos	43
1.7. Marco normativo y referencial para la gestión sostenible y la inocuidad en sistemas de refrigeración alimentaria	46



02. Implementación aplicada de control automático en cámaras de refrigeración industrial

2.1. Ubicación geográfica, condiciones climáticas del área experimental y diseño metodológico del estudio	51
2.2. Enfoques de control en sistemas industriales	56
2.4. Implementación del modelo matemático del sistema de refrigeración	63
2.5. Implementación de técnicas de control para el modelo de refrigeración	77



Conclusiones	117
--------------------	-----

Referencias Bibliográficas	119
----------------------------------	-----

INTRODUCCIÓN



A nivel mundial, la evaluación del consumo y la optimización de la energía en los procesos industriales se ha convertido en un tema prioritario, dada su importancia en la eficiencia económica y la sostenibilidad ambiental. La industria desempeña un papel fundamental en el desarrollo de estrategias que permitan reducir el consumo energético sin comprometer la productividad, contribuyendo de manera significativa a la mitigación de los impactos negativos sobre el medio ambiente (Vivanco y Arroyo, 2025).

Este interés se intensifica en países en desarrollo, donde el uso eficiente de los recursos energéticos representa un desafío estratégico tanto desde el punto de vista económico como ambiental. En Ecuador, por ejemplo, el sector industrial representa aproximadamente el 48.6% del consumo energético total, según registros del Ministerio de Energía y Minas, lo que subraya la necesidad de implementar soluciones que mejoren la eficiencia energética en las plantas industriales (Ecuador. Instituto de Investigación Geológico y Energético, 2025).

En el contexto latinoamericano, la industria alimentaria se destaca como uno de los sectores más relevantes debido a su capacidad productiva y su aporte en la generación de empleo. En Ecuador, esta industria genera cerca de cinco de cada diez puestos de trabajo directo y contribuye con el 42.8% del ingreso económico nacional (Gómez et al., 2024). Dentro de esta industria, los sistemas de refrigeración industrial desempeñan un rol crítico, ya que permiten mantener los alimentos dentro de rangos de temperatura y humedad óptimos durante su almacenamiento y transporte, asegurando la calidad y seguridad de los productos hasta que llegan al consumidor final (Zamora et al., 2022).

En particular, los productos cárnicos requieren condiciones específicas de temperatura: entre 3 °C y 7 °C para almacenamiento general y cercanas a 0 °C para prolongar su vida útil. Para procesos de congelación, las temperaturas deben mantenerse entre -12 °C y -18 °C, mientras que la humedad relativa debe ubicarse entre 90% y 95% para garantizar la calidad del producto (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura, 2025). Mantener estas condiciones implica un consumo energético elevado, dado que los compresores representan aproximadamente el 80% del gasto total en una planta industrial, constituyendo un reto importante para mejorar la eficiencia y sostenibilidad de las operaciones (Crisanto, 2018).

La creciente complejidad de los sistemas de refrigeración industrial ha impulsado el desarrollo de técnicas de control avanzado capaces de optimizar el consumo energético, mejorar el intercambio térmico y garantizar la estabilidad de las condiciones internas de las cámaras de refrigeración. Entre estas técnicas destacan los modelos predictivos (MPC), los sistemas de control adaptativo y los controladores basados en redes neuronales, los cuales permiten regular con precisión variables críticas como temperatura, humedad, flujo de aire y presión, minimizando pérdidas energéticas y reduciendo el impacto ambiental (Silupú, 2023).

La implementación de estas estrategias no solo mejora el desempeño de los equipos, sino que también promueve un enfoque más sostenible en la operación industrial, permitiendo a las empresas reducir costos operativos y mejorar la calidad del producto de manera simultánea.

Este libro presenta los resultados de un estudio aplicado en una industria alimenticia ubicada en la parroquia Valle Hermoso del cantón Santo Domingo, provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, Ecuador. En la empresa de estudio, cuyo nombre se reserva por confidencialidad, se implementaron técnicas de control automático para optimizar el sistema de enfriamiento de las cámaras de refrigeración mediante sistemas inteligentes.

La optimización energética y operativa en estas cámaras se muestra como un desafío clave, especialmente considerando las condiciones climáticas de la región que generan una alta demanda de refrigeración para la conservación adecuada de los alimentos. De acuerdo con los análisis internos de la compañía, los sistemas de refrigeración representan alrededor del 30% del consumo total de energía, siendo los equipos de condensación de alta potencia los responsables de gran parte de este gasto, lo que incrementa significativamente los costos operativos por tarifas eléctricas elevadas.

El modelado y la simulación de los sistemas de refrigeración permitieron identificar el comportamiento dinámico de variables críticas y evaluar la respuesta de diferentes estrategias de control en condiciones simuladas, constituyendo una herramienta esencial para la mejora continua en entornos industriales.

Los resultados mostraron que los controladores neuronales aplicados a la temperatura lograron minimizar oscilaciones, manteniendo un

sobreimpulso de solo 7.99% y un tiempo de establecimiento de 378.12 segundos. En el caso de la humedad relativa, el controlador adaptativo ajustado evidenció un desempeño óptimo, sin sobreimpulso y con un tiempo de establecimiento de 65.39 segundos. Asimismo, la presión y el flujo de aire presentaron su mejor respuesta bajo control adaptativo, logrando un equilibrio eficiente entre estabilidad y rapidez de ajuste (Silupú, 2023).

Este libro resulta de especial interés para estudiantes, docentes, investigadores y profesionales del área de ingeniería de control, automatización industrial y eficiencia energética, ya que ofrece un análisis comparativo basado en simulaciones y modelado de sistemas reales, evidenciando que la aplicación de controladores avanzados genera sistemas de refrigeración más inteligentes y sostenibles.

Además, proporciona información práctica y técnica sobre su implementación en entornos industriales, fomentando la transferencia de conocimiento y el desarrollo de soluciones que integren eficiencia energética, control automático y sostenibilidad, promoviendo la adopción de buenas prácticas en la industria alimentaria y otros sectores estratégicos.

Más allá de su aporte académico, esta obra invita al lector a descubrir cómo la ingeniería de control y la automatización avanzada pueden transformar radicalmente la eficiencia energética y la sostenibilidad de la industria. Al combinar teoría, modelado matemático y resultados prácticos, se revela un camino hacia soluciones innovadoras que reducen el consumo energético, optimizan la operación de los equipos y garantizan la calidad de los productos.

Este enfoque no solo fortalece la eficiencia operativa y la sostenibilidad de las empresas, sino que también inspira a estudiantes, investigadores y profesionales a liderar la adopción de tecnologías inteligentes que redefinan los estándares de producción industrial, promoviendo un futuro más eficiente, responsable y sostenible para la industria alimentaria y otros sectores estratégicos.



01.

FUNDAMENTOS Y ESTRATEGIAS PARA LA GESTIÓN, CONTROL Y SOSTENIBILIDAD DE SISTEMAS DE REFRIGERACIÓN INDUSTRIAL EN LA CADENA ALIMENTARIA

1.1. Control automático y optimización de cámaras de refrigeración industrial

El control automático constituye una disciplina fundamental en la ingeniería moderna, orientada a garantizar que los sistemas mantengan variables críticas dentro de rangos específicos de manera eficiente y precisa. En el contexto de la refrigeración industrial, esta disciplina adquiere un papel central, ya que las cámaras de refrigeración deben operar bajo condiciones estrictamente controladas de temperatura, humedad y flujo de aire para asegurar la conservación de productos perecederos, minimizar pérdidas y optimizar el consumo energético.



La optimización de estos sistemas implica la aplicación de técnicas avanzadas que permiten no solo regular las condiciones ambientales internas, sino también anticipar cambios, responder a perturbaciones externas y ajustar dinámicamente los parámetros de operación. Para lograrlo, se emplean controladores de diversas tipologías, desde los clásicos PID hasta estrategias predictivas como el Model Predictive Control (MPC), así como sistemas inteligentes basados en lógica difusa o redes neuronales, que permiten gestionar la complejidad de múltiples variables interdependientes.

Asimismo, el control automático en cámaras de refrigeración industrial ofrece beneficios significativos en términos de eficiencia operativa, reducción de costos energéticos y seguridad de los productos almacenados, contribuyendo al cumplimiento de estándares de calidad e inocuidad. La integración de sensores, algoritmos de control y sistemas de monitoreo en tiempo real constituye la base para una gestión eficiente, confiable y sostenible de la refrigeración industrial, convirtiéndose en un componente estratégico dentro de la cadena de suministro de alimentos.

El control automático constituye un conjunto de técnicas y herramientas diseñadas para mantener una variable física o un valor medible en un punto específico, asegurando que las operaciones industriales se desarrollen de manera eficiente y estable. Para lograr esto, se requiere la medición continua de la variable de control y la estimación del error con respecto a una referencia o patrón, permitiendo la aplicación de ajustes correctivos que conduzcan al cumplimiento de los valores deseados.

La teoría del control automático, como disciplina de la ingeniería, estudia el diseño, análisis y aplicación de sistemas que regulan su comportamiento de forma autónoma con el objetivo de alcanzar resultados predefinidos, utilizando mecanismos de retroalimentación (feedback) que comparan el estado actual del sistema con el valor deseado, ajustando la señal de control para minimizar las desviaciones (Sossa Azuela y Reyes Cortés, 2021).

Los sistemas automatizados no solo permiten mantener la estabilidad de variables críticas, sino que también optimizan la operación de sistemas dinámicos, incrementan la productividad, facilitan tareas repetitivas y mejoran la seguridad de los procesos industriales. En el caso específico de las cámaras de refrigeración industrial, las principales variables de interés son la temperatura, la humedad relativa, el flujo de aire y la presión, todas ellas esenciales para garantizar la conservación de productos perecederos bajo condiciones óptimas.

Estas variables deben mantenerse dentro de rangos predefinidos para asegurar la estabilidad térmica y la eficiencia energética del sistema, evitando desviaciones que puedan comprometer la calidad del producto o generar un consumo energético excesivo (Tafur Sotelo et al., 2024). Existen dos enfoques principales en los sistemas de control automático:

- Control en lazo abierto: es un sistema de control en el que la salida no se retroalimenta ni se compara con la referencia o entrada para ajustar su comportamiento. En este tipo de sistema, la señal de control se genera únicamente en función de la entrada o de las condiciones predefinidas, sin considerar el efecto real de la salida (Tafur Sotelo et al., 2024).
- Control en lazo cerrado: es un sistema de control que utiliza retroalimentación para aplicar una comparación de la salida real con una referencia o valor deseado, ajustando automáticamente la señal de control para minimizar el error. Este tipo de control es más preciso y robusto, ya que responde a perturbaciones y variaciones en el proceso (Tafur Sotelo et al., 2024).

Este último enfoque resulta más preciso y robusto, ya que responde a perturbaciones externas y variaciones internas del sistema, siendo especialmente relevante en procesos donde la estabilidad y la eficiencia son críticas (Tafur Sotelo et al., 2024).

Las cámaras frigoríficas industriales son equipos esenciales en la industria alimentaria, ya que permiten mantener los





productos a temperaturas controladas mediante sistemas de compresión de vapor u otras tecnologías alternativas. Dada su operación continua, estas cámaras representan uno de los mayores consumos de energía dentro de las instalaciones industriales, lo que genera desafíos relacionados con los costos de operación y la sostenibilidad (Silva García y Soto Osorio, 2019). En particular, los congeladores y sistemas de almacenamiento en frío son indispensables para preservar la calidad de productos perecederos, pero su operación demanda un elevado consumo energético y requiere mantener estrictas condiciones ambientales, lo que obliga a implementar soluciones avanzadas para el monitoreo continuo, la predicción de fallas y la gestión eficiente de la energía (Bustamante et al., 2024).

La integración de la teoría del control automático en las cámaras de refrigeración industrial permite aplicar estrategias avanzadas, como el control predictivo basado en modelos (MPC) y el control adaptativo, que utilizan modelos matemáticos para gestionar la interacción compleja de múltiples variables. Estas técnicas aseguran que las condiciones internas de la cámara se mantengan estables y eficientes frente a cambios en la carga térmica o perturbaciones externas, optimizando al mismo tiempo el consumo energético. La regulación precisa de ciclos de compresión, flujo de aire y temperatura permite reducir las pérdidas de energía y garantizar la calidad de los productos almacenados, cumpliendo con los estándares de eficiencia y sostenibilidad de la industria.

La optimización energética se orienta a maximizar la eficiencia del sistema, disminuyendo el consumo de energía sin comprometer su desempeño. En el contexto de cámaras de refrigeración, esto se logra mediante algoritmos de control predictivo que ajustan dinámicamente variables como temperatura, humedad y ciclos de compresores según datos en tiempo real, identificando oportunidades de mejora mediante auditorías energéticas, análisis históricos y modelos matemáticos (Ramírez Agudo, 2020). Asimismo, la integración de fuentes de energía renovable se presenta

como una alternativa cada vez más relevante para reducir la huella de carbono de los sistemas industriales de refrigeración.

Paralelamente, la optimización operativa se centra en mejorar el desempeño de las cámaras frigoríficas mediante estrategias y herramientas que permiten alcanzar niveles óptimos de eficiencia, rendimiento y sostenibilidad. Dado el alto costo energético de estos sistemas y la necesidad de mantener condiciones ambientales estrictas, la aplicación de técnicas de control automático se vuelve fundamental para preservar la integridad de los productos sensibles, minimizar costos operativos y reducir el impacto ambiental asociado a la operación de estas instalaciones (Franco y Velásquez, 2020).

La aplicación de control automático y estrategias de optimización energética y operativa en cámaras de refrigeración industrial representa una herramienta clave para la industria alimentaria y otros sectores estratégicos, permitiendo mantener la calidad de los productos, disminuir costos y promover prácticas sostenibles que se alineen con los objetivos de eficiencia y responsabilidad ambiental de las empresas modernas.

1.2. Cadena de suministro alimentaria: Gestión, calidad y flujo de productos

La cadena de suministro alimentaria constituye un componente esencial dentro de la industria agroalimentaria, dado que integra todas las etapas del proceso productivo, desde la obtención de materias primas hasta la entrega del producto final al consumidor. Este sistema no solo asegura la disponibilidad y acceso a los alimentos, sino que también garantiza que se mantenga la calidad, la inocuidad y la frescura de los productos a lo largo de todo el flujo logístico. La complejidad de la cadena de suministro alimentaria radica en la coordinación eficiente de diversos actores y procesos, incluyendo producción, transformación, almacenamiento, transporte, distribución y comercialización, con el objetivo de satisfacer la demanda de los consumidores de manera segura y eficiente (Guaján, 2024).

A diferencia de otras cadenas de suministro, la agroalimentaria presenta desafíos particulares relacionados con la vida útil limitada de los productos, la sensibilidad a factores ambientales como temperatura y humedad, y la necesidad de cumplir con estándares de calidad y regulaciones sanitarias estrictas. Por ello, la gestión efectiva de esta cadena requiere la implementación de estrategias que integren planificación, control de inventarios, monitoreo de condiciones de almacenamiento y optimización del transporte, asegurando que los productos lleguen al consumidor en condiciones óptimas (Guaján, 2024).

Además, la cadena de suministro alimentaria no solo implica el movimiento físico de los productos, sino también la circulación de información relevante entre productores, procesadores, distribuidores y entidades reguladoras. Esta comunicación permite una toma de decisiones más eficiente, favorece la trazabilidad de los alimentos y contribuye a la mejora continua de los procesos logísticos y de producción. En consecuencia, la cadena de suministro agroalimentaria se configura como un sistema dinámico y multidimensional, cuyo desempeño impacta directamente en la seguridad alimentaria, la rentabilidad de las empresas y la satisfacción del consumidor final.

La evolución de la industria alimentaria ha enfrentado diversos retos relacionando con la alta demanda de alimentos, aspectos sociales, económicos y de preferencia en cuanto a los consumidores finales. Por esta razón esta industria ha generado diversas innovaciones para la gestión eficiente y adecuada de sus productos. La cadena de suministro agroalimentaria conocida como AFSC, es el conjunto de procedimientos y actividades que surgen desde la producción hasta la venta del producto para el consumo.

Son los procesos que se involucran en la venta, producción, distribución y transformación de los servicios o productos hasta que llegan al usuario final o consumidor (Guaján, 2024). Este tipo de industria consta de una estructura básica la cual está compuesta por las etapas que se muestran en la Figura 1.1.



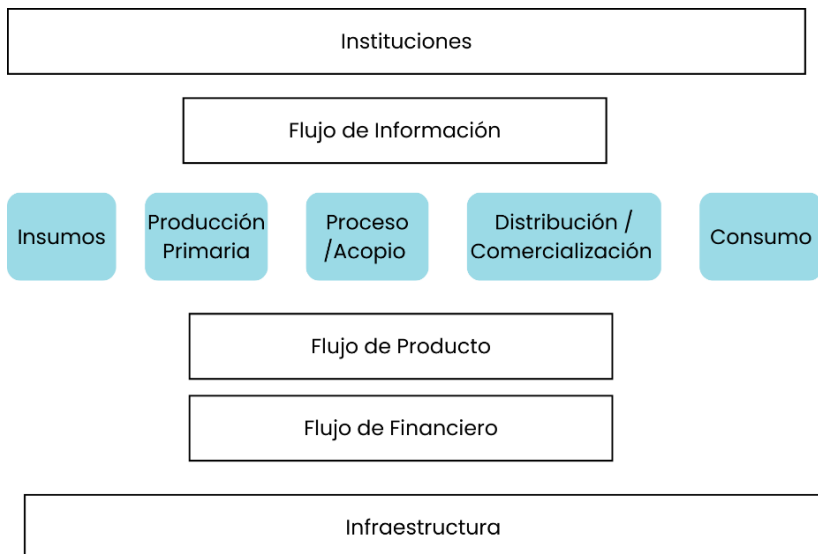


Figura 1.1. Procesos de una cadena de suministro alimentaria.

Entre los procedimientos encontrados dentro de la cadena de suministro alimentaria está la etapa de producción, en donde el productor primario se encarga de proveer maquinaria, semillas y los insumos para generar la materia prima. Esta pasa a la industrialización y mediante diversas etapas se procesa el producto para darle un valor agregado. Posteriormente se almacena los productos de acuerdo con el tipo de alimento en cámaras de refrigeración para poder enviarlos a tiendas o centros de distribución.

Los consumidores adquieren los productos desde los centros minoristas siendo esta la etapa final del proceso. De igual manera el producto tiene a moverse de manera vertical en donde se presentan aspectos de calidad, demanda y precios hacia abajo; mientras que los involucrados en la parte superior son las diversas entidades gubernamentales que regulan este tipo de productos y generan un flujo de información (Guaján, 2024).

La cadena de suministro agroalimentaria se diferencia de otras industrias ya que impone un tiempo de vida del producto para que pueda ser consumido. Esta característica muestra que la calidad puede presentar diversas variaciones dentro de su etapa de almacenamiento hasta el suministro a los usuarios, los cuales se relacionan a aspectos como la

producción, manufactura, almacenamiento, entre otras, por lo cual es necesario el análisis de las condiciones de cada tipo de producto (Guaján, 2024).

1.3. Sistemas y tecnologías de refrigeración industrial

La refrigeración es el proceso por el cual se disminuye la temperatura a un valor objetivo menor que la temperatura ambiente, implicando una transferencia de energía entre 2 cuerpos con el fin de reflejar la energía para poder retirar el calor. Este proceso es uno de los métodos con mayor utilidad dentro de la industria alimenticia porque permite conservar en frío los alimentos, desencadenando una disminución del crecimiento de bacterias en productos perecederos para su conservación. Estos métodos se utilizan de igual manera en la industria farmacéutica, florícola, entre otras (Idme, 2021).

De estos conceptos surge la conservación, la cual es mantener intactas las cualidades, texturas y otros aspectos de calidad de los alimentos y bebidas frías. El principio fundamental de esto es evitar que los microorganismos deterioren o alteren la condición del producto. Las principales causas que evitan la correcta conservación de los alimentos pueden ser físicas, químicas y microbiológicas.

En procesos microbiológicos, los alimentos presentan el crecimiento de esto cuando el producto no está almacenado a temperaturas adecuadas que puede ir desde los 25° a 45 °C, o cuando la humedad es mayor al 75%, condiciones que permiten la prevalencia de estos organismos. Para esto se generan las cámaras de refrigeración las cuales se encargan de mantener a una cierta temperatura al producto (Idme, 2021).

- Sistemas de refrigeración por compresión

La refrigeración por compresión es uno de los métodos con mayor uso dentro de la industria alimentaria para la preservación de los productos, refrigeración doméstica, acondicionamiento de temperatura en oficinas y automóviles. Esta tecnología utiliza alrededor del 15% al 17% del consumo

energético a nivel mundial, siendo de gran impacto en la sostenibilidad de la industria en general.

Para incrementar el rendimiento de este tipo de sistemas, así como su impacto ambiental se utilizan intercambiadores de calor o eyectores como se observa en la Figura 1.2 el diseño de este tipo de dispositivos está conformado por una boquilla, mezclador y difusor. De acuerdo con la ubicación de la boquilla puede estar configurado con un eyector de presión constante o con eyector de área constante. La efectividad de estos equipos se relaciona de manera directa con el rendimiento energético de las cámaras de refrigeración, en donde se compara la velocidad máxima de transferencia de calor con la velocidad real de transferencia (Rodríguez et al., 2024).

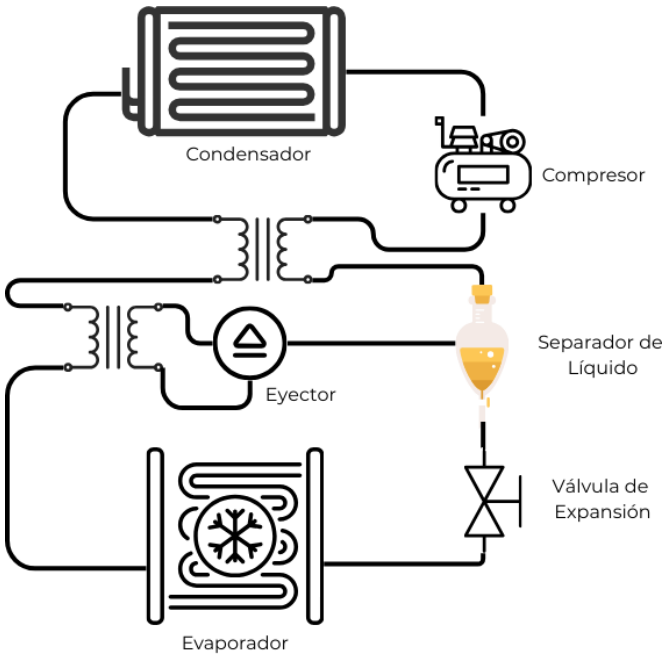


Figura 1.2. Componentes de un sistema de refrigeración por compresión.

- Sistemas de refrigeración por Peltier

Este tipo de sistemas utilizan celdas Peltier para producir el fenómeno termoeléctrico. El efecto Peltier consiste en transmitir una corriente por medio de un circuito, el cual

posee una temperatura inicial, para posteriormente generar una unión donde se produce absorción de calor y este se desprende de la celda. La principal característica de este sistema es que puede alternar su polaridad, es decir que puede tanto calentar como enfriar diversas superficies, teniendo una variedad de servicios dentro de la industria.

Las células Peltier se encuentran compuestas por semiconductores tipo P y tipo N como se observa en la Figura 1.3, estos poseen alta conductividad eléctrica y baja conductividad térmica, permitiendo generar el efecto de transferencia de calor o frío, lo cual es un fenómeno poco común en componentes de la naturaleza (Fornés, 2022).

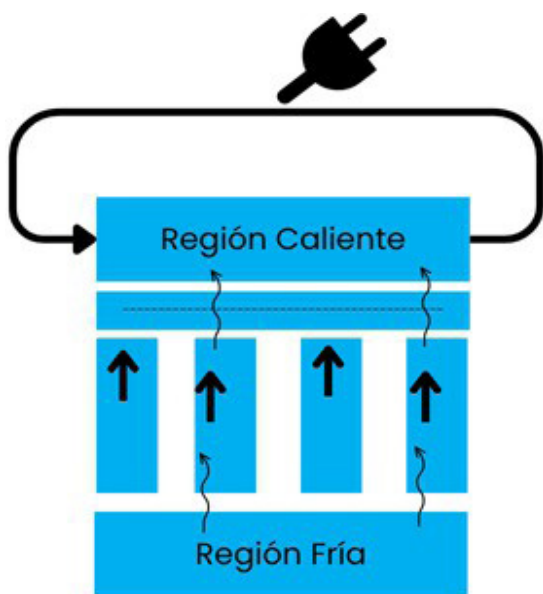


Figura 1.3. Composición de una Célula Peltier.

- Sistemas de refrigeración termoacústica

Los sistemas termoacústicos están compuestos por un recolector de calor conocido como foco caliente el cual se produce por medio de una fuente térmica, mismo que utiliza un tubo de borosilicato que se expone a temperaturas mayores a 100 °C permitiendo generar energía térmica potencial. Posteriormente el aire atraviesa por una tobera de aluminio hacia el foco frío lo cual fuerza una diferencia de temperatura que ayuda al intercambio de calor con la carcasa del sistema, facilitando el enfriamiento.

En este sistema se producen oscilaciones acústicas que ocurren en el regenerador y provocan que el fluido interno este expuesto a un ciclo de expansión, enfriamiento, compresión y calentamiento mediante un transductor electrodinámico. Para que este sistema termoacústico funcione las temperaturas se pueden determinar por medio de fuentes externas de calor como por ejemplo en las estufas, siempre y cuando estas estén activas (Covarrubias et al., 2022).

- Sistemas de refrigeración por absorción

La refrigeración por absorción es un proceso en donde se extrae el calor de un foco frío pasando el aire por un refrigerante que se encuentra a una presión baja y menor temperatura. Posteriormente se traslada hacia un evaporador en donde se mezcla con un fluido absorbente para incrementar la presión en fase líquida por medio de una bomba. Cuando la presión es elevada se ingresa calor a la mezcla del fluido en un generador y se lo transporta hacia un condensador donde se pasa el calor a un foco caliente. Finalmente, el refrigerante en fase líquida se despresuriza mediante una válvula lo cual produce que se genere un ciclo continuo en el evaporador (Velázquez, 2023) tal y como se muestra en la Figura 1.4.

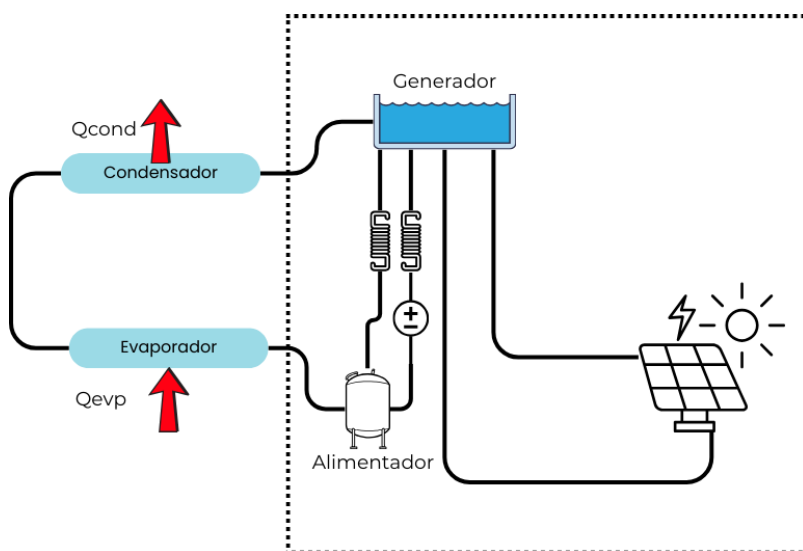


Figura 1.4. Esquema de un sistema de refrigeración por absorción.

- Sistemas de refrigeración por adsorción

La adsorción es un fenómeno por medio del cual moléculas líquidas o gaseosas y sólidos disueltos se adhieren al área de un sólido el cual se conoce como adsorbente. Existen dos tipos de adsorción que puede ser química producida por 2 componentes activos, en donde se intercambia los electrones generando una intensidad entre los componentes debido a la unión química. En cuanto a la adsorción física se genera debido a las fuerzas de Van der Waals lo cual forma capas de moléculas de adsorbato. Este procedimiento es reversible ya que la fuerza que une estos componentes no tiene la suficiente fuerza, en donde al suministrar calor se realiza una desorción física (Tapia, 2024).

En la Figura 1.5 se puede observar un sistema de refrigeración por adsorción básico el cual cumple con las funciones de un colector solar. Este sistema posee un evaporador, absorbedor, condensador y tanque de refrigerante generando ciclos durante la noche y el día.

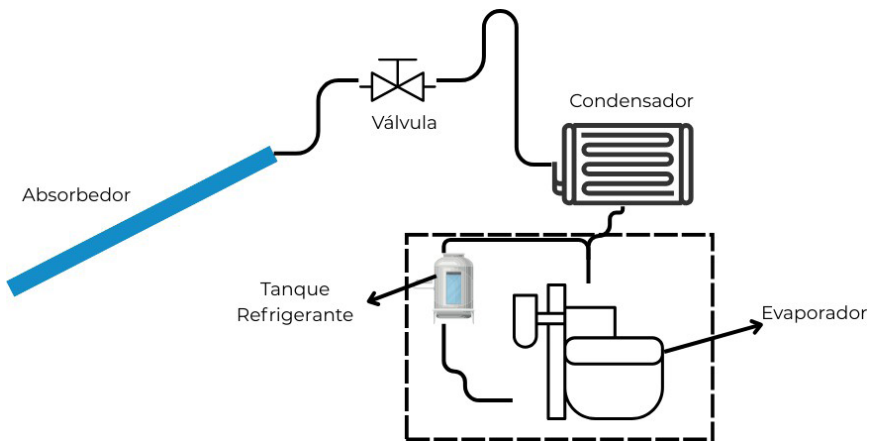


Figura 1. 5. Sistema de refrigeración por adsorción con energía solar.

1.4. Modelamiento matemático de componentes y sistemas de refrigeración

El modelamiento matemático de componentes y sistemas de refrigeración constituye una herramienta esencial para el análisis, diseño y optimización de los procesos térmicos en la industria. Este enfoque permite representar

de manera cuantitativa el comportamiento dinámico de cada elemento que integra un sistema de refrigeración, incluyendo compresores, condensadores, evaporadores y otros componentes críticos, facilitando la predicción de su desempeño bajo diversas condiciones de operación. A través de modelos matemáticos, es posible simular la respuesta del sistema frente a variaciones de carga, cambios ambientales y ajustes en los parámetros de control, contribuyendo a la mejora de la eficiencia energética y la estabilidad térmica.

El desarrollo de estos modelos requiere la integración de principios de termodinámica, transferencia de calor, mecánica de fluidos y control automático, generando representaciones precisas que reflejan las complejas interacciones entre variables como temperatura, presión, flujo de aire y humedad dentro de las cámaras de refrigeración. El modelamiento matemático no solo permite comprender el comportamiento de los sistemas, sino que también constituye la base para la implementación de estrategias avanzadas de control, como controladores predictivos y adaptativos, que optimizan el consumo de energía y aseguran la calidad de los productos almacenados.

Este enfoque proporciona a ingenieros y profesionales del sector industrial la capacidad de simular distintos escenarios de operación, evaluar el impacto de posibles ajustes y diseñar soluciones más eficientes y sostenibles. Asimismo, facilita el análisis comparativo de diferentes técnicas de control y la identificación de oportunidades de mejora en el desempeño de los sistemas de refrigeración industrial, constituyendo un recurso indispensable para la innovación, la optimización de procesos y la adopción de buenas prácticas en la industria alimentaria y otros sectores estratégicos.

- **Modelo del Compresor**

El modelo del compresor toma en cuenta el intercambio de calor entre la salida y entrada dentro del compresor, así como el intercambio con la temperatura ambiental. En esto se analiza como si existiera una pared invisible la cual transfieren este calor y sus respectivas pérdidas electromecánicas tal y como se observa en la Figura 1.6.



La etapa de compresión tiene dos procesos importantes los cuales son volumen constante y entropía constante (Cuevas & Fonseca, 2020).

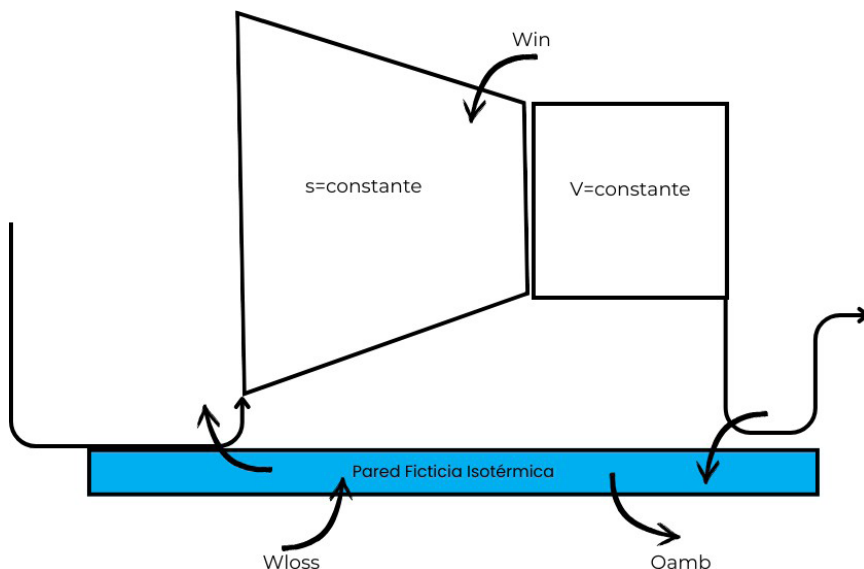


Figura 1.6. Variables para el modelamiento del compresor.

En base a este modelo se puede determinar la temperatura del refrigerante en la salida del compresor, las pérdidas con el ambiente, el flujo del refrigerante y la potencia eléctrica. Se utilizan las presiones de evaporación y compresión, la temperatura ambiente y del refrigerante, así como la velocidad del compresor.

Para un compresor de espiral volumétrica se tiene una razón de volumen interna fija la cual se basa en la geometría de los espirales. Esta variable determina una presión interna que no en todos los casos es igual a la presión externa. Con esto se determinan los estados de funcionamiento del compresor que pueden ser adaptado, por subcompresión y por sobrecompresión, cual se determina mediante la ecuación:

$$W_{in,cp} = W_{in,s,cp} + W_{in,v,cp} \quad (\text{Ec.1.1})$$

Donde $w_{in,cp}$ corresponde al trabajo interno de compresión, $w_{in,s,cp}$ es trabajo interno de compresión del proceso isentrópico y $w_{in,v,cp}$ es el trabajo de compresión del proceso isocoro. Multiplicando esta variable por el flujo del

refrigerante $\dot{M}_{in,cp}$ se puede estimar la potencia interna del compresor $\dot{W}_{in,cp}$:

$$\dot{W}_{in,cp} = \dot{M}_{in,cp} * w_{in,cp} \quad (\text{Ec.1.2})$$

La potencia eléctrica W_{cp} se calcula mediante la sumatoria de la potencia interna

$\dot{W}_{in,cp}$ y las pérdidas electromecánicas $\dot{W}_{cp,loss}$:

$$\dot{W}_{cp} = \dot{W}_{in,cp} + \dot{W}_{cp,loss} = \dot{W}_{in,cp} + (\dot{W}_{loss,0} + \alpha * \dot{W}_{in,cp})$$

(Ec. 1.3)

Donde $\dot{W}_{loss,0}$ y α corresponden a variables empíricas del modelo. Por otro lado, se calcula el flujo del refrigerante mediante la expresión $\dot{M}_{r,cp}$, donde V_s es el volumen barrido del compresor, N_{cp} es la velocidad del compresor y $V_{r,su1}$ es el volumen específico:

$$\dot{M}_{r,cp} = \frac{N_{cp} * V_s}{V_{r,su1}} \quad (\text{Ec. 1.4})$$

Finalmente, la transferencia de calor AU entre la salida y la entrada se miden en unidades de transferencia, calculando el coeficiente mediante, donde AU_{nom} coeficiente nominal, $\dot{M}_{ref}$ es un parámetro del flujo de referencia:

$$AU = AU_{nom} * \left(\frac{\dot{M}_{r,cp}}{\dot{M}_{ref}} \right)^{0.8} \quad (\text{Ec. 1.5})$$

- Modelo del condensador

El condensador se modeló mediante los parámetros que se observan en la Figura 1.7, verificando que existe un cruce entre el flujo de aire que se encuentra en contraflujo y el flujo del refrigerante, y se tienen que distribuir de forma homogénea (Cuevas y Fonseca, 2020).



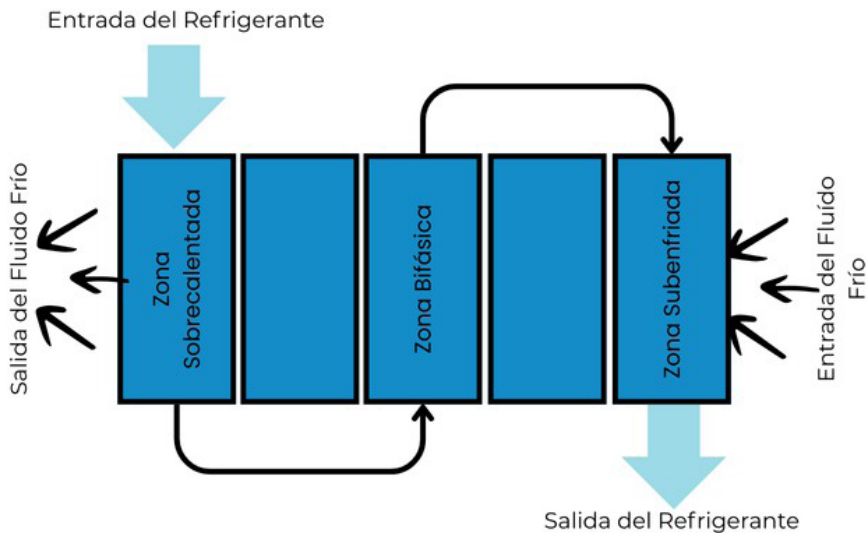


Figura 1.7. Componentes para el modelamiento del condensador.

El balance energético en las diferentes zonas se calcula mediante:

$$\dot{H}_{r,sh,cd} - \dot{H}_{cf,sh,cd} = 0 \quad (\text{Ec.1.6})$$

Por otro lado, los flujos de entalpía $\dot{H}_{r,sh,cd}$ y $\dot{H}_{cf,sh,cd}$ se calculan mediante el producto entre las diferencias de entalpía $h_{r,su,sh,cd} + h_{r,ex,sh,cd}$ y los flujos máscicos $\dot{M}_{r,sh,cd}$ y $\dot{M}_{cf,sh,cd}$:

$$\dot{H}_{r,sh,cd} = \dot{M}_{r,sh,cd} * (h_{r,su,sh,cd} + h_{r,ex,sh,cd}) \quad (\text{Ec. 1.7})$$

$$\dot{H}_{cf,sh,cd} = \dot{M}_{cf,sh,cd} * (h_{cf,ex,sh,cd} + h_{cf,su,sh,cd}) \quad (\text{Ec. 1.8})$$

El modelo considera que el flujo del aire y del refrigerante son iguales en todas las zonas y se distribuye de forma homogénea por medio del intercambiador de calor. Mediante la ecuación de transferencia de calor se calcula el calor transferido $Q_{sh,cd}$ entre los 2 fluidos de la siguiente forma, donde $\varepsilon_{sh,cd}$ es eficiencia del intercambiador de calor de la zona sobrecalentada, $t_{r,su,sh,cd}$ es la temperatura del refrigerante, $t_{cf,su,sh,cd}$ es la temperatura a la entrada y $C_{cmin,sh,cd}$ es el flujo capacitivo mínimo:

$$\dot{Q}_{sh,cd} = \varepsilon_{sh,cd} * \dot{C}_{min,sh,cd} * (t_{r,su,sh,cd} - t_{cf,su,sh,cd}) \quad (\text{Ec. 1.9})$$

De igual manera, el coeficiente global de transferencia en la zona de sobrecalentamiento $AU_{sh,cd}$ se calcula, donde $n_{cf,sh,cd}$ es la eficiencia global de superficie, $R_{m,sh,cd}$ resistencia térmica de la pared, $A_{cf,sh,cd}$ es el área de transferencia de calor y $h_{cf,sh,cd}$ coeficiente convectivo del lado refrigerante:

$$\frac{1}{AU_{sh,cd}} = \frac{1}{A_{r,sh,cd} * h_{r,sh,cd}} + R_{m,sh,cd} + \frac{1}{n_{cf,sh,cd} * A_{cf,sh,cd} * h_{cf,sh,cd}}$$

(Ec. 1.10)

De manera global, al integrar las 3 zonas, la suma de los flujos de entalpía $\dot{H}_{r,sh,cd}$, $\dot{H}_{r,tp,cd}$, $\dot{H}_{r,sc,cd}$ en el lado del refrigerante y en el lado del aire se calculan:

$$\dot{H}_{r,cd} = \dot{H}_{r,sh,cd} + \dot{H}_{r,tp,cd} + \dot{H}_{r,sc,cd} \quad (\text{Ec. 1.11})$$

$$\dot{H}_{cf,cd} = \dot{H}_{cf,sh,cd} + \dot{H}_{cf,tp,cd} + \dot{H}_{cf,sc,cd} \quad (\text{Ec. 1.12})$$

$$\dot{H}_{r,cd} - \dot{H}_{cf,cd} = 0 \quad (\text{Ec. 1.13})$$

Y las áreas de transferencia calórica, donde $\Delta P_{in,port}$ es la pérdida de carga en el colector de entrada o salida $\Delta P_{in,core}$ es la pérdida de carga a la entrada del tubo, $\Delta P_{m,core}$ es la variación de presión en los tubos debido a la variación de densidad, $\Delta P_{f,core}$ es la pérdida de carga por fricción y $\Delta P_{out,core}$ es la recuperación de presión a la salida del tubo:

$$A_{cd} = \Delta P_{in,port} + \Delta P_{in,core} + \Delta P_{m,core} + \Delta P_{f,core} + \Delta P_{out,core} + \Delta P_{out,port}$$

(Ec. 1.14)

Se determina el número de Nusselt mediante las correlaciones que se muestran para un escurrimiento monofásico en el refrigerante para flujo laminar, donde f es el factor de fricción,



Re es el número de Reynolds, Pr es el número de Prandtl, y L , D son el largo y diámetro del tubo hidráulico:

$$Nu = 0.488 * (f * Re)^{\frac{1}{3}} * \left(\frac{L}{D * Re * Pr} \right)^{-1/3} \quad (\text{Ec. 1.15})$$

Para la zona bifásica se calcula mediante, donde h_{tp} es el coeficiente convectivo, δ es el espesor de la capa de líquido condensado, k_l es la conductividad térmica de la fase líquida y f_i es el factor de rugosidad en la interfase líquido-vapor:

$$Nu_{l,\delta} = \frac{h_{tp} \delta}{k_l} = 0.003 * Re_{l\delta}^{0.74} * Pr_l^{0.5} * f_i \quad (\text{Ec.1.16})$$

Finalmente, se obtiene el coeficiente convectivo el cual depende de la calidad x , la cual se debe integrar de la siguiente manera:

$$\overline{h_{tp}} = \frac{1}{x_2 - x_1} \int_{x_1}^{x_2} h_{tp}(x) dx \quad (\text{Ec.1.17})$$

- Modelo del evaporador

El modelo del evaporador que se observa en la Figura 1.8 permite la predicción de las presiones del condensador, el mismo que se estima mediante el balance de carga en las distintas zonas, así como las ecuaciones de transferencia de calor. En este modelo se asume que el refrigerante y la mezcla se distribuyen de manera igual en los canales del intercambiador (Cuevas & Fonseca, 2020).

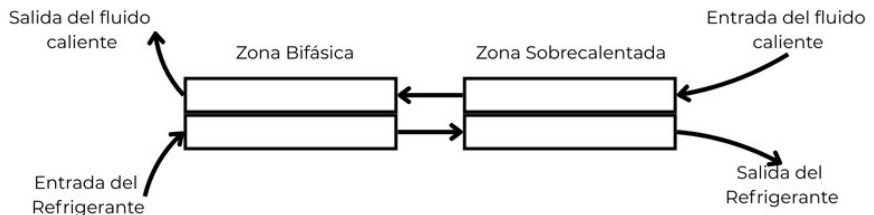


Figura 1.8. Componentes para el modelamiento del evaporador.

Los coeficientes de convección Nu para la zona monofásica se calculan en base a los datos del fabricante mediante la ecuación, donde μ , μ_w corresponden a la viscosidad dinámica:

$$Nu = C * Re^n Pr^m \left(\frac{\mu}{\mu_w} \right)^s \quad (\text{Ec.1.18})$$

Para la zona bifásica en cambio se utiliza la ecuación, donde E es el factor de mejoramiento, S es el factor de supresión, h_t es el coeficiente convectivo calculado para la fase líquida y h_{pool} es el coeficiente convectivo de la ebullición nucleada:

$$h_{tp} = E * h_t + S * h_{pool} \quad (\text{Ec. 1.19})$$

No se consideran las pérdidas de carga dentro del evaporador al ser demasiado bajas, por lo que se las desprecia para este modelo. Se puede predecir la presión del evaporador al igual que para la presión del condensador y así obtener el flujo de calor del evaporador.

- Modelo del sistema de refrigeración

Para generar el modelo del sistema de refrigeración en general, se conecta cada uno de los modelos de los componentes como el compresor, evaporador y condensador, tomando en cuenta las siguientes ecuaciones:

Compresor / Condensador

Flujo Másico: $M_{r,cd} = M_{r,cp}$

Presión: $P_{r,ex,cp} = P_{r,su,cd}$

Entalpía: $h_{r,su,cd} = h_{r,ex,cp}$

Evaporador / Compresor

Flujo Másico: $M_{r,ev} = M_{r,cp}$

Presión: $P_{r,su,cp} = P_{r,ex,cv}$

Entalpía: $h_{r,su,cp} = h_{r,ex,ev}$

El modelo debe indicar que el sobrecalentamiento del evaporador y el subenfriamiento del condensador se consideran salidas del sistema, siempre y cuando se tome



en consideración un modelo de la válvula de expansión y de carga del refrigerante.

1.5. Métodos y algoritmos de control automático aplicados a la refrigeración: Enfoques clásicos y avanzados

Los sistemas de control son la combinación de elementos que en base a un requerimiento de la entrada se efectúa una acción controlada de tal forma que en la salida se obtenga el objetivo deseado (Martínez y Nicolalde, 2023). Para poder ejecutar este control se requiere de un sistema de lazo cerrado, es decir que exista una retroalimentación de la salida para obtener el error correspondiente de acuerdo con el valor de entrada fijado (Figura 1.9).

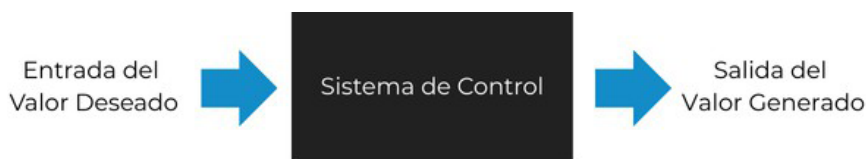


Figura 1.9. Diagrama de bloques de un sistema de control.

Para aplicar un control a un sistema físico, como la temperatura en una cámara de frío, se requiere de la información del modelo matemático, siendo esta una de las partes más importantes para determinar la estrategia de control. A continuación, se presentan diversas técnicas de control automático de las cuales se dan las principales características y funcionamiento.

- Controlador PID

Un controlador PID posee tres componentes principales, una acción integral, una proporcional y una derivativa. La parte proporcional (P) incrementa directamente mientras el error incrementa en el sistema, y cuando este valor es excesivo, se puede producir oscilaciones, mientras que cuando es muy bajo el sistema se hace lento.

La parte integral (I), está asociada con el error en estado estacionario en donde se almacena este valor en un

registro de memoria para poder hacer las comparaciones. El incrementar el valor de esta acción causa oscilaciones e inestabilidad en el sistema, mientras que la disminución afecta al error en estado estacionario debido a que el control es menos agresivo con los errores acumulados.

Finalmente, la parte derivativa (D), permite estimar errores futuros y se relaciona con la velocidad de respuesta del sistema frente a variaciones de error para que estos no sean bruscos. El incrementar esta acción puede producir susceptibilidad al ruido en el sistema y una posterior inestabilidad, mientras que valores pequeños generan cambios lentos en el controlador (Martínez y Nicolalde, 2023). Un controlador PID en tiempo continuo se representa por:

$$u(t) = k_c e(t) + \frac{k_c}{\tau_i} \int_0^t e(t) dt + k_c \tau_d \frac{de(t)}{dt} \quad (\text{Ec.1.20})$$

Discretizando la ecuación se obtiene:

$$u(k) = u(k-1) + q_0 e(k) + q_1 e(k-1) + q_2 e(k-2)$$

(Ec.1.21)

Donde:

$$q_0 = k_c \left(1 + \frac{T_s}{2\tau_i} + \frac{\tau_d}{T_s} \right)$$

$$q_1 = -k_c \left(1 - \frac{T_s}{2\tau_i} + \frac{2\tau_d}{T_s} \right)$$

$$q_2 = k_c \frac{\tau_d}{T_s}$$

Existen diversas formas de aplicar un control PID para sistemas de temperatura, en donde se suele realizar la sintonización mediante el método de Ziegler – Nichols como se observa en la Tabla 1.1.



Tabla 1.1. Constantes para sintonización del controlador PID.

Tipo de Controlador	Constante k_p	Constante T_i	Constante T_d
P	τ $K\theta$	∞	0
PI	$0.9 \frac{\tau}{\theta}$ $K\theta$	θ 0.3	0
PID	$1.2 \frac{\tau}{\theta}$ $K\theta$	2θ	0.5θ

Fuente: Martínez y Nicolalde (2023).

Este método se utiliza cuando la función de transferencia tiene un comportamiento sigmoideal como se presenta en la siguiente ecuación.

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{K}{\tau s + 1} e^{-\theta s}$$

(Ec.1.22)

Además de este método, existen múltiples técnicas de sintonización de controladores PID que mejoran el rendimiento en sistemas con características dinámicas complejas. Una de las técnicas más usadas se conoce como el Lugar Geométrico de las Raíces (Root Locus), la cual que permite ajustar los parámetros del PID variando la ubicación de los polos del sistema en el plano complejo garantizando la estabilidad y tiempo de respuesta (Villada, 2023).

Otra técnica es la Optimización Numérica, donde se define una función objetivo que puede ser ISE, IAE, ITAE o ITSE, y se cuantifica el error del sistema, empleando algoritmos como Gradiente Descendente, Búsqueda Cuadrática o Métodos Evolutivos para encontrar los parámetros óptimos del controlador. De igual manera, los enfoques que están basados en la Respuesta en Frecuencia, como el método de Bode y Nyquist, permiten diseñar el controlador considerando el margen de ganancia y de fase requerido (Vidó, 2021).

- Controladores difusos

El controlador difuso es una expresión de tipo matemático para representar al razonamiento humano, siendo muy utilizado en sistemas expertos o relacionados con inteligencia artificial. Los algoritmos de lógica difusa utilizan reglas para poder generar la señal de control y procesar las entradas para que actúen sobre el proceso de control. En varios sistemas de tipo MISO (Multiple Input Single Output) se ingresan señales como la entrada de error, derivada del error y la señal de control.

Para poder aplicar estos algoritmos en un sistema de control, se considera que el controlador es cíclico, es decir va a generar constantemente los estados de análisis. Este método de control posee 4 partes fundamentales que son la fuzzificación, inferencia, reglas de difusas y defuzzificación (Pampamallco, 2022).

En la etapa de Fuzzificación, las entradas del sistema se convierten en variables de tipo difuso mediante las respectivas funciones de pertenencia. Estos controladores utilizan diversos tipos de función de pertenencia que pueden ser sigmoide (Figura 1.10 c), trapezoidal (Figura 1.10 b), o triangular (Figura 1.10 a).

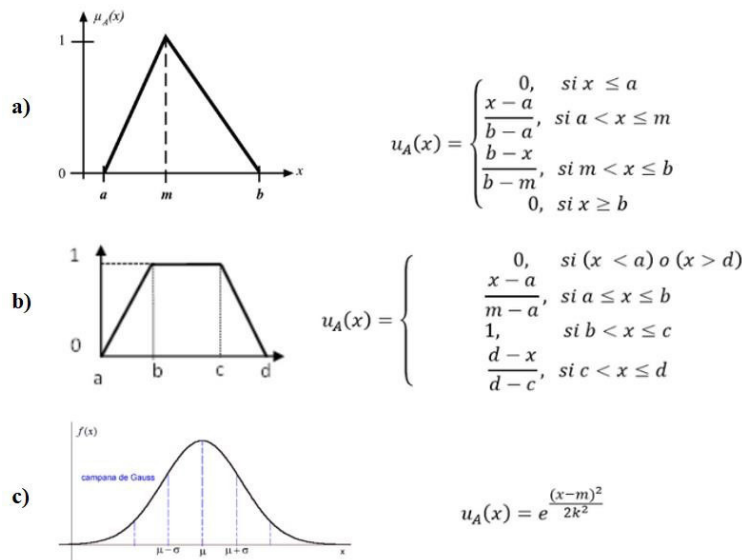


Figura 1.10. Funciones de pertenencia para Fuzzificación a) Triangular b) Trapezoidal c) Sigmoide.

Posteriormente, se calcula el grado de cumplimiento el cual se define trazando una línea vertical con la señal de entrada, tal y como se observa en la Figura 1.11.

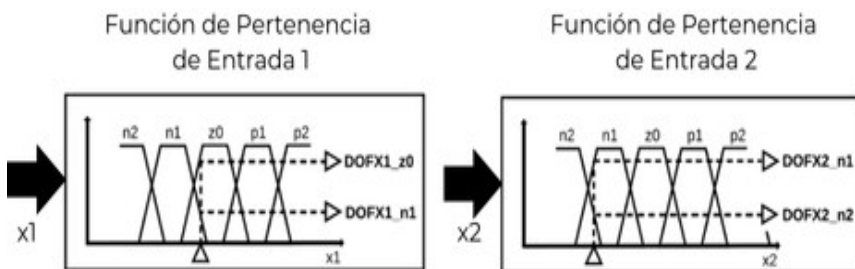


Figura 1.11. Estimación del grado de cumplimiento de la función de pertenencia.

Posteriormente se deben definir las reglas difusas que son reglas heurísticas que tiene la forma SI el antecedente se cumple ENTONCES sucede esta acción, donde el consecuente y antecedente son puros o resultan de la operación entre reglas. Estas conforman la base del control difuso ya que definen el comportamiento del sistema a varios tipos de valores de entrada. Cada regla se encuentra conformada por varios consecuentes y antecedentes. Un ejemplo de esta estructura es el siguiente:

- Si $x_1 = p_1 \wedge x_2 = p_1$, entonces $y = p_1$
- Si $x_1 = p_1 \wedge x_2 = p_2$, entonces $y = h_0$
- Si $x_1 = h_0 \wedge x_2 = p_1$, entonces $y = h_0$
- Si $x_1 = h_0 \wedge x_2 = p_2$, entonces $y = n_1$

Para realizar la inferencia en base a las reglas difusas establecidas se toma las funciones de pertenencia de la fuzzificación y se generan las salidas del sistema difuso. En primer lugar, se evalúan las entradas mediante el grado de ejecución de la regla, para posteriormente continuar hasta generar la conclusión de regla considerando $n - 1$ grados de cumplimiento. La función de pertenencia muestra los valores o premisas de la salida tal y como se muestra en la Figura 1.12.

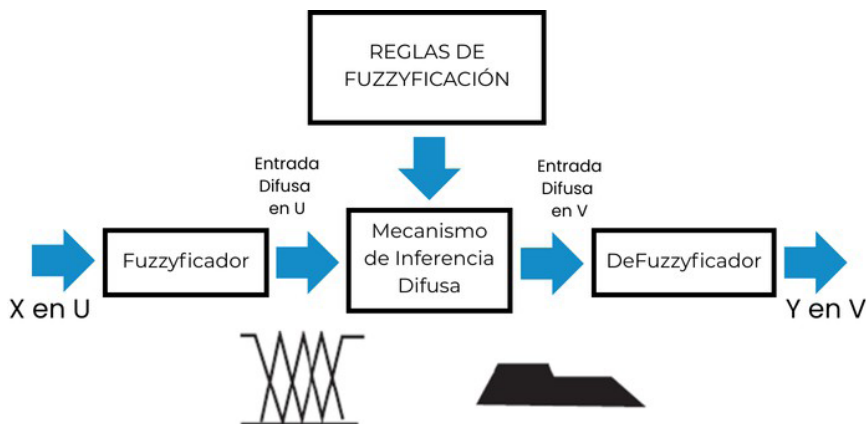


Figura 1.12. Sistema difuso utilizando las reglas de inferencia Mandami.

Finalmente, la defuzzificación convierte los datos de salida con respecto a la función de inferencia en datos numéricos utilizando la normalización de las respuestas lógicas de los antecedentes. Existen diversos métodos para realizar este procedimiento como el de Suma de Centros de Área, Centros Máximos y Centro de Área (Pampamallco, 2022).

- Controladores por redes neuronales

Se pueden modelar los sistemas de control mediante la construcción de redes neuronales definiendo su arquitectura y el entrenamiento. El perceptrón multicapa (MLP) es uno de los modelos más utilizados para generar sistemas de alta complejidad. Se utiliza una red de 2 capas que tiene una cantidad de p entradas, neuronas ocultas y m salidas. Generalmente, se utilizan funciones de activación sigmoides cuando se tiene una única capa oculta y para la salida una función lineal (Saldaña et al., 2023). La salida del sistema se representa mediante la ecuación:

$$\dot{y}_i = F_i \left[\sum_{i=1}^q W_{ij} f_i \left(\sum_{k=1}^p w_{jk} u_k + w_{j0} \right) + W_{i0} \right] \quad (\text{Ec.1.23})$$

Las ponderaciones asignadas a W_{ij} y w_{jk} se obtienen a partir del entrenamiento y que se van ajustando de acuerdo con el progreso de la red. Los datos de entrenamiento se conformado a partir de datos de entrada y salida, mediante una cantidad de N puntos:

$$Z^N = \{[u(s), y(s)]\}_{s=1, \dots, n} \quad (\text{Ec.1.24})$$

De esta manera, con los pesos obtenidos, el sistema puede predecir la salida de la siguiente forma:

$$VN(\theta, Z^N) = \frac{1}{2^N} \sum_{s=1}^N [y(s) - \dot{y}(s|\theta)]^T [y(s) - \dot{y}(s|\theta)] + \frac{1}{2^N} \theta^T D \theta$$

(Ec.1.25)

Donde D corresponde a la matriz de regulación, la cual es una matriz diagonal compuesta de la unidad y la descomposición de los pesos. Para poder implementar un controlador basado en redes neuronales, se utiliza el método del modelo inverso, el cual sigue los siguientes pasos:

1. Generar las secuencias de entradas y salidas del proceso.
2. Conformar un conjunto de datos de entrenamiento

$$x_k = \begin{bmatrix} y_{k+1} \\ y_k \\ \vdots \\ y_{k-n} \\ r_- \end{bmatrix} \quad t_k = [r_k]$$

$$\begin{bmatrix} r_{k-2} \\ \vdots \\ r_{k-m} \end{bmatrix}$$

3. Entrenar el modelo mediante la regla delta.
4. Entrenar el modelo mediante la regla delta.

En la Figura 1.13 se observa el diagrama de bloques de un sistema de control por redes neuronales, en donde la entrada de la red corresponde a la referencia y generando la señal de control vk para poder controlar el proceso, considerando que se debe generar un filtro para evitar oscilaciones hacia la planta (Saldaña et al., 2023).



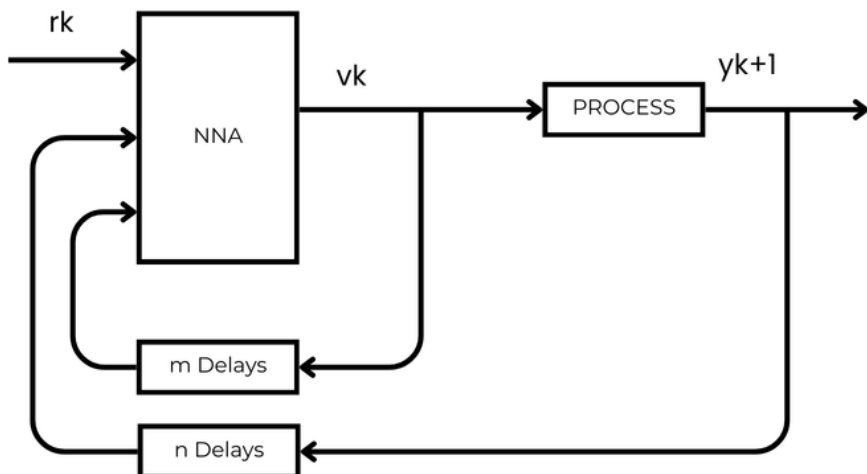


Figura 1.13. Diagrama de bloques de un sistema de control neuronal.

- Control lineal cuadrático gaussiano

El control lineal cuadrático gaussiano (LQG), es un método importante en cuanto al diseño de controladores óptimos, el cual se refiere a la inclusión de sistemas perturbados por ruido gaussiano aditivo, lo que indica que no se miden todas las variables de estado, y así se someten a funciones de costo cuadráticas.

Este tipo de controlador se forma por la combinación de un filtro Kalman, un regulador lineal (LQR) y un estimador cuadrático (LQE), los cuales, debido al principio de separación permite realizar la estimación y diseño de cada uno por separado (Hansem, 2022).

En la Figura 1.14 se muestra el diagrama de bloques correspondiente al LQG, el cual se encarga de mejorar u optimizar el rendimiento de un sistema estocástico, mientras que el LQR se encarga de solucionar el problema de rendimiento para sistemas deterministas (Hansem, 2022).

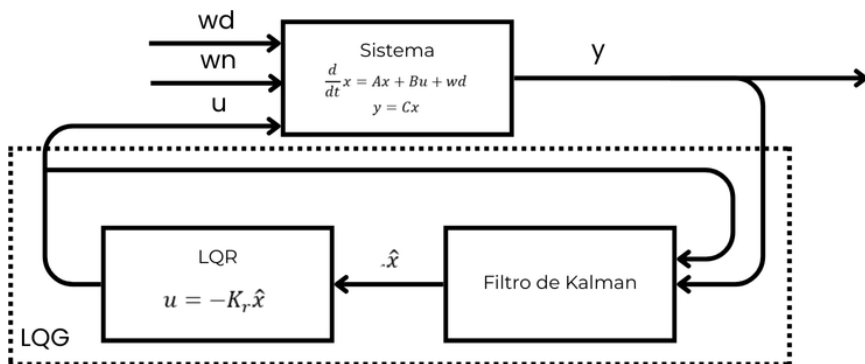


Figura 1.14. Diagrama de bloques de un sistema de control LQR.

- Controlador predictivo por modelo

El controlador predictivo por modelo (MPC) es una técnica de control que permite predecir el impacto de la acción de control en el sistema, minimizando la función objetivo. Este tipo de controladores se utiliza en sistemas como los convertidores de potencia, en donde el comportamiento es híbrido debido a que se usan señales discretas para los cambios entre los interruptores y señales continuas para las salidas del sistema de corriente o voltaje.

Este controlador permite generar un control anticipado de forma regulada tal que se pueda compensar posibles perturbaciones futuras en el sistema. Cuando se determina la función del controlador, este es más fácil de implementar incluso en sistemas de tipo MIMO. La metodología que sigue este tipo de sistemas es la siguiente:

1. Las salidas futuras se encuentran en un rango u horizonte finito conocido como horizonte de predicción, el cual genera la predicción del modelo para cada iteración de muestreo en base al modelo de la planta.
2. Las señales de control futuras se estiman mediante la optimización en base al criterio de que la salida debe encontrarse lo más cercana a la función objetivo.
3. Esta señal se envía mientras que la señal anterior es rechazada debido a que en la siguiente iteración este valor ya es conocido por el sistema. Este proceso se repite de manera continua para todas las secuencias.

Para poder controlar el sistema se define la ecuación dinámica de la planta:

$$Y(t) = Y_0 + \sum_{i=1}^{\infty} g_i * \Delta u(t - i) \quad (\text{Ec.1.26})$$

Para calcular las predicciones se desplaza k veces la respuesta del sistema, asumiendo que la salida inicial es 0, y la siguiente aproximación se expresa:

$$\dot{Y}(t + k) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i * \Delta u(t + k - i) \quad (\text{Ec.1.27})$$

Para que la ecuación se pueda resolver se determinan los límites de cálculo con el objetivo que el problema computacional pueda resolverse, separando los valores pasados y futuros, obteniendo la ecuación:

$$\dot{Y}\left(t + \frac{k}{t}\right) = \sum_{i=1}^k g_i * \Delta u(t + k - i) + Y_m(t) + \sum_{j=1}^M (g_{j+k} - g_j) * \Delta u(t - j)$$

(Ec.1.28)

- Controlador Sliding Mode

El objetivo principal de este controlador es conseguir obtener la salida deseada mediante la acción de una función polinomial. Una vez que se ha alcanzado el objetivo principal el controlador inicia con la oscilación de su salida para mantener los parámetros dentro de este punto. Estas variaciones se denominan “chattering” y perjudican de manera común al actuador por lo que se adicionan ciertos sistemas para evitar este problema durante la etapa de control.

La ley de control para un sistema de segundo orden se puede representar de la siguiente forma:

$$\tau = -D(q(t))\ddot{q}(t) - h(q(t), \dot{q}(t)) - c(q(t)) - Df + q^* + \gamma e + Ks \text{sign}(s)$$

(Ec.1.29)

Para poder evitar el chattering en un controlador SMC, se utilizan condicionales para diferentes zonas, y así se



implementan o fusionan controladores difusos que permitan evitar estas oscilaciones. También se pueden utilizar funciones tipo tangente hiperbólica para restringir las discontinuidades en el sistema (Gómez, 2023).

- Simulación de procesos y herramientas para el diseño de control automático

La simulación de procesos se ha consolidado como una herramienta estratégica en la industria moderna, ya que permite anticipar y optimizar la toma de decisiones antes de implementar cambios en el campo. Esta práctica no solo facilita la reducción de riesgos y costos operativos, sino que también ofrece un marco para comprender de manera integral los sistemas industriales, considerando la interacción de variables críticas y los principios teóricos que rigen su comportamiento. La simulación se convierte así en un puente entre la teoría y la práctica, permitiendo que los ingenieros y gestores industriales evalúen diferentes escenarios y diseñen estrategias de control con mayor precisión y confianza.

El desarrollo de modelos matemáticos basados en datos obtenidos mediante sensores industriales constituye un pilar fundamental en este proceso. Estos sensores, presentes en sistemas mecánicos, neumáticos, eléctricos y térmicos, permiten la recopilación, almacenamiento y análisis de información clave sobre el funcionamiento del sistema. A partir de estos datos, se pueden construir modelos que representen con fidelidad el comportamiento de los procesos, facilitando la experimentación de diferentes estrategias de control en un entorno simulado, sin afectar la operación real. Esta capacidad de experimentación virtual contribuye significativamente a mejorar la eficiencia, la seguridad y la sostenibilidad de los sistemas industriales.

Entre las herramientas más reconocidas para la simulación y optimización de sistemas se encuentra Matlab, una plataforma robusta que combina la resolución de problemas de ingeniería con el análisis avanzado de datos. Su arquitectura basada en matrices ofrece una representación natural y eficiente de los sistemas matemáticos, mientras que sus capacidades gráficas permiten visualizar los resultados de manera clara

y precisa, facilitando la interpretación de la información y la identificación de oportunidades de mejora en los procesos. Asimismo, Matlab incorpora entornos especializados para control automático, destacando la Control System Toolbox, que ofrece recursos para el diseño, sintonización y evaluación de controladores. Esta herramienta permite especificar funciones de transferencia, analizar la respuesta dinámica de los sistemas mediante gráficos de escalón, diagramas de Bode, entre otros métodos, y diseñar controladores adaptados a las necesidades de cada proceso.

El uso de simuladores no se limita únicamente a la predicción del comportamiento de los sistemas; también permite la implementación de técnicas avanzadas de control, incluyendo controladores PID, predictivos y adaptativos, así como estrategias basadas en lógica difusa y redes neuronales. La combinación de simulación y control automático ofrece una visión holística del sistema, donde es posible ajustar parámetros, evaluar el desempeño bajo diferentes condiciones y anticipar problemas antes de que ocurran, garantizando así la eficiencia energética, la estabilidad operativa y la optimización de recursos. En este contexto, la simulación se posiciona como una herramienta indispensable para el desarrollo de procesos industriales más inteligentes, sostenibles y competitivos, donde la precisión y la confiabilidad de las decisiones son fundamentales para el éxito operativo (Tierra et al., 2022).

1.6. Análisis comparativo de métodos de control en refrigeración, energía y sistemas autónomos

El análisis comparativo de métodos de control constituye una herramienta esencial para comprender la eficacia, eficiencia y aplicabilidad de diversas estrategias en contextos tecnológicos cada vez más exigentes. En el marco de la ingeniería moderna, los sistemas de control no se limitan únicamente a garantizar la estabilidad y el cumplimiento de objetivos operativos, sino que también desempeñan un papel clave en la optimización de recursos, la reducción de costos y la respuesta a las crecientes demandas de sostenibilidad y precisión.





Estas técnicas, aplicadas en áreas como la refrigeración industrial, la gestión energética y los sistemas autónomos, muestran un panorama en el que conviven enfoques clásicos, predictivos e inteligentes, cada uno con ventajas y limitaciones que los hacen más o menos adecuados según el entorno de aplicación. Entre los algoritmos más destacados se encuentran los controladores clásicos como el PID, los predictivos como el MPC o el LQR, y los inteligentes basados en lógica difusa, redes neuronales o modelos híbridos. La revisión comparativa de estas estrategias permite identificar sus fortalezas y valorar sus aportaciones en términos de precisión, eficiencia energética, estabilidad y costo de implementación, factores decisivos para la toma de decisiones en contextos industriales y tecnológicos de alta complejidad.

Dentro de las investigaciones analizadas, Ortiz et al. (2021) realizaron un estudio en el que se evaluaron dos estrategias de control en conjunto con un sistema de planificación de trayectoria y guiado, con el objetivo de completar misiones militares mediante vehículos aéreos no tripulados (UAV).

Se propusieron el regulador cuadrático lineal (LQR) y el control predictivo por modelos (MPC) como técnicas multivariantes orientadas a garantizar robustez y estabilidad. Los resultados evidenciaron que, si bien ambas alternativas eran funcionales, el MPC ofreció una precisión superior en las trayectorias y un mejor desempeño en el seguimiento de velocidad, además de un consumo más eficiente de combustible. El LQR, en cambio, mostró desviaciones más notorias que, aunque no significativamente críticas, redujeron la fiabilidad del sistema en condiciones de operación complejas. Estos hallazgos confirmaron la ventaja del MPC en cuanto a evasión de obstáculos y control de referencia, al gestionar de manera más eficiente la configuración de las señales de control.

En una línea orientada a la eficiencia energética, Silupú (2023) desarrolló un modelo matemático para procesos de refrigeración por compresión y comparó el desempeño de estrategias de control como el PID, el Generalized

Predictive Control (GPC) y el Model Predictive Control (MPC). Los resultados mostraron que el MPC ofreció un comportamiento más estable con menor sobreoscilación que el GPC, optimizando el control de la temperatura y reduciendo el consumo de energía. Este tipo de aportes resulta especialmente relevante en la industria de la refrigeración, donde los costos energéticos constituyen un factor determinante y donde el control preciso de variables como la temperatura garantiza tanto la calidad de los productos como la sostenibilidad operativa.

Por otra parte, Abo-Sennah et al. (2021) llevaron a cabo un estudio comparativo de siete técnicas de control aplicadas a la optimización de la eficiencia en paneles solares, entre ellas perturbación y observación (P&O), su versión modificada (M-P&O), conductancia incremental (INC), lógica difusa (FLC), redes neuronales artificiales (RNA), sistemas de inferencia neuro-difusa adaptativa (ANFIS) y búsqueda cucú (CS).

Las simulaciones realizadas en MATLAB/SIMULINK mostraron que todas las técnicas MPPT mejoraron significativamente el desempeño respecto a sistemas sin control. En particular, ANFIS ofreció la mayor eficiencia, aunque con un alto costo en sensores y procesamiento; CS y ANN presentaron un buen rendimiento con ventajas en tiempo de cómputo y costos de implementación, mientras que P&O y sus variantes mostraron oscilaciones y retardos más marcados en la respuesta. Estos resultados refuerzan la idea de que, en sistemas energéticos, la elección del controlador debe balancear eficiencia y viabilidad de implementación.

Los estudios revisados evidencian que no existe un método de control universalmente superior, sino que la idoneidad de cada técnica depende del tipo de sistema, las condiciones operativas y los objetivos estratégicos. Los controladores clásicos, como el PID, siguen siendo una opción robusta y ampliamente utilizada por su simplicidad y bajo costo, mientras que los predictivos, en especial el MPC, ofrecen un desempeño superior en escenarios dinámicos y complejos.





Por su parte, los enfoques inteligentes basados en redes neuronales, lógica difusa o modelos híbridos muestran un gran potencial en aplicaciones que requieren adaptabilidad, aunque con mayores exigencias de implementación. De este modo, la tendencia en la ingeniería contemporánea apunta hacia la integración e hibridación de técnicas, combinando la simplicidad de los métodos clásicos con la capacidad predictiva de los algoritmos avanzados y la adaptabilidad de los sistemas inteligentes, en busca de soluciones más precisas, sostenibles y eficientes para la industria del futuro.

1.7. Marco normativo y referencial para la gestión sostenible y la inocuidad en sistemas de refrigeración alimentaria

La gestión eficiente y sostenible de los sistemas de refrigeración en el sector alimentario se sustenta en un sólido marco normativo que integra disposiciones constitucionales, estándares internacionales y regulaciones técnicas nacionales. En el contexto ecuatoriano, la Constitución de la República de 2008 establece principios estratégicos que orientan las políticas públicas hacia la soberanía alimentaria y la sostenibilidad ambiental. En ella, se reconoce la soberanía alimentaria como una meta estratégica y una obligación del Estado, asegurando que todos los ciudadanos tengan acceso permanente a alimentos sanos, inocuos y nutritivos.

Complementariamente, el artículo 413 dispone que el Estado debe promover la eficiencia energética, el desarrollo de tecnologías amigables con el medio ambiente y la inversión en energías renovables de bajo impacto, constituyendo un respaldo normativo esencial para la optimización de los sistemas de refrigeración en empresas del sector alimentario, con el fin de garantizar la sostenibilidad ambiental y la reducción del consumo energético (Ecuador. Asamblea Nacional Constituyente, 2008).

A nivel internacional, Ecuador se adscribe a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) establecidos por la Organización de las Naciones Unidas, adoptando compromisos que promueven la eficiencia energética y la mitigación del

cambio climático. Entre estos, el ODS 7 busca asegurar el acceso universal a una energía asequible, sostenible, segura y moderna, mientras que el ODS 13 enfatiza la adopción de medidas urgentes para combatir el cambio climático y sus efectos adversos. Estas metas globales refuerzan la necesidad de implementar tecnologías y prácticas innovadoras en la cadena de suministro alimentaria, destacando la relevancia de sistemas de refrigeración energéticamente eficientes y ambientalmente responsables (Ecuador. Asamblea Nacional Constituyente, 2008).

Desde la perspectiva normativa, la Norma Técnica Sustitutiva de Buenas Prácticas de Manufactura, emitida por la Agencia Nacional de Regulación, Control y Vigilancia Sanitaria (2015), establece requisitos claros para las empresas que procesan y almacenan alimentos, garantizando la inocuidad y la calidad de los productos. En particular, los artículos 53, 54 y 58 determinan las condiciones mínimas de almacenamiento, especificando la necesidad de mantener parámetros ambientales e higiénicos acordes con las características de cada producto.

Asimismo, se exige la implementación de sistemas de control de temperatura y humedad, así como una adecuada circulación de aire, asegurando un entorno seguro y propicio para la conservación de los alimentos. El artículo 5, relativo al diseño y construcción de instalaciones de almacenamiento, enfatiza la facilidad de operación y mantenimiento como elementos esenciales para prevenir la proliferación de contaminantes y garantizar la seguridad del producto.

En complemento, la normativa internacional ISO 22000 sobre Sistemas de Gestión de la Inocuidad de los Alimentos (International Organization for Standardization, 2018) define los requisitos mínimos para la implementación de un sistema integral de inocuidad alimentaria. Este estándar promueve la comunicación interactiva entre los distintos eslabones de la cadena de suministro, facilitando la identificación y gestión de peligros potenciales que puedan comprometer la calidad de los alimentos.





Además, establece procedimientos específicos para garantizar un entorno higiénico, incluyendo la correcta operación y mantenimiento de equipos de refrigeración, así como la supervisión continua de las instalaciones para asegurar que los alimentos se mantengan en condiciones óptimas (Servicio Ecuatoriano de Normalización, 2019).

Por su parte, la NTE INEN-ISO/TS 22002-1, que regula los Programas de Prerrequisitos en Seguridad Alimentaria, detalla los criterios necesarios para el diseño, operación y mantenimiento de instalaciones dedicadas al almacenamiento y procesamiento de alimentos. Esta normativa enfatiza la importancia de mantener los parámetros críticos de temperatura, humedad y circulación de aire bajo control constante, evitando la contaminación y asegurando la preservación de las propiedades organolépticas y nutricionales de los productos. Además, establece la obligatoriedad de implementar sistemas de monitoreo, registro y control que permitan garantizar la vida útil de los alimentos hasta su llegada al consumidor final, fortaleciendo la confianza en la cadena de suministro y la seguridad alimentaria (Servicio Ecuatoriano de Normalización, 2009).

Este marco normativo constituye un respaldo integral para la implementación de sistemas de refrigeración eficientes, sostenibles y confiables dentro del sector alimentario. La articulación de disposiciones constitucionales, objetivos de desarrollo global y estándares técnicos nacionales e internacionales no solo asegura la inocuidad y calidad de los productos, sino que también promueve la eficiencia energética, la sostenibilidad ambiental y la innovación tecnológica. La convergencia de estos elementos constituye un fundamento sólido para el diseño, operación y control de sistemas de refrigeración modernos, capaces de satisfacer las demandas crecientes de seguridad, eficiencia y sostenibilidad en la industria alimentaria contemporánea.

El presente capítulo ha permitido establecer los fundamentos teóricos y prácticos necesarios para comprender la gestión y optimización de los sistemas de refrigeración industrial

dentro de la cadena alimentaria, integrando aspectos de control automático, sostenibilidad y normatividad vigente. Se ha evidenciado que la aplicación de técnicas de control, desde los enfoques clásicos como los controladores PID hasta estrategias avanzadas como el control predictivo por modelos y los sistemas inteligentes basados en lógica difusa o redes neuronales, resulta esencial para mantener las variables críticas de operación dentro de rangos óptimos, garantizando la eficiencia energética, la estabilidad del sistema y la calidad de los productos almacenados.

Asimismo, la integración de la refrigeración industrial con la cadena de suministro alimentaria resalta la importancia de mantener flujos de productos controlados y seguros, considerando tanto la trazabilidad como la inocuidad de los alimentos. La revisión de sistemas y tecnologías de refrigeración, así como el modelamiento matemático de sus componentes, proporciona herramientas valiosas para el diseño, simulación y optimización de procesos, permitiendo anticipar comportamientos y tomar decisiones fundamentadas antes de la implementación real.

El análisis comparativo de métodos de control ha mostrado que no existe una solución única para todos los contextos, sino que la selección de la estrategia más adecuada depende de factores como la complejidad del sistema, las características del producto, los objetivos energéticos y la inversión disponible. En este sentido, los enfoques inteligentes y predictivos ofrecen ventajas significativas en términos de precisión, reducción de sobreoscilaciones y eficiencia energética, mientras que los métodos clásicos siguen siendo útiles por su robustez y simplicidad de implementación.

Finalmente, la inclusión del marco normativo y referencial, tanto nacional como internacional, refuerza la necesidad de que los sistemas de refrigeración no solo cumplan con criterios de eficiencia y optimización, sino que también garanticen la inocuidad alimentaria, el respeto por la sostenibilidad ambiental y el cumplimiento de los objetivos



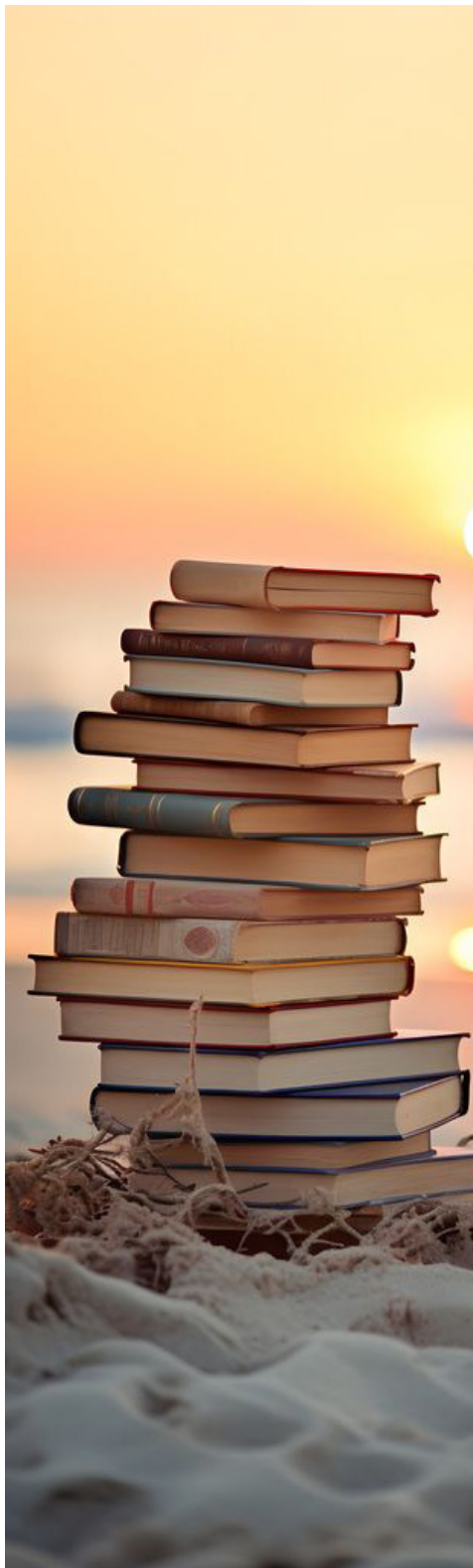
de desarrollo sostenible. En conjunto, este capítulo establece una base integral para la gestión eficiente, segura y sostenible de los sistemas de refrigeración industrial en el sector alimentario, sentando las bases para los desarrollos técnicos y estratégicos que se abordarán en los capítulos posteriores.

02.

IMPLEMENTACIÓN APLICADA DE CONTROL AUTOMÁTICO EN CÁMARAS DE REFRIGERACIÓN INDUSTRIAL

2.1. Ubicación geográfica, condiciones climáticas del área experimental y diseño metodológico del estudio

La investigación se realizó en una industria alimenticia del cantón Santo Domingo parroquia Valle Hermoso, ubicado en la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, Ecuador; cuyas coordenadas geográficas son -0.092214525, -79.27952740, cuyo nombre se mantiene en reserva debido a la confidencialidad de sus operaciones.





Este sector posee un clima de tipo tropical lluvioso, en donde la temperatura ambiental tiene una media de 25 °C, con un alto porcentaje de humedad relativa lo cual genera ciertos desafíos en la industria alimenticia local. Debido a estas condiciones climáticas, el consumo energético en equipos como los sistemas de refrigeración requieren un uso más intensivo que en otras regiones de tal manera que se preserven los alimentos bajo los estándares requeridos (Ecuador. Consejo Municipal de Santo Domingo, 2025).

Los sistemas de refrigeración son importantes debido a que impiden el crecimiento de bacterias en los alimentos y contribuyen con su conservación. Cuando los nutrientes que poseen los alimentos se presentan en condiciones de temperatura y humedad inadecuadas, las bacterias tienden a incrementar su número y consecuentemente producen enfermedades que pueden ser relacionadas con el consumo de alimentos contaminados. Pese a esto, el mantener una correcta regulación de las condiciones óptimas en la cadena de frío requiere un consumo elevado de energía lo cual se relaciona directamente con las emisiones de efecto invernadero que se producen en el ambiente (Quiñones, 2021).

Considerando estos aspectos, la empresa privada analizada de la cual no se da el nombre debido a su confidencialidad ha enfrentado varios retos relacionados con el consumo energético en sus sistemas de refrigeración. Esto se debe a que existe una carencia en sistemas de control avanzado dentro de las cámaras de refrigeración que consideren aspectos como la temperatura, humedad, flujo de aire y presión no permitiendo que exista un ajuste dinámico de estos parámetros con respecto a las condiciones ambientales de la zona. Este problema principal produce que el sistema sufra de fluctuaciones térmicas, un mayor desgaste de los equipos y el incremento en los costos de mantenimiento debido a un control ineficiente.

Una oportunidad para abordar esta problemática consiste en la implementación de técnicas de control avanzado, tales como el uso de algoritmos predictivos o modelos

matemáticos basados en redes neuronales los cuales pueden mejorar aspectos como el consumo energético, tiempo de enfriamiento y la operatividad del sistema, garantizando que las condiciones internas de las cámaras mantengan una estabilidad para la conservación adecuada de los productos.

En la empresa alimenticia cuyo nombre se reserva debido a temas de confidencialidad, la cual se encuentra ubicada en la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, se ha presentado la necesidad de mejorar el control de las cámaras de refrigeración mediante el análisis y evaluación de diferentes técnicas de control automático avanzado en donde se pueda optimizar de manera eficiente el consumo energético y el desempeño operativo de este tipo de sistemas en el contexto y condiciones ambientales de la zona, sin comprometer la calidad del proceso de refrigeración.

La optimización energética y operativa de las cámaras de refrigeración industrial se presenta como un desafío a ser abordado para la mejora en las industrias del sector alimenticio de la zona de Santo Domingo, considerando las condiciones climáticas del sector, mismas que requieren altas demandas de refrigeración para la conserva correcta de los alimentos.

Tomando en cuenta esto, los sistemas de refrigeración representan un alto porcentaje en el consumo total de la empresa de estudio la cual alcanza el 30% de acuerdo con las bases del consumo analizado de la compañía. Este alto consumo implica un impacto directo en los costos de operación de la planta, considerando que los equipos de condensación que se utilizan para el enfriamiento tienen potencias elevadas lo cual incrementa el costo de la tarifa eléctrica.

De igual manera, los costos asociados a este tipo de sistemas se consideran como un factor importante ya que el mantenimiento de compresores puede llegar a cerca de \$30,000 mensuales cuando presentan fallas en su funcionamiento, lo cual representa un impacto económico para la empresa. Este costo, pese a no ser habitual, genera





problemas que incrementan de manera directa el costo del producto final para los usuarios, que se puede evitar mejorando la eficiencia de los sistemas de control optimizando la gestión energética y las condiciones de operación.

La presente investigación se enfoca en analizar diferentes técnicas de control automático de tal forma que se mejore la eficiencia energética en las cámaras de refrigeración de la empresa, considerando que las estrategias tradicionales de control no consiguen adaptarse de manera correcta a la dinámica de ciertas variables involucradas en el sistema tales como la temperatura, humedad, presión y flujo de aire lo cual produce un desempeño no adecuado de este tipo de sistemas.

La principal justificación de este trabajo de investigación se basa en la inclusión de sistemas avanzados, como el control predictivo, adaptativo o basado en inteligencia artificial ya que estos poseen un mejor potencial para responder de forma eficiente a los cambios de las variables analizadas, optimizando el consumo energético y la estabilidad operativa.

El diseño de la presente investigación es de tipo cuantitativo experimental debido a que permite evaluar de forma objetiva cada una de las técnicas de control avanzado considerando aspecto de eficiencia energética y operativa en las cámaras de refrigeración industrial. Al aplicar técnicas como la recolección y análisis de datos numéricos se garantiza el enfoque cuantitativo para determinar que los resultados obtenidos tengan una fundamentación. En cuanto al componente experimental, se ejecutan las simulaciones bajo diversas condiciones de operación aplicando las estrategias de control predictivo, adaptativo e inteligencia artificial, validando la efectividad de cada uno.

La aplicación de este diseño se lo realiza mediante la implementación de los modelos matemáticos y aplicación de simulaciones en el entorno de MATLAB/Simulink, donde se analizan distintos escenarios de perturbaciones y operación en las cámaras de refrigeración. Estos experimentos permitirán la manipulación de la variable controlada para

observar el impacto que tiene cada controlador en respuesta a aspectos como el consumo energético y la estabilidad térmica del sistema. Estos resultados serán comparados entre sí para determinar qué estrategias de control es la más adecuada para la aplicación en las cámaras de refrigeración analizadas.

En cuanto a las fases de investigación, la primera corresponde a la observación directa, en donde se ejecuta el monitoreo y registro de las variables que influyen en el comportamiento de las cámaras de refrigeración, lo cual se realiza utilizando sensores y sistemas de adquisición de datos. Esta observación permite entender la dinámica del sistema para poder implementarla en el entorno de simulación. Estos datos son importantes para poder evaluar el funcionamiento de las técnicas de control y establecer una referencia inicial para la posterior validación.

En la segunda fase se analizan los datos obtenidos y se genera el modelo computacional para examinar el comportamiento del sistema en estado transitorio y en estado estable verificando el tipo de modelo que corresponde a su funcionamiento. Mediante diversas pruebas se observa la estabilidad y relación con diversas variables que afecten el comportamiento operativo del sistema. En base a este análisis se determinará la línea base para la comparación y definición de los escenarios de prueba en donde se evaluarán las estrategias de control.

Finalmente, en la tercera fase se realiza las simulaciones mediante el uso de un simulador para modelar y evaluar el desempeño de las técnicas de control predictivo, adaptativo e inteligencia artificial. Se aplicarán escenarios similares para cada propuesta de control de tal manera que se puedan comparar los resultados obtenidos en cada uno identificando cuál de ellos tiene una mejor respuesta en cuanto a la optimización del consumo energético y mejoramiento de la estabilidad del sistema.

Los instrumentos de investigación se escogieron de tal forma que se pueda garantizar el registro, procesamiento y análisis



de los datos necesarios para el diseño y validación de las técnicas de control aplicadas a las cámaras de refrigeración industrial.

A continuación, se presentan los principales instrumentos definidos:

- **MATLAB/Simulink:** Utilizado como herramienta principal para la implementación y evaluación de las técnicas de control planteadas. En este software se modela la dinámica operativa de la planta, se realizan las simulaciones bajo diferentes escenarios y se analiza la influencia de las estrategias de control en cuanto a eficiencia y estabilidad.
- **Sistemas de adquisición de datos:** integra un sistema de adquisición de datos que el cual permite el registro de las variables de las cámaras de refrigeración en tiempo real por medio de sensores. Este sistema permite que pueda integrar esta información en Matlab/Simulink para aplicar la identificación y así obtener el modelo de la planta.
- **Análisis Comparativo de Técnicas de Control:** Se validan las estrategias de control avanzado, evaluando parámetros como eficiencia energética, estabilidad, repuesta ante perturbaciones y complejidad de implementación, determinando la técnica más adecuada para optimizar el sistema de enfriamiento.

2.2. Enfoques de control en sistemas industriales

El control de procesos industriales constituye uno de los pilares fundamentales en la automatización moderna, ya que permite garantizar la estabilidad, eficiencia y calidad en la operación de sistemas complejos. La diversidad de dinámicas presentes en los entornos industriales ha impulsado el desarrollo de múltiples enfoques de control, que van desde métodos clásicos hasta técnicas avanzadas apoyadas en inteligencia artificial. Entre los más utilizados se encuentra el controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID), reconocido por su simplicidad, robustez y facilidad de



implementación en la mayoría de los procesos productivos. No obstante, las crecientes exigencias en términos de precisión, adaptabilidad y capacidad de respuesta frente a entornos no lineales han favorecido la incorporación de estrategias más sofisticadas, como el control difuso (Fuzzy), el control basado en redes neuronales y los controladores adaptativos.

Estos enfoques ofrecen diferentes ventajas: mientras el PID sigue siendo una solución versátil para procesos lineales y de dinámica bien definida, los controladores difusos y neuronales destacan por su capacidad para gestionar la incertidumbre, la complejidad y los comportamientos no lineales. Por su parte, los controladores adaptativos permiten una respuesta flexible frente a cambios en la dinámica del sistema, ajustando parámetros en tiempo real. El análisis y comparación de estas técnicas resulta esencial para seleccionar la estrategia más adecuada en función de los objetivos de operación, las restricciones técnicas y los requerimientos de sostenibilidad energética. En este sentido, la integración de diferentes métodos de control no solo optimiza el desempeño de los sistemas industriales, sino que también contribuye a la innovación tecnológica y a la competitividad en sectores clave de la producción.

- Controlador PID clásico

El controlador Proporcional Integral Derivativo (PID) es el controlador con más utilidad dentro de la industria, este permite ajustar la salida de la planta de acuerdo con la combinación de las acciones Proporcional (P), Integral (I), Derivativo (D). En la Tabla 2.1 se observan las principales ventajas y desventajas del Controlador PID, destacando que posee una fácil implementación dado que la mayoría de los controladores de la industria tienen bloques definidos para este tipo de control. En cuanto a las desventajas se tiene que requiere ajustar de manera específica para evitar pérdidas de estabilidad.



Tabla 2.1. Ventajas y desventajas del controlador PID.

Ventajas	Desventajas
Fácil implementación y ajuste	Bajo desempeño en sistemas No lineales
Rápida respuesta ante perturbaciones	Requiere ajuste fino para no perder estabilidad
Se aplica a todo tipo de sistemas industriales	No se adapta a cambios en la dinámica del sistema

La Figura 2.1 indica el diagrama de bloques correspondiente al controlador PID, en donde se verifican los bloques de cada una de las acciones, la función del Accionador y del Sistema o Planta de la cual se obtiene la variable controlada. Este tipo de sistemas se utiliza para sistemas de Entrada Única Salida Única (SISO), para implementar a un sistema de varias entradas se requiere la sintonización de varios bloques de control simultáneos.

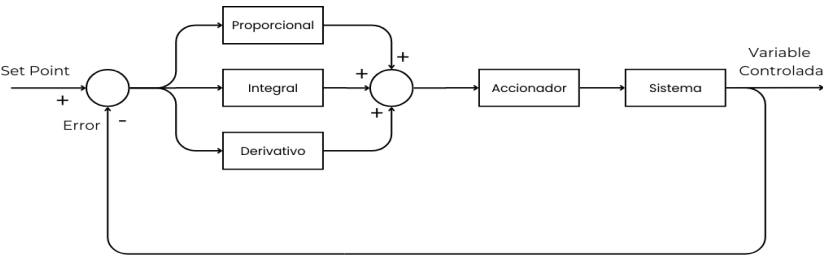


Figura 2.1. Diagrama de Bloques de Controlador PID.

• Controlador MPC

El controlador MPC o conocido como Control Predictivo basado en el Modelo utiliza una función matemática para generar predicciones del comportamiento futuro del sistema. Una de las principales características es optimizar una función de coste en cada iteración para determinar la mejor respuesta de la acción de control, así como manejar restricciones tanto en las entradas como en las salidas del sistema. En la Tabla 2.2 se observan las principales ventajas del controlador MPC, en donde se identifica el desempeño para sistemas de múltiples entradas. En cuanto a desventajas se refiere este sistema puede generar altos

costos de implementación y una alta carga computacional para obtener respuestas precisas.

Tabla 2.2. Ventajas y desventajas del controlador MPC.

Ventajas	Desventajas
Buen desempeño en sistemas Múltiple Entrada Múltiple Salida (MIMO)	Utiliza una alta carga computacional
Maneja restricciones como sobre enfriamiento o sobre calentamiento para casos de temperatura	Resulta complejo en sistemas No Lineales debido a que requiere un modelo preciso de la planta
Actúa de manera óptima en la predicción de la acción de control futura	La implementación dentro del hardware requiere un costo elevado para respuestas en tiempo real

En la Figura 2.2 se observa el esquema básico de un controlador MPC en donde se verifican que las restricciones se encuentran en la determinación del objetivo y el controlador y se tiene un estimador que retroalimenta la salida del sistema mediante la variable controlada. Este tipo de sistemas requiere que el modelo matemático sea preciso para obtener un desempeño óptimo, y se adapta de manera eficiente en el manejo de varias entradas.

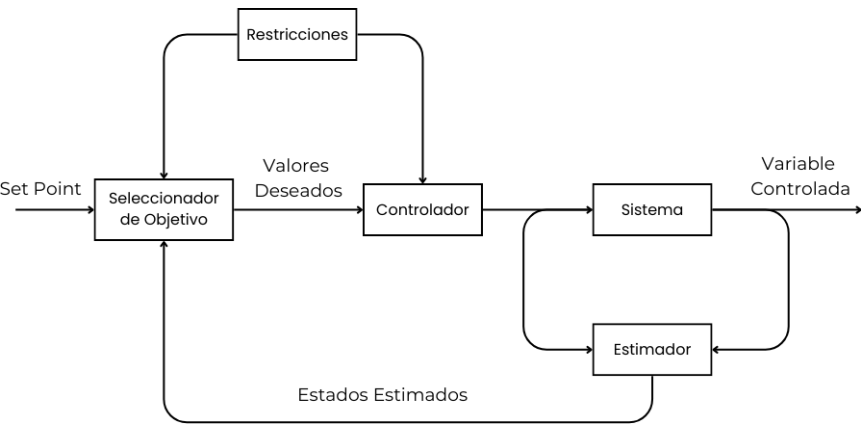


Figura 2.2. Diagrama de bloques del controlador MPC.

- Controlador Fuzzy

Este controlador se basa en reglas heurísticas en vez de utilizar modelos matemáticos. Utiliza conjuntos difusos que permiten modelar sistemas no lineales y se compone de 3 etapas: fuzzificación, inferencia y defuzzificación. En la Tabla 2.3 se observan las principales ventajas de este tipo de control, el cual se adapta de manera eficiente a los cambios de la dinámica del sistema. La principal desventaja se considera el difícil ajuste de las reglas cuando existen diversas entradas.

Tabla 2.3. Ventajas y desventajas del controlador Fuzzy.

Ventajas	Desventajas
No se necesita un modelo matemático preciso	Difícil de diseñar y ajustar en sistemas de múltiples entradas
Es ideal para sistemas No lineales y que poseen Incertidumbre	No permite garantizar la estabilidad del sistema
Adaptable a cambios de la dinámica del sistema	En sistemas demasiado variables, requiere ajuste contante

En la Figura 2.3 se observa el diagrama de bloques de un sistema básico de controlador Fuzzy en donde se comprueba que el set point se conecta al fuzzificador, genera los mecanismos de inferencia y realiza la defuzzificación que envía la señal al sistema para controlar la variable. Cuando se tiene un sistema con múltiples entradas se pueden generar una infinidad de reglas de inferencia.

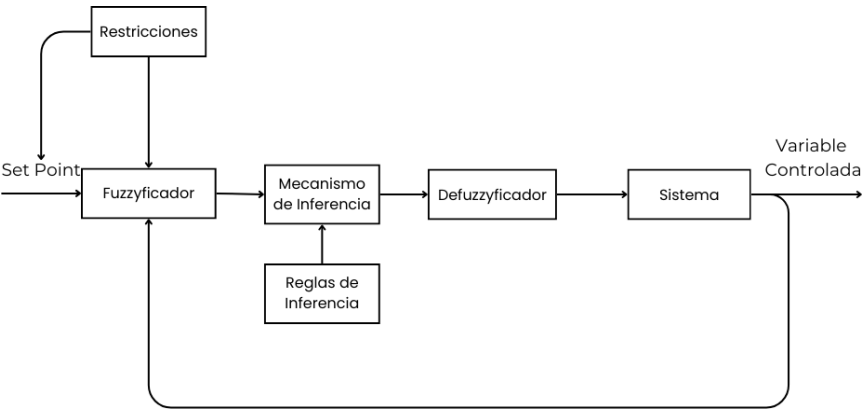


Figura 2.3. Diagrama de bloques del controlador Fuzzy.

- Controlador basado en redes neuronales

Este tipo de controladores aprende la dinámica del sistema a partir de datos en vez de tener un modelo matemático fijo. Se puede utilizar en diversas arquitecturas para formar un control directo o adaptativo y puede manejar sistemas no lineales de manera óptima. En la Tabla 2.4 se puede observar las ventajas de este tipo de controlador, destacando la fácil adaptación a la dinámica del sistema sin tener que reconfigurar el controlador. La mayor desventaja de este sistema es que requiere una gran cantidad de datos para entrenar el modelo.

Tabla 2.4. Ventajas y desventajas del controlador neuronal.

Ventajas	Desventajas
No se necesita un modelo matemático preciso	Difícil de diseñar y ajustar en sistemas de múltiples entradas
Es Ideal para sistemas No lineales y que poseen incertidumbre	No permite garantizar la estabilidad del sistema
Adaptable a cambios de la dinámica del sistema	En sistemas demasiado variables requiere un ajuste contante

En la Figura 2.4 se observa el diagrama de bloques de un sistema basado en redes neuronales (RNA) el cual consta de un bloque de control en donde se encuentra la arquitectura de la red entrenada la cual envía la señal a la planta para controlar la variable de salida. En este tipo de sistemas se puede incluir una combinación de controladores PID o MPC para mejorar la estabilidad o robustez de la planta.

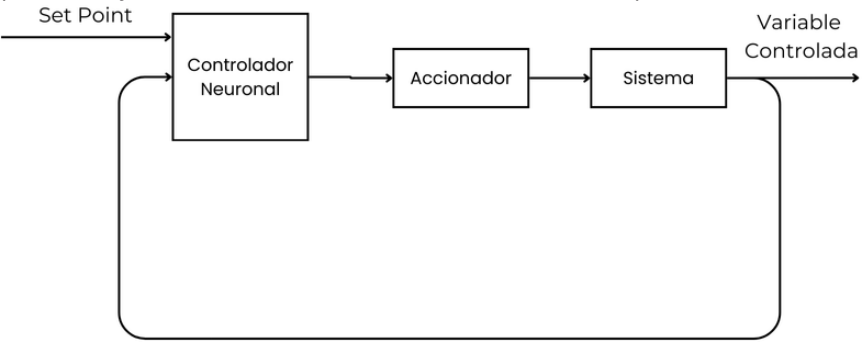


Figura 2.4. Diagrama de bloques de un control RNA.

- Controlador adaptativo

El controlador adaptativo es aquel que permite ajustar los parámetros de control en tiempo real de acuerdo con las necesidades de la planta. Se requiere una identificación continua del sistema y tiene arquitecturas diferentes como MRAC o L1. En la Tabla 2.5 se puede observar las principales ventajas y desventajas de este controlador, donde se destaca que no requiere reajustes como el PID pero que posee una complejidad de implementación mayor con respecto al Fuzzy o PID.

Tabla 2.5. Ventajas y desventajas del controlador adaptativo.

Ventajas	Desventajas
Útil para sistemas variables	Alta complejidad de implementación
No requiere ajuste constante	Utiliza una mayor cantidad de recursos computacionales
Compensa de manera óptima variaciones térmicas	La sintonización es compleja en sistemas No lineales

En la Figura 2.5 muestra el diagrama de bloques correspondiente al controlador adaptativo, el cual posee un bloque de mecanismos de adaptación que retroalimenta la diferencia entre la variable controlada y el modelo de referencia para determinar el valor al cual se debe ajustar. Este tipo de sistemas se puede combinar con controladores MPC o PID para mejorar la respuesta y es útil cuando se tienen varias entradas y salidas debido a que maneja cada variable de manera independiente.

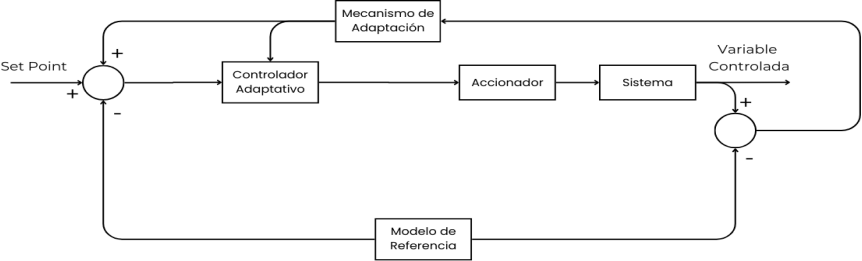


Figura 2.5. Diagrama de bloques del controlador adaptativo.

- Comparación de técnicas de control analizadas

Finalmente, se realiza una comparación entre diferentes técnicas de control analizadas considerando aspectos como

la facilidad de implementación, adaptabilidad a cambios en la dinámica del sistema, manejo de restricciones, gasto computacional requerido y si es recomendable o no para sistemas MIMO. En la Tabla 2-6 se observa que el controlador MPC y el Adaptativo tiene mejores condiciones con respecto a la adaptabilidad y recomendación para ser utilizados en sistemas MIMO.

Tabla 2.6. Comparación entre técnicas de control.

Controlador	Facilidad de Implementación	Adaptabilidad	Manejo de Restricciones	Computación Requerida	Ideal para MIMO
PID	Alta	Baja	No	Baja	No recomendado
MPC	Media	Alta	Sí	Alta	Sí
Fuzzy	Media	Media	Parcialmente	Media	Sí, pero complejo
Red Neuronal	Baja	M u y Alta	No directamente	Muy Alta	Sí, pero requiere entrenamiento
Adap-tativo	Media	M u y Alta	No directamente	Media-Alta	Sí

2.4. Implementación del modelo matemático del sistema de refrigeración

La cámara de refrigeración es un sistema dinámico debido a que las variables que influyen en el proceso evolucionan en el tiempo con respecto a las entradas. Para entender el funcionamiento del sistema, en esta sección se desarrolla el modelo matemático de manera que pueda analizar el cambio de las variables físicas de temperatura, flujo de aire, humedad y presión.

Se utilizaron datos registrados de temperatura en las diferentes cámaras de refrigeración para poder determinar las condiciones iniciales del sistema, así como los rangos de

temperatura de trabajo a las que está sometida. En la Figura 2.6 se observan los datos de cada una de las 6 cámaras de refrigeración de la empresa siendo la cámara 2 la cual se tomará como referencia para el análisis y modelado matemático.

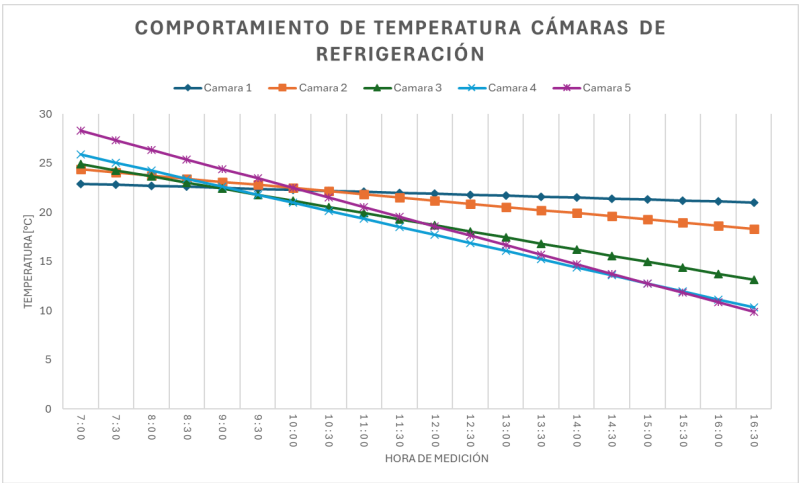


Figura 2.6. Datos registrados en cámaras de refrigeración de la empresa.

Al ser un sistema que se encuentra influenciado por factores tales como la potencia de refrigeración, el flujo de aire del ventilador, estado del extractor y la válvula de inyección de vapor se considera como un sistema MIMO, tal y como se observa en la Figura 2.7. Para esto se realizó un análisis de balance energético para determinar cada una de las ecuaciones diferenciales que representan el comportamiento del sistema.

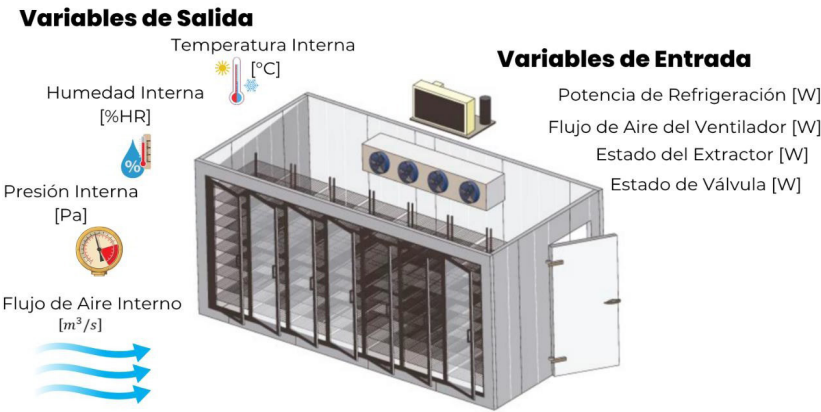


Figura 2.7. Variables que intervienen en la cámara de refrigeración.

- Balance térmico de temperatura

Se determina la variación de energía interna de la masa de aire de acuerdo con la ecuación diferencial:

$$\frac{d}{dt}(m_a c_p T) = Q_{in} - Q_{out} \quad (\text{Ec. 2.1})$$

Donde:

m_a : Masa de Aire dentro de la cámara

c_p : Calor Específico del aire

T : Temperatura interna de la cámara de refrigeración

$Q_{in} = k(T_{amb} - T)$: Ganancia de Calor

$Q_{out} = U_1$: Potencia Calórica del Sistema

Simplificando los valores:

$$m_a c_p \frac{dT}{dt} = k(T_{amb} - T) - U_1$$

$$\frac{dT}{dt} = \frac{k}{m_a c_p} T_{amb} - \frac{kT}{m_a c_p} - \frac{U_1}{m_a c_p}$$

Aplicando la Transformada de Laplace:

$$sT(s) = -\frac{k}{m_a c_p} T(s) + \frac{k}{m_a c_p} T_{amb} - \frac{U_1}{m_a c_p}$$

Agrupando:

$$(s + \frac{k}{m_a c_p}) T(s) = \frac{k}{s m_a c_p} T_{amb} - \frac{U(s)}{m_a c_p}$$

Linealizando el sistema para obtener un sistema de primer orden, asumiendo que la temperatura interna debe rondar en 0 °C:

$$(s + \frac{k}{m_a c_p}) T(s) = -\frac{U(s)}{m_a c_p}$$



Se obtiene la función de transferencia:

$$G_{11}(S) = \frac{T(s)}{U(s)}$$

$$G_{11}(S) = \frac{-K_{11}}{\tau T_{11}s + 1}$$

Definiendo que:

$K_{11} = 0.0076 \Omega \rightarrow$ Ganancia de Temperatura por Aplicación de Potencia

$\tau T_{11} = 1200 \text{ s} \rightarrow$ Tiempo de Estabilización de Temperatura

Obteniendo:

$$G_{11}(S) = \frac{-0.0076}{1200s + 1}$$

Se considera también el efecto que tiene el flujo de aire sobre la temperatura, ya que el aire mejora la convección incrementando la capacidad de enfriamiento del sistema. En base a esto se plantea la ecuación:

$$\frac{dT}{dt} = -a_1 T + b_1 U_2 \quad (\text{Ec. 2.2})$$

Donde:

a_1 : Contante Proporcional de enfriamiento

b_1 : Constante de Efecto del Flujo en el enfriamiento

U_2 : Flujo de aire en la cámara de Refrigeración

Calculando la Transformada de Laplace:

$$sT(s) = a_1 T(s) + b_1 U_2(s)$$

Se obtiene la función de transferencia:

$$G_{14} = \frac{T(s)}{U_2(s)}$$



$$G_{14} = \frac{\frac{b_1}{a_1}}{\frac{1}{a_1}s + 1}$$

Donde:

$$\frac{b_1}{a_1} = K_{14} = 0.3 \left[\frac{m^3}{s * kW} \right]$$

$$\tau_{14} = \frac{1}{a_1} = 150 \text{ s}$$

$$G_{14} = \frac{0.3}{150s + 1}$$

Finalmente, el modelo matemático de la temperatura en la cámara de refrigeración se representa por:

$$T(s) = G_{11}(s) * U_1(s) + G_{14}(s) * U_2(s) \quad (\text{Ec. 2.3})$$

$$T(s) = \frac{-0.0076}{1200s + 1} * U_1(s) + \frac{0.3}{150s + 1} * U_2(s)$$

En la Figura 2.8 se observa el diagrama de bloques correspondiente a las funciones de transferencia que representan la dinámica de la temperatura en el sistema de refrigeración analizado el cual consta de 2 bloques escalón que representan la potencia de refrigeración y el flujo de aire del ventilador, 2 bloques de función de transferencia y un sumador que dará la respuesta total del sistema para visualizarla en el scope.

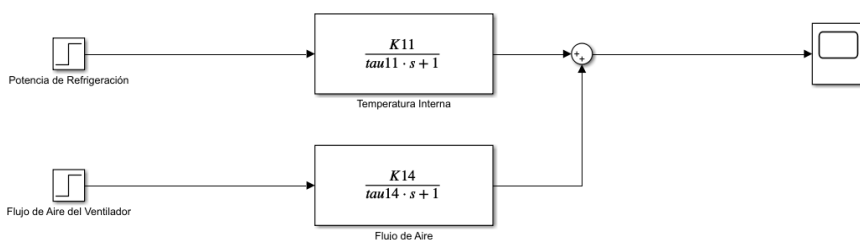


Figura 2.8. Diagrama de bloques Simulink de temperatura interna del sistema.

Finalmente, en la Figura 2.9 se observa el comportamiento frente a una entrada escalón, mismo que permite observar de manera precisa cómo el sistema responde a un cambio repentino y sostenido en la entrada tanto para la potencia de refrigeración y el flujo de aire del ventilador. Se puede observar que se tiene un sistema lento y estable, con una dinámica de primer orden con un tiempo de establecimiento que va en torno a los 500.89 segundos.

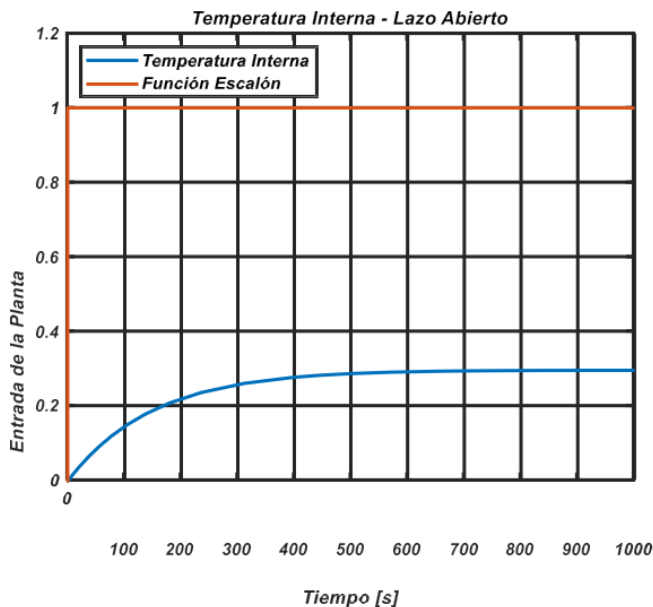


Figura 2.9. Respuesta al escalón del comportamiento dinámico de temperatura.

- Balance de masa de vapor de agua

Se utiliza el principio de conservación de la masa de vapor de agua en un volumen controlado la cual está representada por:

$$\frac{dH(t)}{dt} = -a_2H(t) + b_2 \quad (\text{Ec. 2.4})$$

Donde:

$H(t)$: Cantidad de Humedad en el Sistema

a_2 : Constante de Eliminación de Humedad



b_2 : Cantidad de Inyección de Vapor

$u_3(t)$: Señal que Controla la Inyección de Vapor

Se aplica la transformada de Laplace:

$$sH(s) = -a_2H(s) + b_2U_3(s)$$

Agrupando:

$$(s + a_2)H(s) = b_2U_3(s)$$

Se obtiene la función de transferencia:

$$\frac{H(s)}{U_3(s)} = \frac{b_2}{s + a_2}$$

Para obtener una función de primer orden se reemplaza:

$$\frac{b_2}{a_2} = K_{22} = -0.6 \left[\frac{\%}{m^3/s} \right]$$

$$\tau_{24} = \frac{1}{a_2} = 250 \text{ s}$$

$$G_{24} = \frac{-0.6}{250s + 1}$$

Se considera también el efecto que tiene el flujo de aire sobre la humedad, considerando una función de transferencia lineal de la forma:

$$G_{22} = \frac{K_{22}}{\tau_{22}s + 1}$$

Donde:

$$K_{22} = -0.4 \left[\frac{\%}{kW} \right]$$

$$\tau_{22} = 250 \text{ s}$$



Obteniendo:

$$G_{22} = \frac{-0.4}{250s + 1}$$

Finalmente, el modelo matemático de la humedad en la cámara de refrigeración se representa por:

$$T(s) = G_{24}(s) * U_3(s) + G_{22}(s) * U_2(s) \quad (\text{Ec. 2.5})$$

$$T(s) = \frac{-0.6}{250s + 1} * U_3(s) + \frac{-0.4}{250s + 1} * U_2(s)$$

En la Figura 2.10 se observa el diagrama de bloques correspondiente a las funciones de transferencia que representan la dinámica de la humedad en el sistema de refrigeración analizado el cual consta de 2 bloques escalón que representan el estado del extractor y el flujo de aire del ventilador, 2 bloques de función de transferencia y un sumador que dará la respuesta total del sistema para ser visualizado en el scope.

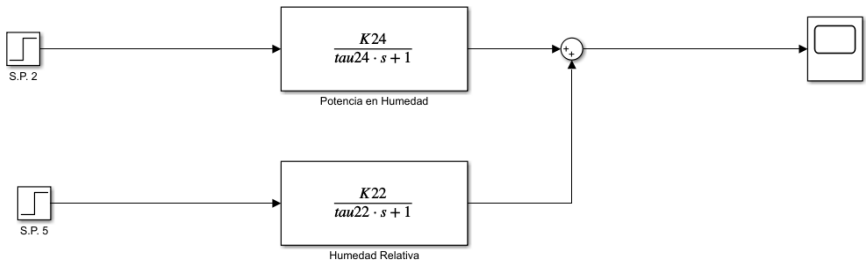


Figura 2.10. Diagrama de bloques Simulink de humedad interna del sistema.

Finalmente, en la Figura 2.11 se observa el comportamiento de la humedad frente a una entrada escalón tanto para el flujo del aire del ventilador como el estado del

extractor. El sistema es de primer orden estable con un tiempo de establecimiento de 979.0149 segundos y con una respuesta suave, sin sobreimpulso ni oscilaciones.

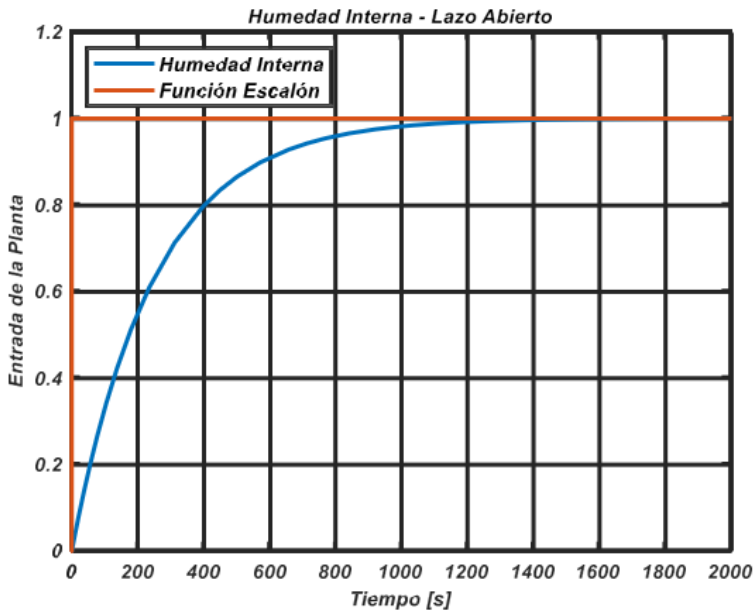


Figura 2.11. Respuesta al escalón del comportamiento dinámico de humedad.

- Balance de masa de aire

Según el principio de conservación de masa de aire en un volumen cerrado se tiene la expresión:

$$\frac{dm}{dt} = \dot{m}_{in} - \dot{m}_{out} \quad (\text{Ec. 2.6})$$

Y se relaciona la masa de aire con la presión mediante la ecuación de gases expresada por:

$PV = mRT$	(Ec.2.7)
------------	----------

Despejando:

$$m = \frac{PV}{RT}$$

Donde:

P : Presión de aire

V : Volumen de aire

R : Constante Específica del Aire

T : Temperatura Absoluta

m : Masa del Aire

Derivando respecto al tiempo:

$$\frac{dm}{dt} * \frac{dP}{dt} = \dot{m}_{in} - \dot{m}_{out}$$

Reemplazando en el balance de masa de aire:

$$\frac{V}{RT} * \frac{dP}{dt} = \dot{m}_{in} - \dot{m}_{out}$$

Se asume que:

$\dot{m}_{in} = b_3 u_4(t)$ → Donde esta expresión representa la apertura o cierre de la válvula de ingreso de aire.

$\dot{m}_{out} = a_3 P(t)$ → Relación con la Presión interna del sistema.

Obteniendo:

$$\frac{V}{RT} = \frac{dP}{dt} = -a_3 P(t) + b_3 u_4(t)$$

Reemplazando:

$$K_{33} = \frac{b_3}{a_3}$$

$$\tau_{33} = \frac{V}{RT a_3}$$

Se calcula la transformada de Laplace:

Despejandose obtiene: $sP(s) = -\frac{1}{\tau_{33}} P(s) + \frac{K_{33}}{\tau_{33}} U_4(s)$



$$\frac{P(s)}{U_4(s)} = \frac{K_{33}}{\tau_{33}s + 1}$$

$$G_{33} = \frac{50}{100s + 1}$$

De igual manera se analiza la influencia del flujo de aire en la presión mediante una función de transferencia lineal de la forma:

$$G_{22} = \frac{K_{34}}{\tau_{34}s + 1}$$

Donde:

$$K_{34} = 30.7045 \left[\frac{Pa}{kW} \right]$$

$$\tau_{34} = 100 \text{ s}$$

Obteniendo:

$$G_{34} = \frac{30.7045}{100s + 1}$$

Finalmente, el modelo matemático de la presión en la cámara de refrigeración se representa por:

$$T(s) = G_{33}(s) * U_4(s) + G_{34}(s) * U_2(s) \quad (\text{Ec. 2.8})$$

$$T(s) = \frac{50}{100s + 1} * U_3(s) + \frac{30.7045}{100s + 1} * U_2(s)$$

En la Figura 2.12 se observa el diagrama de bloques correspondiente a las funciones de transferencia que representan la dinámica de la presión en el sistema de



refrigeración analizado el cual consta de dos bloques escalón que representan el estado de la válvula de presión y el flujo de aire del ventilador, dos bloques de función de transferencia y un sumador que dará la respuesta total del sistema para visualizarla en el scope.

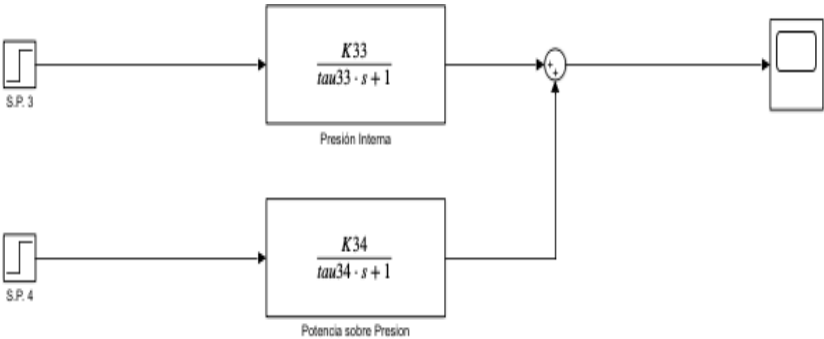


Figura 2.12. Diagrama de bloques Simulink de presión interna del sistema.

Finalmente, en la Figura 2.13 se observa el comportamiento de la presión frente a una entrada escalón tanto para el flujo del aire del ventilador como el estado de la válvula de ingreso de aire. Se observa que es un sistema de primer orden el cual no presenta sobreimpulso ni oscilaciones con un tiempo de establecimiento de 394.7293 segundos aproximadamente.

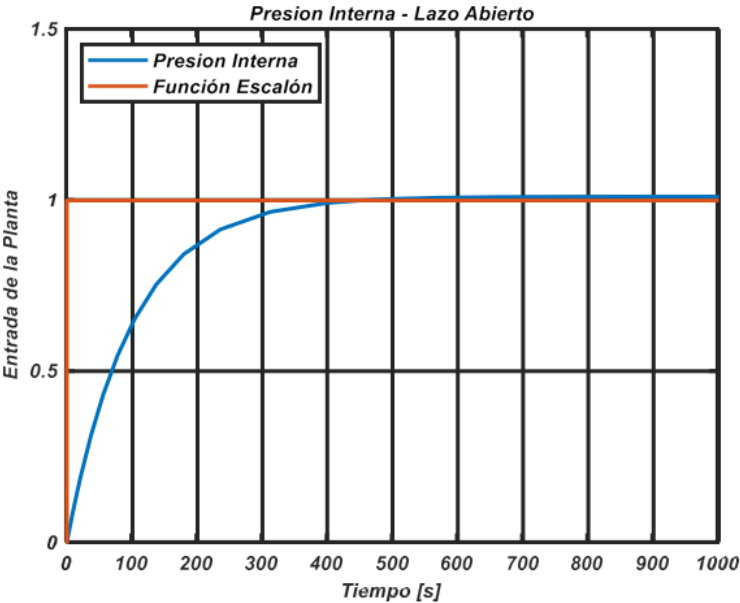


Figura 2.13. Respuesta al escalón del comportamiento dinámico de presión.

- Dinámica del flujo de aire interno

Para el cambio de velocidad de flujo de aire se lo modelo mediante la ley de Newton:

(Ec. 2.9)

$$\sum F = m * \frac{dv}{dt}$$

Esta fuerza es generada por: la acción del ventilador, una diferencia de presión o por pérdidas de fricción. Se ajusta el modelo en base al modelo del fluido de segundo orden que viene representado por:

$$L_f * \frac{d^2 q}{dt^2} + R_f * \frac{dq}{dt} + \frac{1}{C_f} q = \Delta P(t) \quad (\text{Ec. 2.10})$$

Donde:

L_f : Inercia de Flujo de Aire

R_f : Resistencia del Aire

C_f : Compresibilidad del Aire

Δ_p : Presión Generada por el Ventilador

Aplicamos la transformada de Laplace:

$$L_f s^2 Q(s) + R_f s Q(s) + \frac{1}{C_f} Q(s) = \Delta P(s)$$

Por lo tanto:

$$G_{44} = \frac{Q(s)}{U_4(s)}$$

$$G_{44} = \frac{1}{L_f s^2 + R_f s + \frac{1}{C_f}}$$



Donde:

$$L_f = \frac{\rho * L}{A} = 40 \left[\frac{kg}{m^4} \right]$$

$$R_f = \frac{8\mu L}{\pi r^4} = 0.0306 \left[\frac{Pa * s}{m^3} \right]$$

$$C_f = \frac{V}{\gamma P} = 0.00154 \left[\frac{m^3}{Pa} \right]$$

Se obtiene la función de transferencia:

$$G_{44} = \frac{1}{40s^2 + 0.0306s + 649.35}$$

Implementando el modelo de flujo de aire interno desarrollado en Simulink, como se puede observar en la Figura 2.14, el cual consta de un bloque escalón que representan el flujo de aire del ventilador, un bloque de función de transferencia el cual se conecta directamente al scope para visualizar la respuesta.

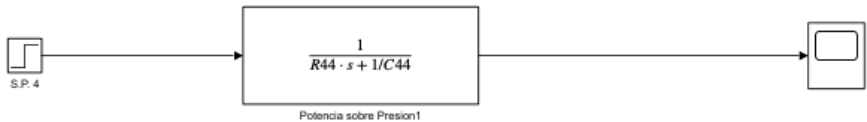


Figura 2.14. Diagrama de bloques Simulink de flujo de aire interno del sistema.

Finalmente, en la Figura 2.15 se observa la respuesta al escalón del flujo de aire interno correspondiente al sistema de refrigeración. Este sistema posee una dinámica de primer orden sin oscilaciones ni sobreimpulso, con un tiempo de establecimiento de 78.7414 segundos.

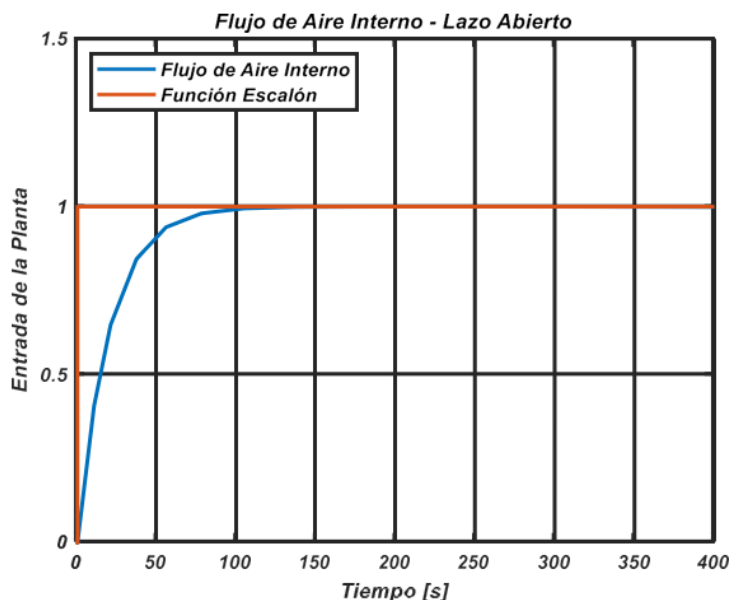


Figura 2.15. Respuesta al escalón del comportamiento dinámico de flujo de aire.

2.5. Implementación de técnicas de control para el modelo de refrigeración

La implementación de técnicas de control en sistemas de refrigeración industrial constituye un eje fundamental para garantizar la estabilidad térmica, la eficiencia energética y la confiabilidad operativa de los procesos. Estos sistemas, al estar expuestos a perturbaciones externas y variaciones de carga térmica, requieren de estrategias de control que aseguren un desempeño robusto y flexible, adaptándose a las condiciones cambiantes de operación. En este contexto, se recurre a metodologías clásicas y avanzadas que, mediante diferentes enfoques matemáticos y computacionales, permiten optimizar la dinámica del sistema y asegurar la calidad de los productos refrigerados.

El presente apartado aborda de manera integral la implementación de diversos esquemas de control, iniciando con el controlador PID, ampliamente utilizado en la industria por su sencillez y eficacia en la regulación de variables. Posteriormente, se desarrolla el proceso de sintonización de los parámetros de este controlador con el fin de obtener respuestas dinámicas ajustadas a los objetivos



de estabilidad y tiempo de establecimiento. Asimismo, se examina la aplicación del control predictivo basado en modelo (MPC), una técnica avanzada que permite anticipar el comportamiento del sistema y corregir posibles desviaciones en función de horizontes de predicción y control.

En la búsqueda de mayor adaptabilidad, se incorpora el uso de redes neuronales artificiales como herramienta de control inteligente, capaces de aprender y generalizar el comportamiento del sistema a partir de datos de entrenamiento. La sintonización de estos controladores neuronales abre paso a la exploración de diferentes arquitecturas y funciones de entrenamiento que permitan mejorar la precisión de la regulación. De igual manera, se implementa el controlador adaptativo por referencia de modelo (MRAC), orientado a ajustar automáticamente las ganancias del sistema frente a variaciones no lineales o incertidumbres estructurales.

Con el propósito de establecer un criterio comparativo objetivo, se plantea la evaluación de todas estas técnicas de control en función de aspectos como estabilidad, tiempo de respuesta, robustez frente a perturbaciones, consumo energético y precisión en el seguimiento de la señal de referencia. Esta comparación permite determinar cuál de los enfoques implementados resulta más adecuado para la gestión de cámaras de refrigeración industrial, aportando evidencia práctica sobre la efectividad de cada estrategia de control en un entorno real de operación.

- Implementación de controlador PID

Para la implementación del control PID, se agrega el bloque correspondiente dentro de Simulink y se realiza la sintonización propia del programa mediante PID TUNER, como se observa en la Figura 2.16 donde se determina si se quiere una respuesta más agresiva o un controlador más robusto con una respuesta más rápida o más lenta. Seleccionada la respuesta requerida por el sistema se actualiza en bloque para que se asigne cada una de las ganancias de control.

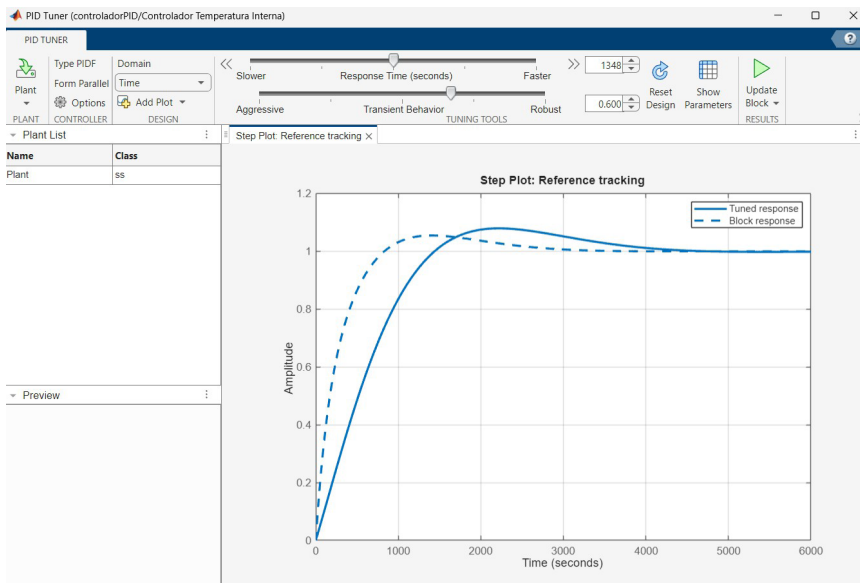


Figura 2.16. Sintonización de controlador PID con PID TUNER.

Actualizado el bloque de control se procede a colocar perturbaciones dentro del sistema para poder determinar la respuesta del controlador y colocando los elementos de visualización como se observa en el diagrama de bloques de la Figura 2.17, el cual representa el sistema de control de temperatura interna de la cámara de refrigeración.

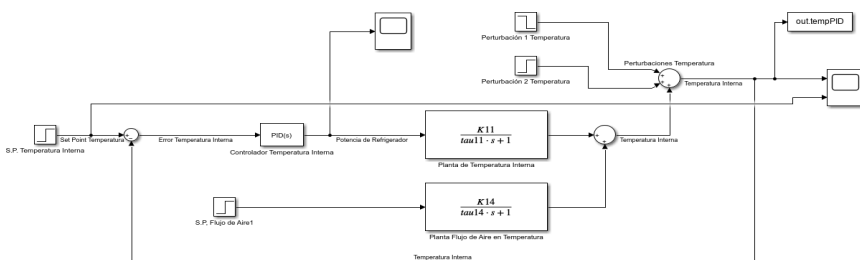


Figura 2.17. Diagrama de bloques del sistema de control PID de temperatura con perturbaciones.

Se observa en la Figura 2.18 la respuesta al escalón unitario del controlador PID de temperatura en donde se verifica que se tiene un sobreimpulso elevado que llega aproximadamente a 6.94 %. De igual manera se observa la respuesta ante las perturbaciones que recupera el valor deseado en un tiempo

de 572.93[s], las cuales ingresaron 0.2 y -0.2 [°C] al sistema en diferentes tiempos.

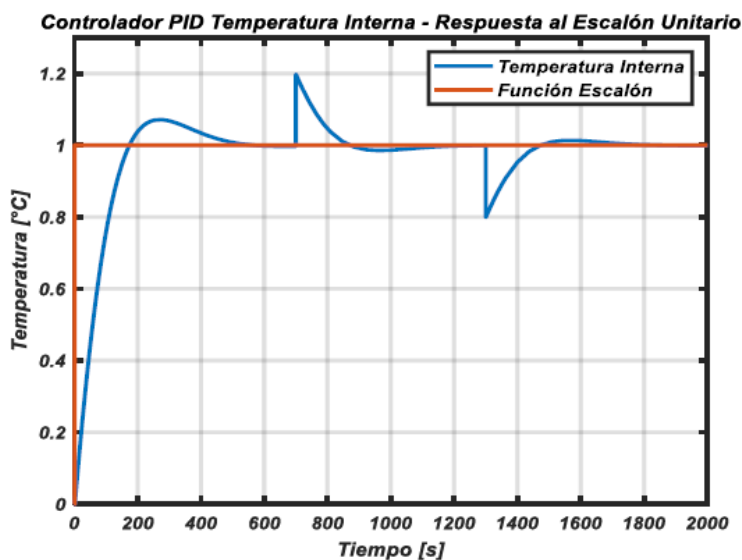


Figura 2.18. Respuesta al escalón unitario del sistema de control PID de temperatura con perturbaciones.

Posteriormente se realiza el mismo procedimiento para el sistema de control PID de Humedad generando el diagrama de bloques que se observa en la Figura 2.19 en donde se colocan las respectivas perturbaciones para poder observar la respuesta del sistema.

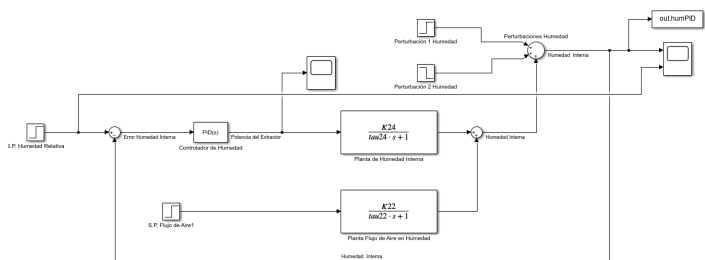


Figura 2.19. Diagrama de bloques del sistema de control PID de humedad con perturbaciones.

Se observa en la Figura 2.20 la respuesta al escalón unitario en donde se verifica que tiene un sobreimpulso únicamente que lleva a los 8.02% y con una respuesta a las perturbaciones que corresponde a 777.924[s]. las cuales ingresaron 0.2 y -0.2 [%HR] al sistema en diferentes tiempos.



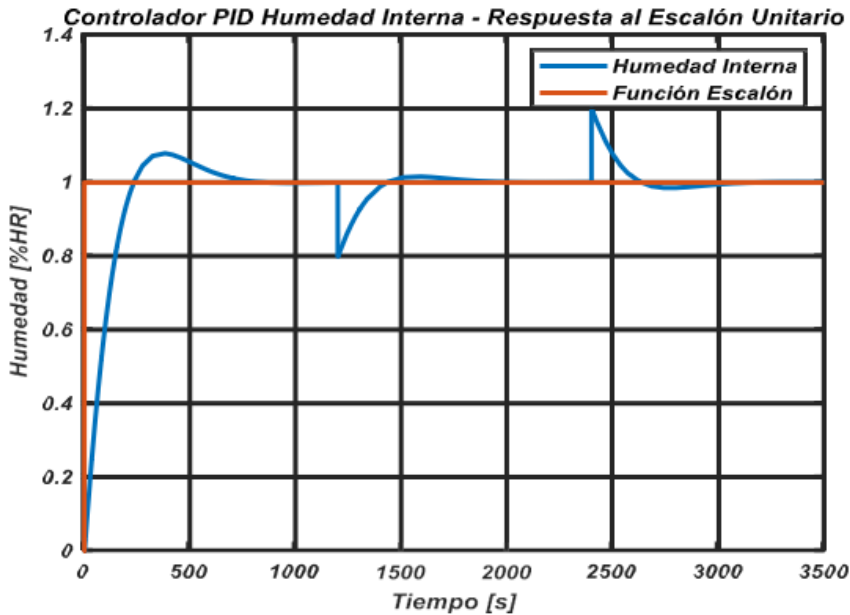


Figura 2.20. Respuesta al escalón unitario del sistema de control PID de humedad.

Igualmente se procede a generar el diagrama de bloques del Sistema de Control PID de presión incluyendo las perturbaciones respectivas que permitan comprobar su respuesta tal y como se observa en la Figura 2.21.

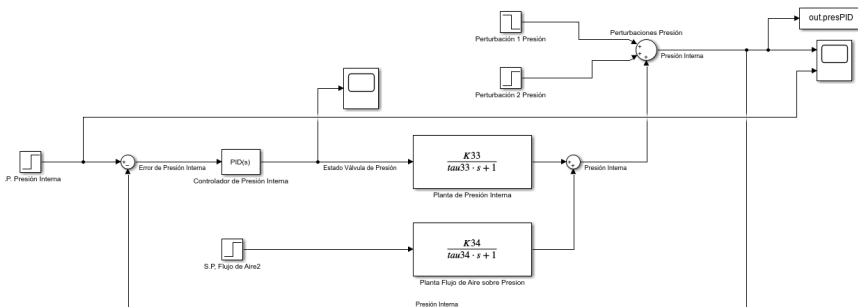


Figura 2.21. Diagrama de bloques del sistema de control PID de presión con perturbaciones.

Se observa en la Figura 2.22 la respuesta al escalón unitario en donde se verifica que tiene un sobreimpulso únicamente del 9.46% con respecto al set point y con una respuesta a las perturbaciones que corresponde a 328.52 [s], las cuales ingresaron 0.2 y -0.2 [Pa] al sistema en diferentes tiempos.



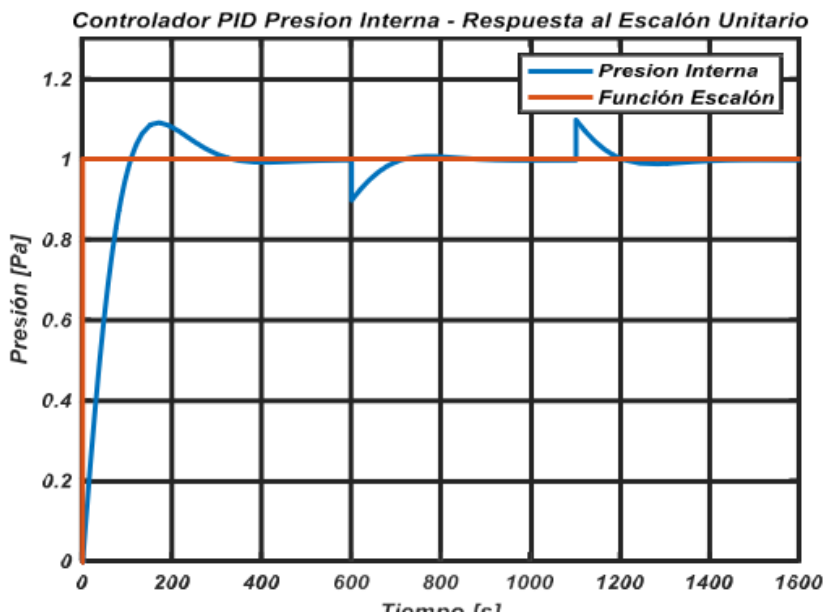


Figura 2.22. Respuesta al escalón unitario del sistema de control PID de presión.

Finalmente se implementa el diagrama de bloques del Sistema de Control PID de flujo de aire incluyendo las perturbaciones respectivas que permitan comprobar su respuesta tal y como se observa en la Figura 2.23.

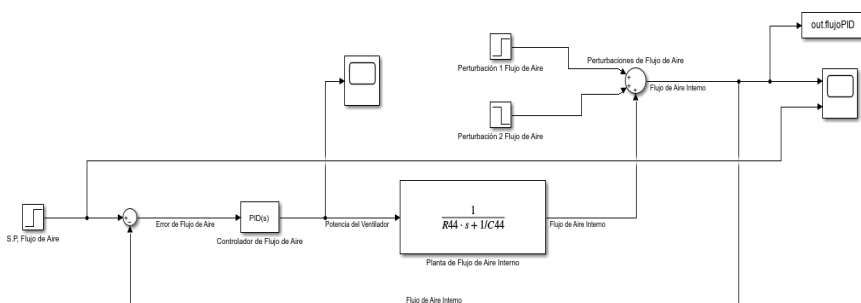


Figura 2.23. Diagrama de bloques del sistema de control PID de flujo de aire con perturbaciones.

Se observa en la Figura 2.24 la respuesta al escalón unitario en donde se verifica que tiene un sobreimpulso de 7.53% con respecto al set point y con una respuesta a las perturbaciones que corresponde a 35.62 [s], las cuales ingresaron 0.05 y -0.05 [m3/s] al sistema en diferentes tiempos.

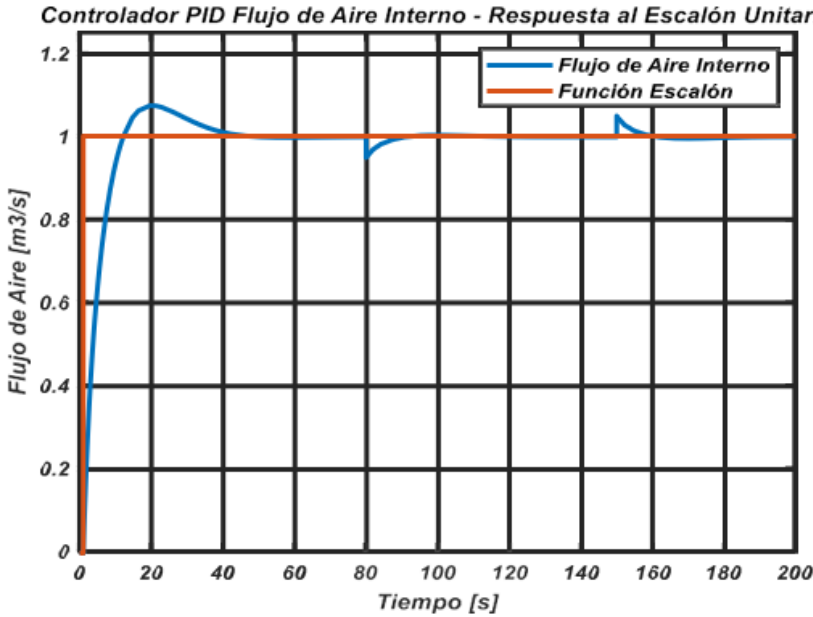


Figura 2.24. Respuesta al escalón unitario del sistema de control PID de flujo de aire con perturbaciones.

- Sintonización de los controladores PID

Se realiza la sintonización de los controladores para observar el comportamiento en diversas condiciones de K_p , K_i y K_d de tal forma de observar la respuesta y seleccionar el mejor. Mediante Ziegler Nichols y una sintonización por medio del PID Tuner se implementaron 3 controladores de cada variable, como se muestra en la Figura 2.25.

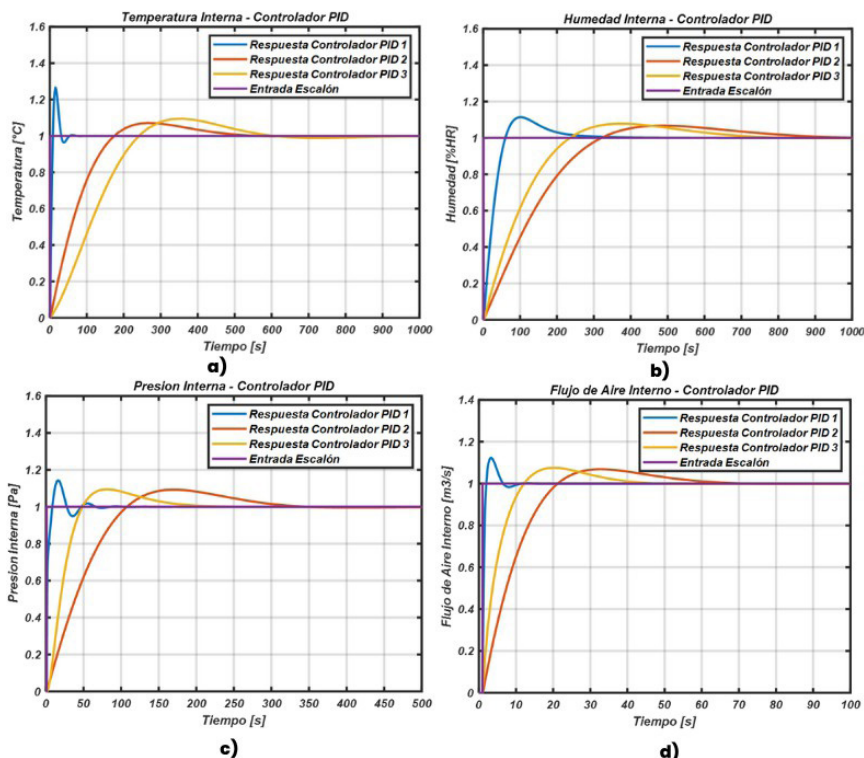


Figura 2.25. Sintonización de Controladores PID a) Controlador de Temperatura, b) Controlador de Humedad, c) Controlador de Presión, d) Controlador de Flujo.

Se comprueba en la Tabla 2.7 que el controlador de temperatura sintonizado mediante la herramienta PID Tuner, específicamente el segundo controlador, da mejores resultados con un sobreimpulso del 6.94% y un tiempo de establecimiento de 54.9711 [s]. En cuanto a humedad el controlador 3 entrega un tiempo de establecimiento de 657.88 [s] y un sobreimpulso de 7.53%. La respuesta de los otros controladores se observa en la Tabla 2.7.

Tabla 2.7. Parámetros de sintonización de controladores PID.

Controlador PID Temperatura

	Ziegler Nichols	PID Tuner 1	PID Tuner 2
KP	85,4874	5,0856	2,8020
KI	13,8155	0,0658	0,0364
KD	3,4539	-3,4670	-164,2100

Sobreimpulso	12,30%	6,94%	7,53%
Tiempo de Establecimiento	5,8863	54,9771	36,1954
Tiempo de Subida	0,6771	14,2432	7,5279

Controlador PID Humedad

	Ziegler Nichols	PID Tuner 1	PID Tuner 2
KP	-8,8850	-1,3375	-1,9389
KI	-0,0921	-0,0100	-0,0154
KD	75,4330	12,1400	1,8066
Sobreimpulso	11,37%	6,58%	8,02%
Tiempo de Establecimiento	226,3619	779,9637	657,8849
Tiempo de Subida	43,5620	227,7644	166,3800

Controlador PID Presión

	Ziegler Nichols	PID Tuner 1	PID Tuner 2
KP	0,3100	0,0181	0,0456
KI	0,1085	0,0004	0,0010
KD	2,3026	0,0000	-0,1960
Sobreimpulso	14,34%	9,46%	9,44%
Tiempo de Establecimiento	43,3532	293,8641	164,6339
Tiempo de Subida	4,8818	77,7893	32,0335

Controlador PID Flujo de Aire

	Ziegler Nichols	PID Tuner 1	PID Tuner 2
KP	0,3893	0,0287	0,0627
KI	0,5464	0,0027	0,0070
KD	0,4575	-0,0020	0,0506
Sobreimpulso	12,30%	6,94%	7,53%
Tiempo de Establecimiento	5,8863	54,9771	36,1954
Tiempo de Subida	0,6771	14,2432	7,7225



Implementación de controlador MPC

Para poder implementar un controlador predictivo, se utiliza el bloque MPC Controller el cual asigna cada una de las variables de entrada y salida para posteriormente realizar la sintonización como se observa en la Figura 2.26 mediante la variación del horizonte de predicción (20) y el control de predicción (2).

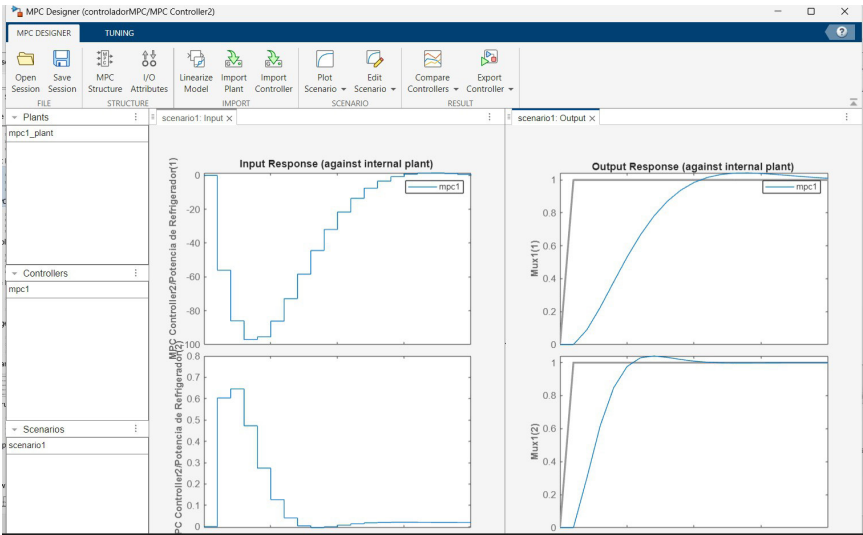


Figura 2.26. Sintonización del controlador MPC.

Una vez sintonizados cada uno de los controladores se procede a implementar el sistema de control MPC de temperatura como se observa en la Figura 2.27 ubicando las mismas perturbaciones que en el controlador PID para poder evaluar y comparar su respuesta.

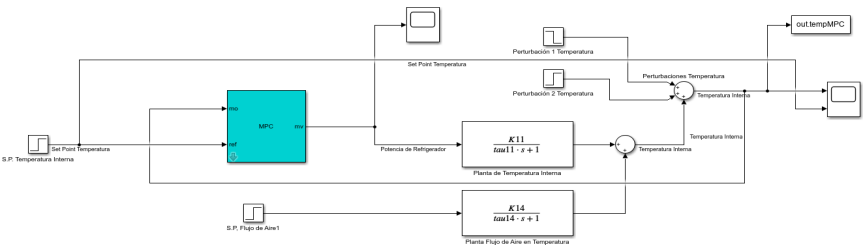


Figura 2.27. Diagrama de bloques del sistema de control MPC de temperatura con perturbaciones.



Se procede a verificar la respuesta del sistema como se observa en la Figura 2.28, donde se comprueba que un sobreimpulso que llega al 9.85% previo a la estabilización, sin embargo, se observa que tiene un tiempo de establecimiento de 4086.5 [s] y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 1389 [s], las cuales ingresaron 0.1 y -0.1 [°C] al sistema en diferentes tiempos.

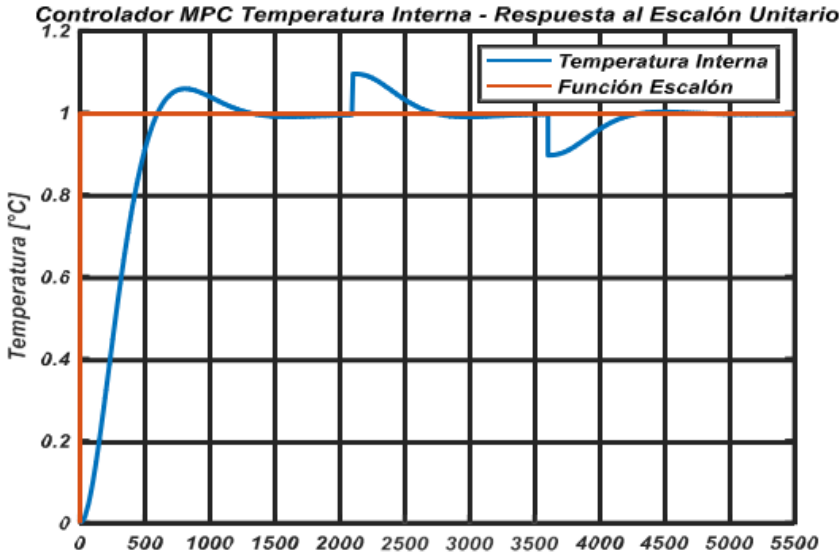


Figura 2.28. Respuesta al escalón unitario del sistema de control MPC de Temperatura con perturbaciones.

Posteriormente se procede a implementar sistema de control MPC, tanto para la humedad, como para la presión dentro de un mismo controlador como se observa en la Figura 2.29 con sus respectivas perturbaciones.

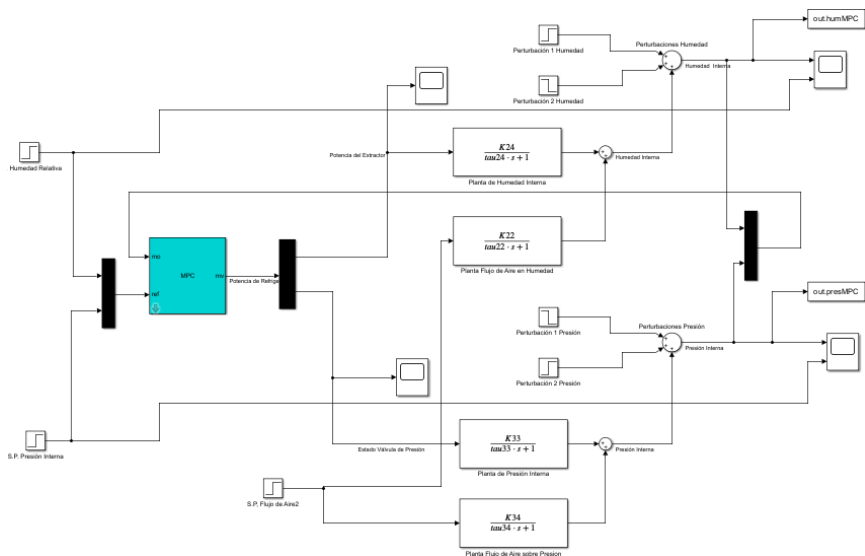


Figura 2.39. Diagrama de bloques del sistema de control MPC de humedad y presión con perturbaciones.

Se procede a verificar la respuesta del sistema de humedad como se observa en la Figura 2.30, donde se comprueba que tiene un sobreimpulso de 16.19% previo a la estabilización, con un tiempo de establecimiento de 6005.1 [s] y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 2061 [s], las cuales ingresaron 0.1 y -0.1 [%HR] al sistema en diferentes tiempos.

De igual manera, se observa en la Figura 2.31 la respuesta del sistema de presión con el controlador MPC implementado, donde comprueba que se tiene un sobreimpulso de 29.63% previo a la estabilización, con un tiempo de establecimiento de 3497.9 [s] y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 1062 [s], las cuales ingresaron 0.2 y -0.2 [Pa] al sistema en diferentes tiempos.

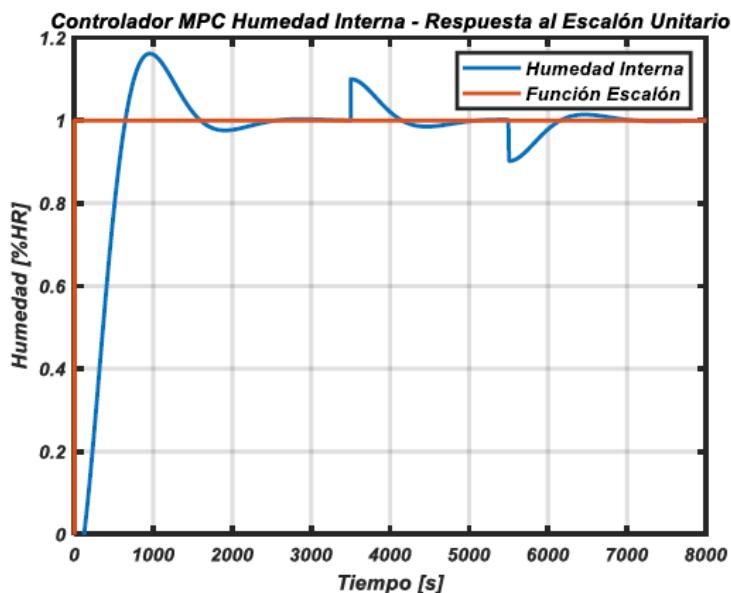


Figura 2.30. Respuesta al escalón unitario del sistema de control MPC de humedad con perturbaciones.

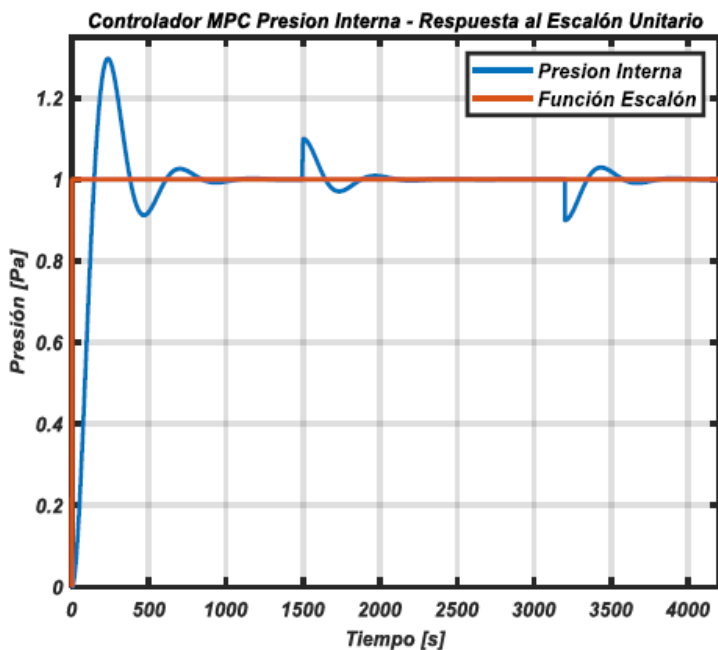


Figura 2.31. Respuesta al escalón unitario del sistema de control MPC de presión con perturbaciones.

Finalmente se procede a implementar sistema de control MPC para el flujo de aire tal y como se observa en la Figura 2.32 ubicando las perturbaciones para poder evaluar y observa la respuesta del sistema.

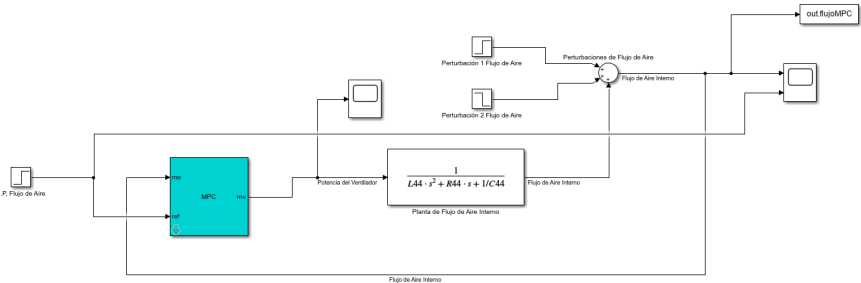


Figura 2.32. Diagrama de bloques del sistema de control MPC de flujo de aire con perturbaciones.

Se observa en la Figura 2.33 la respuesta del sistema de flujo de aire con el controlador MPC implementado, donde se comprueba que tiene un sobreimpulso de 9.99% previo a la estabilización, con un tiempo de establecimiento de 1655.4 [s] y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 515.11 [s], las cuales ingresaron 0.05 y -0.05 [m3/s] al sistema en diferentes tiempos.

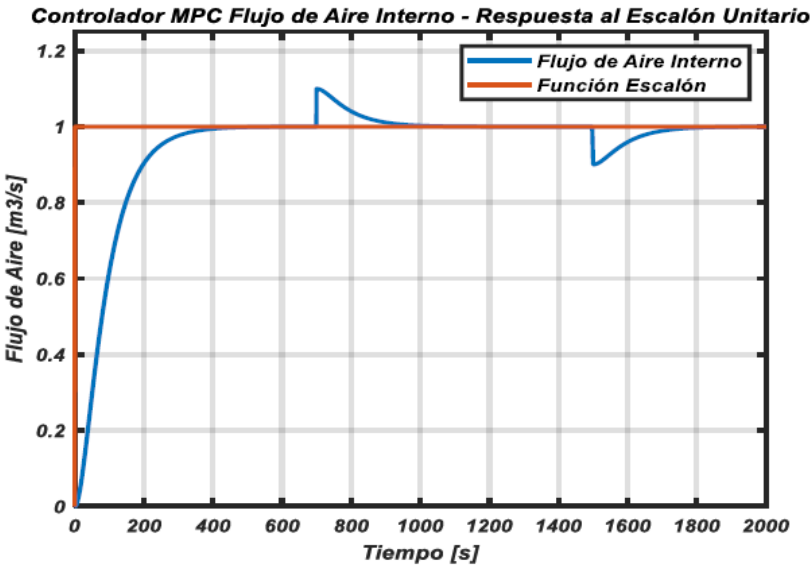


Figura 2.33. Respuesta al escalón unitario del sistema de control MPC de flujo de aire con perturbaciones.

- Sintonización de Controlador MPC

Se realiza la sintonización de los controladores MPC para observar el comportamiento en diversas condiciones de horizonte de predicción, horizonte de control de tal forma de observar la respuesta y seleccionar el mejor. Se implementaron 3 controladores de cada variable, como se muestra en la Figura 2.34.

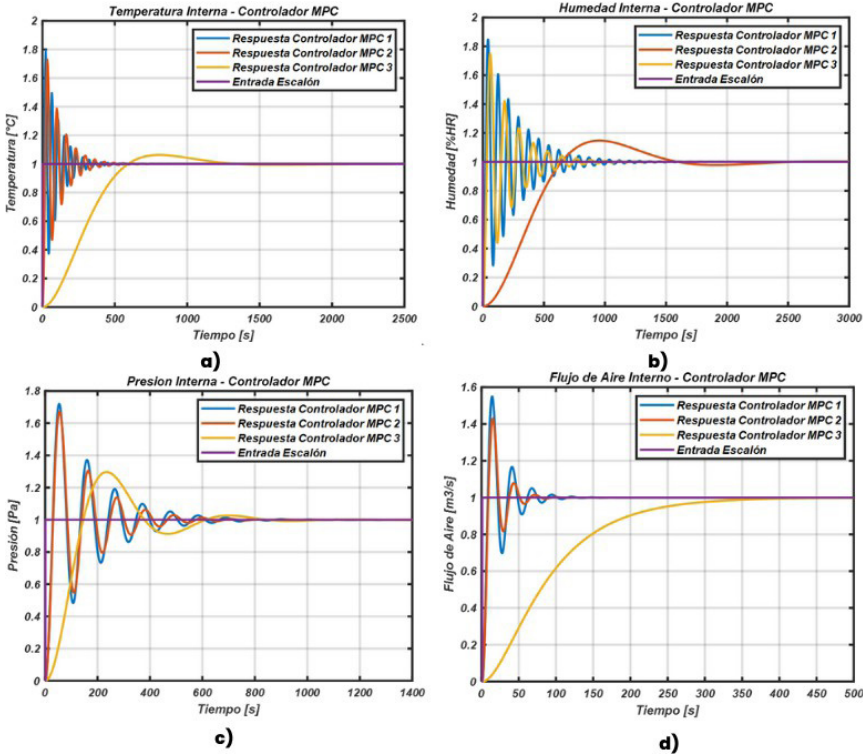


Figura 2.34. Sintonización de Controladores MPC a) Controlador de Temperatura, b) Controlador de Humedad, c) Controlador de Presión, b) Controlador de Flujo.

Se comprueba en la Tabla 2.8 que el controlador de temperatura ajustado con un horizonte de predicción de 30 y un horizonte de control de 15, entrega mejores resultados para esta variable con un sobreimpulso del 6.26% y un tiempo de establecimiento de 1149.1 [s]. La respuesta de los otros controladores se las observa en la Tabla 2.8.

Tabla 2.8. Parámetros de sintonización de controladores MPC.

Controlador MPC Temperatura

	MPC 1	MPC 2	MPC 3
Tiempo de Muestreo	0,1	0,1	0,1
Horizonte de Predicción	10,0000	20,0000	30,0000
Horizonte de Control	2,0000	10,0000	15,0000
Peso de Penalización de Entradas	0,1000	0,1158	0,5000
Peso de Penalización de Salidas	1,0000	0,3885	1,0000
Sobreimpulso	79,17%	78,88%	6.26%
Tiempo de Establecimiento	346,5086	398,8236	1149.1
Tiempo de Subida	7,3267	11,4505	389.37

Controlador MPC Humedad

	MPC 1	MPC 2	MPC 3
Tiempo de Muestreo	0,1	0,1	0,1
Horizonte de Predicción	10,0000	20,0000	30,0000
Horizonte de Control	2,0000	5,0000	15,0000
Peso de Penalización de Entradas	0,1978	0,1822	0,1000
Peso de Penalización de Salidas	0,5066	0,5488	1,0000
Sobreimpulso	84,67%	14,69%	74,91%
Tiempo de Establecimiento	957,62	2018,5	775,02
Tiempo de Subida	13,8116	435,07	20,41

Controlador MPC Presión

	MPC 1	MPC 2	MPC 3
Tiempo de Muestreo	0,1	0,1	0,1
Horizonte de Predicción	10,0000	20,0000	30,0000

Horizonte de Control	2,0000	5,0000	15,0000
Peso de Penalización de Entradas	10,0000	20,0000	10,0000
Peso de Penalización de Salidas	0,1000	0,1000	0,1000
Sobreimpulso	69,64%	63,33%	29,63%
Tiempo de Establecimiento	491,7061	467,1102	754,15
Tiempo de Subida	18,7340	19,7175	97,37

Controlador MPC Flujo de Aire

	MPC 1	MPC 2	MPC 3
Tiempo de Muestreo	0,1	0,1	0,1
Horizonte de Predicción	10,0000	20,0000	30,0000
Horizonte de Control	2,0000	5,0000	15,0000
Peso de Penalización de Entradas	10,0000	20,0000	30,0000
Peso de Penalización de Salidas	0,1000	0,1000	0,1000
Sobreimpulso	54,21%	42,54%	0,00%
Tiempo de Establecimiento	85,4420	62,4348	307,81
Tiempo de Subida	4,9831	5,5343	172,42

Implementación de controlador por redes neuronales

Para la implementación del controlador basado en Redes Neuronales, se requiere la recolección de datos para entrenamiento, los cuales corresponden al comportamiento dinámico de la planta. Se recopilan datos de la planta en lazo cerrado con diferentes valores de set point de tal forma que puedan generar datos de entrada y salida. Para este caso se recopilaron 5000 datos los cuales se ingresaron a la herramienta de diseño Neural Net Times Series, la cual permite generar redes para aplicaciones de regresión en sistema no lineales. Se asigna la arquitectura que se observa en la Figura 2.35 y se selecciona el 70% de los datos para entrenamiento el 15% para validación y el 15% para pruebas.

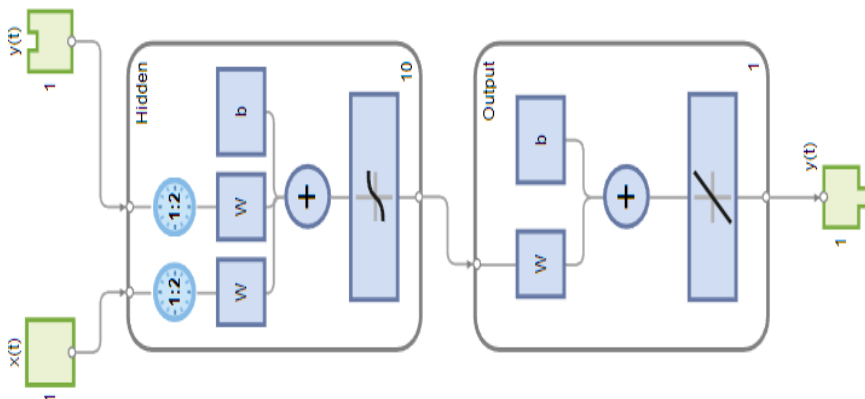


Figura 2.35. Arquitectura de la red neuronal para el control del sistema.

Se procede a ejecutar el entrenamiento obteniendo los resultados que se observan en la Tabla 2.9 utilizando un algoritmo Levenberg-Marquardt se obtuvo un error de 0.0617 y una exactitud de 1 lo cual indica que es un modelo en donde las entradas esperadas se ajustan a las salidas.

Tabla 2.9. Resultados del entrenamiento del control neuronal de temperatura.

	Observaciones	MSE	R
Entrenamiento	280	0.0617	1.000
Validación	60	1.4256	0.9995
Test	60	4.3046	0.9984

Adicionalmente, en la Figura 2.36 se observa el comportamiento del error (MSE) para el entrenamiento de esta red neuronal de temperatura en donde se comprueba que el mejor resultado obtenido se genera en la época 12 con un valor de 1.42 para los datos de validación.

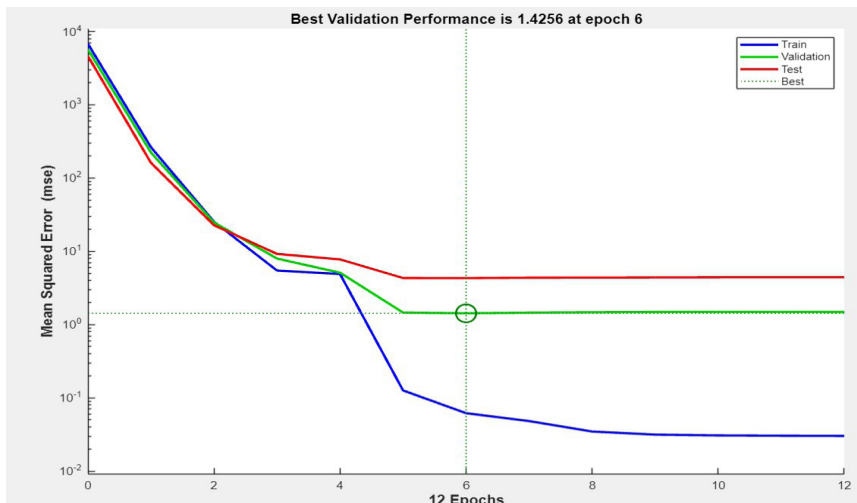


Figura 2.36. Gráfica del error del entrenamiento de la red neuronal de temperatura.

Una vez generado el entrenamiento de la red neuronal para el control de temperatura, se procede a exportar el bloque de la arquitectura de la red hacia Simulink, donde se ingresará como entradas la medición del error y la salida anterior del controlador y la salida de control se conecta hacia la planta, como indica la Figura 2.37 incluyendo las perturbaciones respectivas para la evaluación.

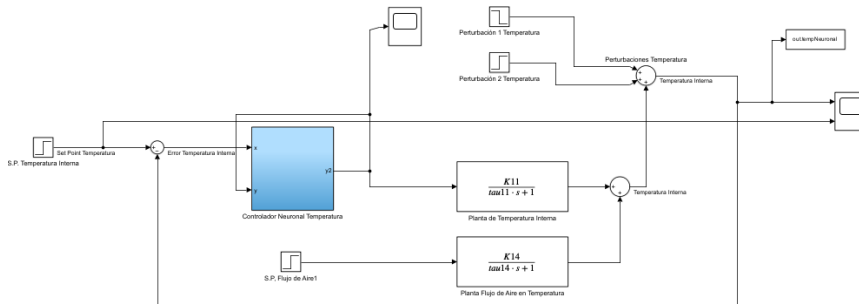


Figura 2.37. Diagrama de bloques del sistema de control neuronal de temperatura con perturbaciones.

Se procede a verificar la respuesta del sistema como lo muestra la Figura 2.38, donde comprueba que se tiene un sobreimpulso que llega a los 7.99% previo a la estabilización con un tiempo de establecimiento de 378.12 [s] y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 431.99 [s], las cuales ingresaron 0.1 y -0.1 [°C] al sistema en diferentes tiempos.

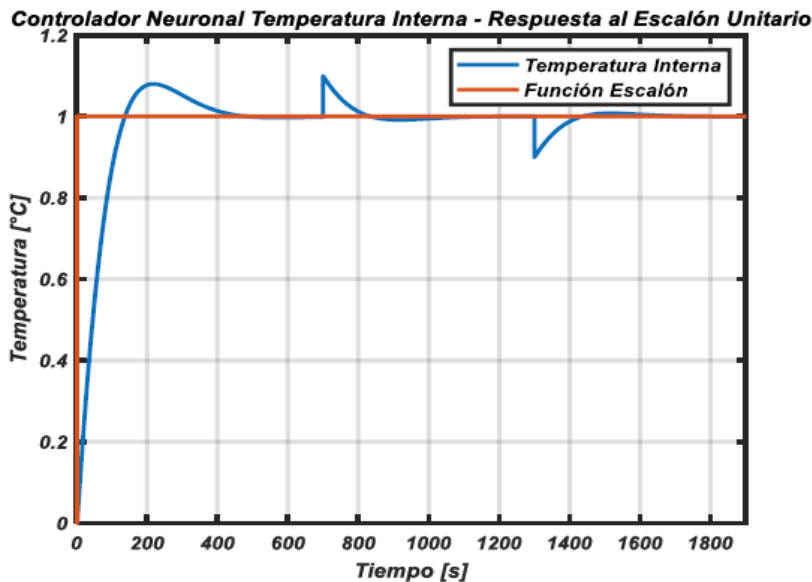


Figura 2.38. Respuesta al Escalón Unitario del Sistema de Control Neuronal de Temperatura con Perturbaciones.

De igual manera, se genera el modelo entrenado de red neuronal de humedad y exportado hacia Simulink de tal forma que se pueda conectar el bloque como se observa en la Figura 2.39 con sus respectivas entradas, salidas y perturbaciones para poder ejecutar las validaciones respectivas.

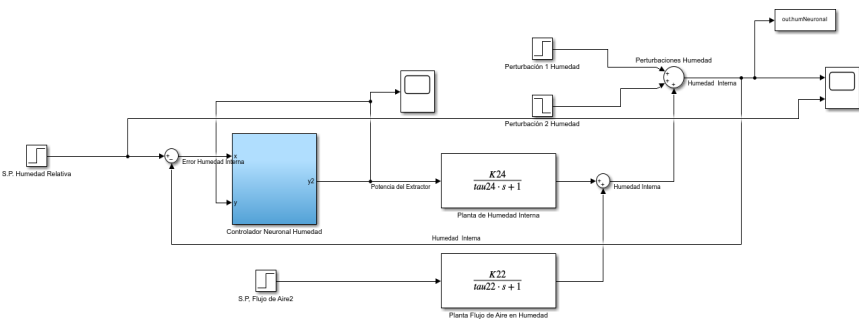


Figura 2.39. Diagrama de bloques del sistema de control neuronal de humedad con perturbaciones.



Se procede a verificar la respuesta del sistema de humedad como se observa en la Figura 2.40, donde comprueba que se tiene un sobreimpulso que llega al 7.50% del set point esperado, con un tiempo de establecimiento de 506.64 [s] y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 555.19 [s], las cuales ingresaron 0.1 y -0.1 [%HR] al sistema en diferentes tiempos.

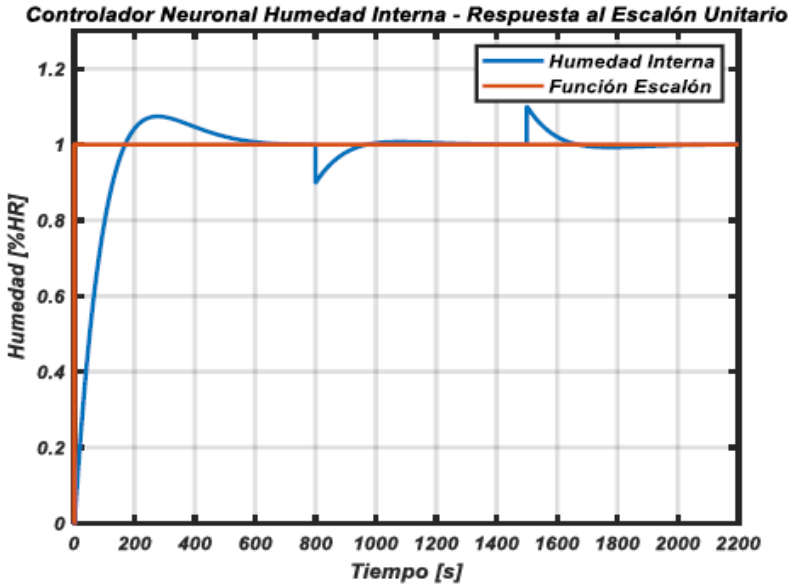


Figura 2.40. Respuesta al escalón unitario del sistema de control neuronal de humedad con perturbaciones.

Se genera el modelo entrenado de red neuronal de presión y se exporta hacia Simulink de tal forma que se pueda conectar el bloque como indica la Figura 2.41 con sus respectivas perturbaciones para poder ejecutar las validaciones respectivas.

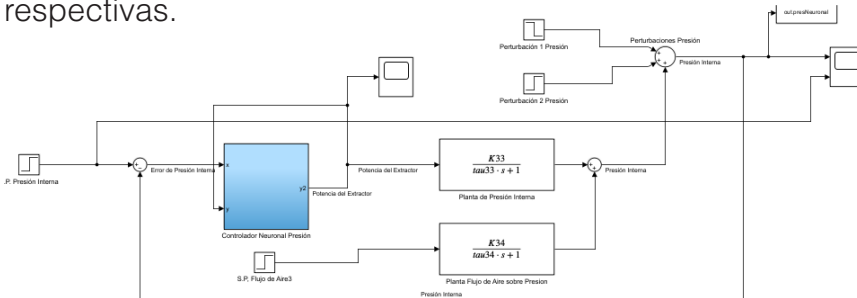


Figura 2.41. Diagrama de bloques del sistema de control neuronal de presión con perturbaciones.

Se procede a verificar la respuesta del sistema de presión como se observa en la Figura 2.42 donde se comprueba que tiene un sobreimpulso que llega al 9.91% del set point esperado, con un tiempo de establecimiento de 592,22 [s] y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 514.12 [s], las cuales ingresaron 0.1 y -0.1 [Pa] al sistema en diferentes tiempos.

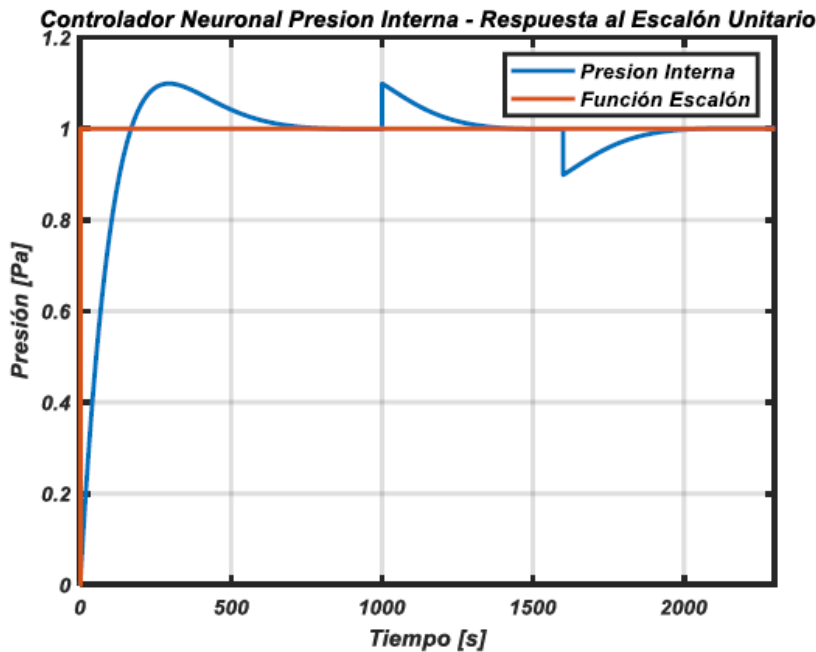


Figura 2.42. Respuesta al escalón unitario del sistema de control neuronal de presión con perturbaciones.

Finalmente, se genera el modelo entrenado de red neuronal de flujo de aire y se lo exporta hacia el entorno de Simulink de tal forma que pueda conectar el bloque como indica la Figura 2.43 con sus respectivas perturbaciones para poder ejecutar las validaciones.



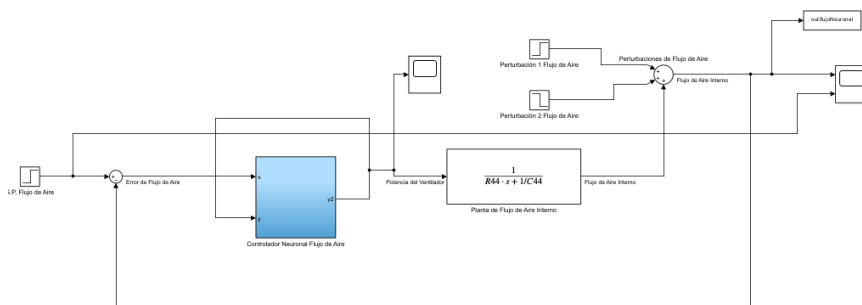


Figura 2.43. Diagrama de bloques del sistema de control neuronal de flujo de aire con perturbaciones.

Se procede a verificar la respuesta del sistema de flujo de aire con el controlador neuronal como se observa en la Figura 2.44, donde se comprueba que tiene un sobreimpulso del 5.05% del set point, con un tiempo de establecimiento de 103,1 [s] y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 128.45 [s], las cuales ingresaron 0.1 y -0.1 [m3/s] al sistema en diferentes tiempos.

Controlador Neuronal Flujo de Aire Interno - Respuesta al Escalón Unitario

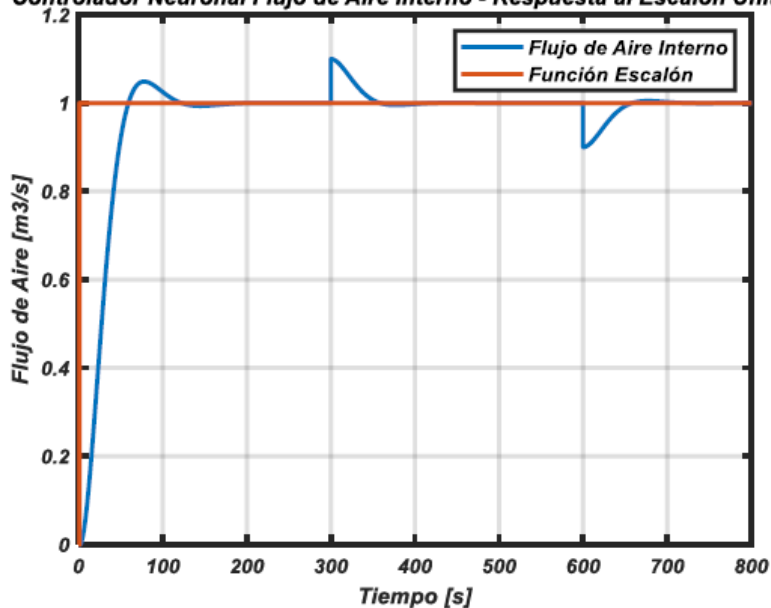


Figura 2.44. Respuesta al escalón unitario del control neuronal de flujo de aire con perturbaciones.

- Sintonización del controlador neuronal

Se ejecuta la sintonización de los controladores neuronales para observar el comportamiento en diversas arquitecturas variando la cantidad de neuronas en la capa oculta y el tipo de función de entrenamiento de tal forma que se pueda observar la respuesta y seleccionar el mejor controlador. Se implementaron 3 controladores de cada variable, como se muestra en la Figura 2.45.

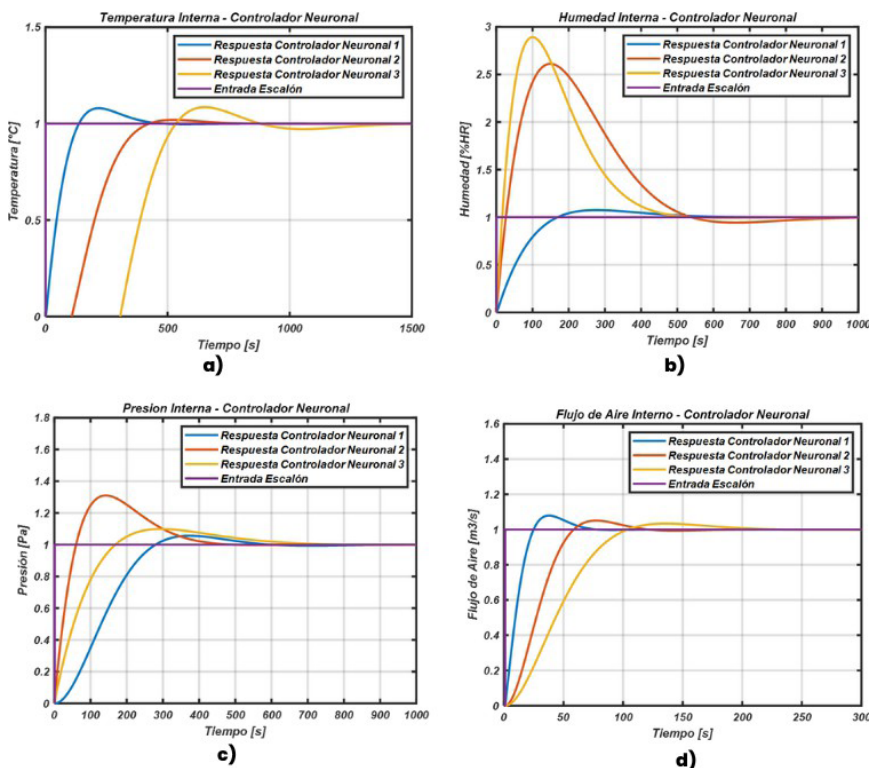


Figura 2.45. Sintonización de Controladores Neuronal a) Controlador de Temperatura, b) Controlador de Humedad, c) Controlador de Presión, d) Controlador de Flujo.

Se comprueba en la Tabla 2.10 que el controlador de temperatura ajustado 3500 datos de entrenamiento, 1500 para la validación, con 10 neuronas en la capa oculta y una función de activación bayesiana entrega mejores resultados para esta variable con un sobreimpulso del 1.93% y un tiempo de establecimiento de 392.2 [s]. La respuesta de los otros controladores se las observa en la Tabla 2.10.

Tabla 2.10. Parámetros de sintonización de controladores neuronales.

Controlador NEURONAL Temperatura

Exactitud	1,0000	1,0000	0,9900
Sobreimpulso	7,99%	1,93%	8,64%
Tiempo de Establecimiento	378,1281	392,2098	1.183,8000
Tiempo de Subida	97,3135	201,3648	166,7700

Controlador NEURONAL Humedad

Exactitud	0,9999	0,9999	0,9998
Sobreimpulso	7,50%	161,85%	189,12%
Tiempo de Establecimiento	506,6422	850,1057	489,2298
Tiempo de Subida	117,9284	20,8440	12,9042

Controlador NEURONAL Presión

Exactitud	0,9998	0,9998	0,9996
Sobreimpulso	5,63%	30,98%	9,91%
Tiempo de Establecimiento	511,7900	403,7349	592,2214
Tiempo de Subida	182,3800	46,3600	121,7669

Controlador NEURONAL Flujo de Aire

Exactitud	0,9650	0,9709	0,9545
Sobreimpulso	7,90%	5,05%	3,36%
Tiempo de Establecimiento	62,2697	103,1012	171,8107
Tiempo de Subida	17,2223	37,5116	65,0972

Implementación de controlador adaptativo

Para la implementación de un controlador adaptativo en el modelo planteado se utiliza el bloque Model Reference Adaptative Control que se observa en la Figura 2.46 el cual requiere un modelo de referencia al cual va a ajustar el control y el modelo original de la planta. Para el caso planteado ajusta a un modelo de primer orden el cual tiene un tiempo

menor de establecimiento y que está dado por la función de transferencia que se presenta a continuación:

$$H(s) = \frac{-0.08}{800s + 1} \qquad \text{(Ec. 2.11)}$$

System

Control Gains

Disturbance Model

Learning Modification

MRAC

☒ Direct
 ☐ Indirect

Nominal Model

$\dot{x}(t) = Ax(t) + B(u(t) + f(x))$

A

1/1200

0.00083333

B

-0.0076

Reference Model

$\dot{x}_m(t) = A_m x_m(t) + B_m r(t)$

Am

-1/800

-0.00125

Bm

0.08

OK

Cancel

Help

Apply

Figura 2.46. Parámetros del bloque Model Reference Adaptive Control para control de temperatura.

Una vez establecido el sistema de referencia se implementa el diagrama de bloques del controlado adaptativo de temperatura que indica la Figura 2.47, donde coloca como entradas el error y la salida de temperatura medida y conecta la salida de control al modelo de la planta. De igual manera que los casos anteriores ubican las perturbaciones que permiten la validación y verificación de los resultados del controlador.

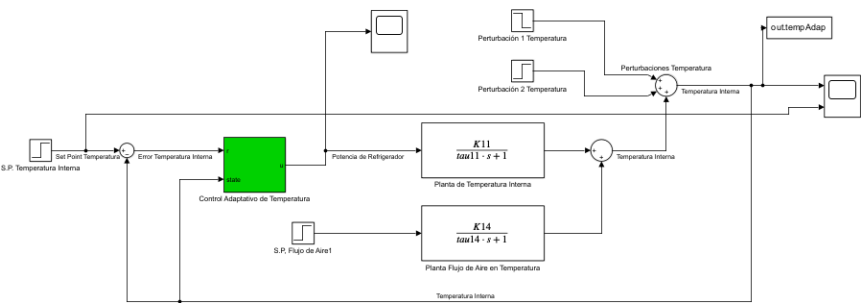


Figura 2.47. Diagrama de bloques del sistema de control adaptativo de temperatura con perturbaciones.

Se procede a verificar la respuesta del sistema de temperatura con el controlador adaptativo como visualiza la Figura 2.48, donde se comprueba que tiene un sobreimpulso que llega a 9.29%, con un tiempo de establecimiento de 14.58 [s] y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 20.478 [s], las cuales ingresaron 0.1 y -0.1 [°C] al sistema en diferentes tiempos.

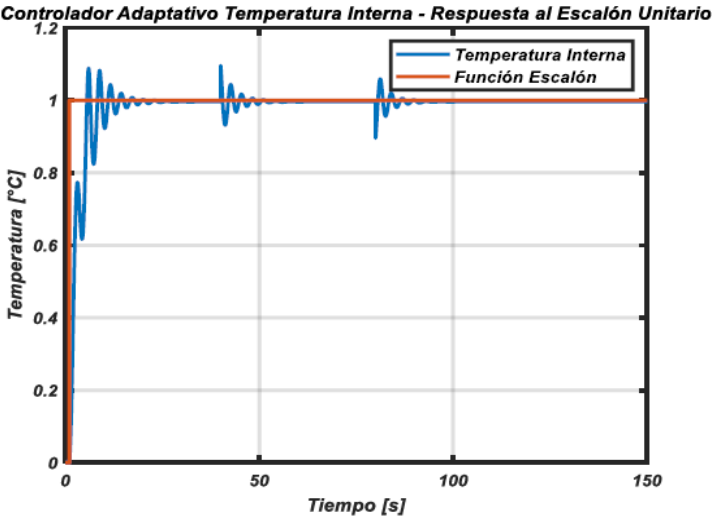


Figura 2.48. Respuesta al escalón unitario del sistema de control adaptativo de temperatura con perturbaciones.

Como se observa en la Figura 2.49, implementa el sistema de control adaptativo en base a la referencia de humedad asignada, y conecta cada uno de los componentes incluyendo las perturbaciones para comprobar el funcionamiento del controlador.

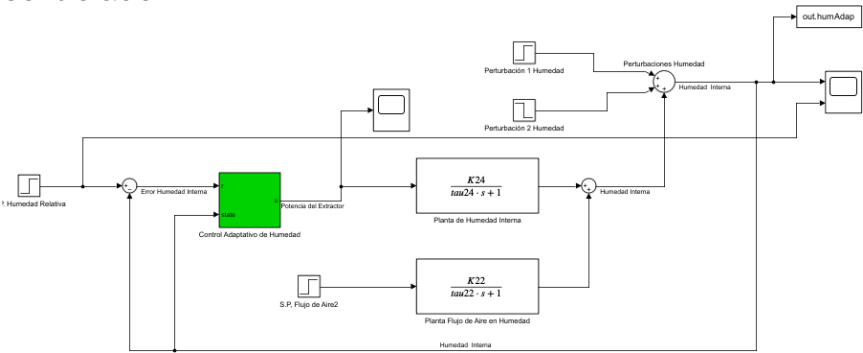


Figura 2.49. Diagrama de bloques del sistema de control adaptativo de humedad con perturbaciones.

Se verifica la respuesta del sistema de humedad con el controlador adaptativo como se visualiza en la Figura 2.50, donde se comprueba que tiene un sobreimpulso del 0% y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 1.54 [s], las cuales ingresaron 0.05 y -0.05 [%HR] al sistema en diferentes tiempos.

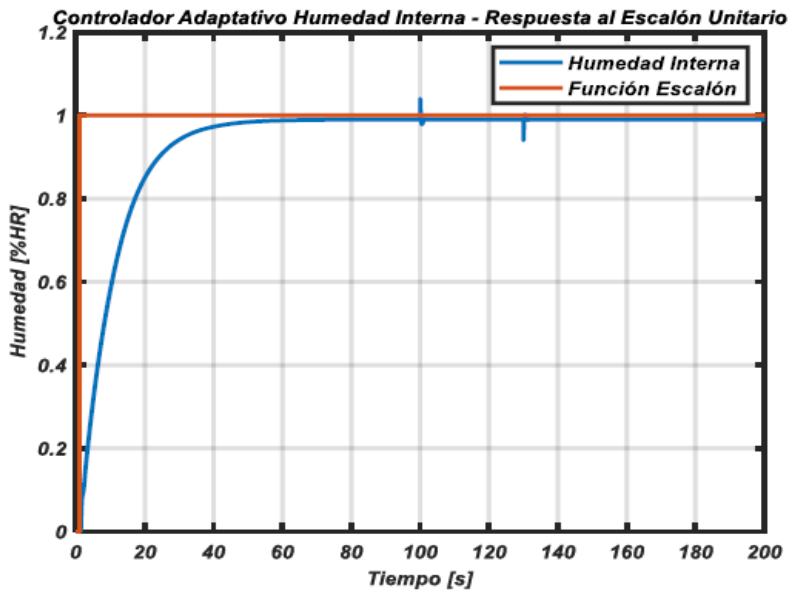


Figura 2.50. Respuesta al escalón unitario del sistema de control adaptativo de humedad con perturbaciones.

De igual manera, como muestra la Figura 2.51, implementa el sistema de control adaptativo en base a la referencia de presión asignada, y conecta cada uno de los componentes incluyendo las perturbaciones para comprobar el funcionamiento del controlador.

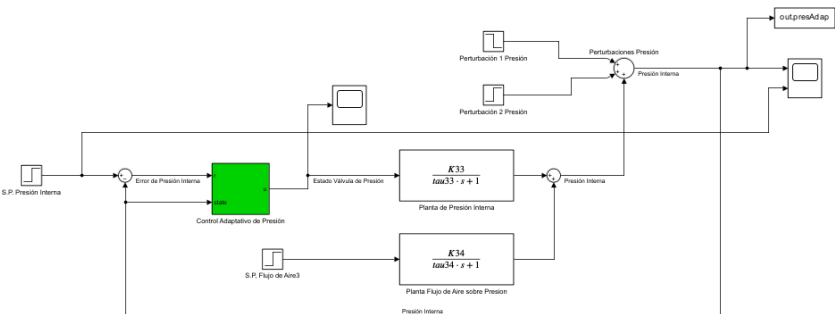


Figura 2.51. Diagrama de bloques del sistema de control adaptativo de presión con perturbaciones.

Verificando la respuesta del sistema de presión con el controlador adaptativo como visualiza la Figura 2.52, donde comprueba que tiene sobreimpulso de 0% y un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 0,34 [s], las cuales ingresaron 0.05 y -0.05 [Pa] al sistema en diferentes tiempos.

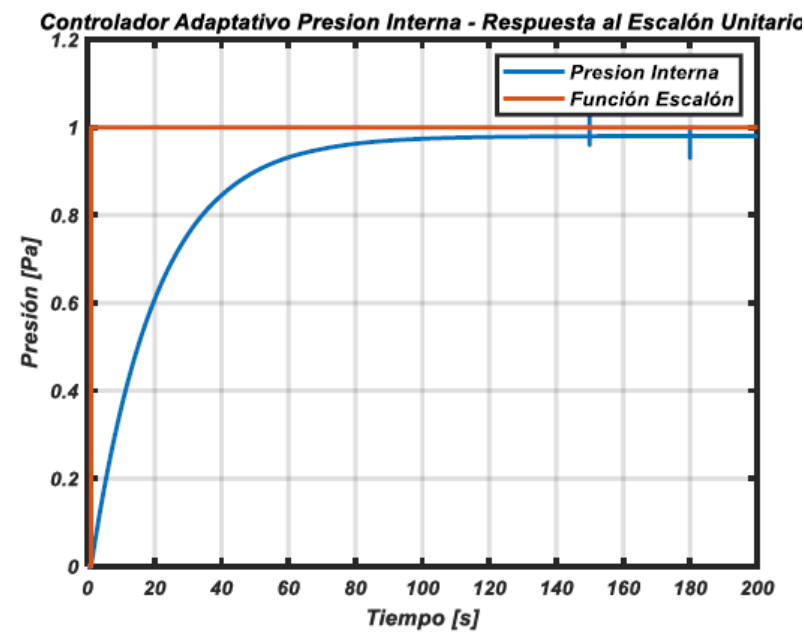


Figura 2.52. Respuesta al escalón unitario del sistema de control adaptativo de presión con perturbaciones.

Finalmente, como se indica la Figura 2.53, se implementa el sistema de control adaptativo en base a la referencia de flujo de aire asignada, y conecta cada uno de los componentes incluyendo las perturbaciones para comprobar el funcionamiento del controlador.

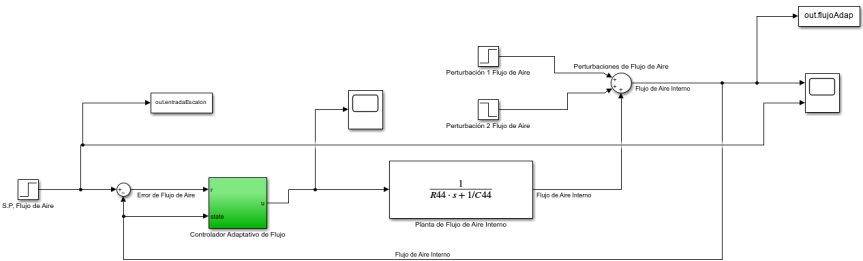


Figura 2.53. Diagrama de bloques del sistema de control adaptativo de flujo de aire con perturbaciones.

Comprobando la respuesta del sistema de presión con el controlador adaptativo como visualiza la Figura 2.54, donde se comprueba que no tiene sobreimpulso, con un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 0,62 [s], las cuales ingresaron 0.05 y -0.05 [m3/s] al sistema en diferentes tiempos.

Controlador Adaptativo Flujo de Aire Interno - Respuesta al Escalón Unitario

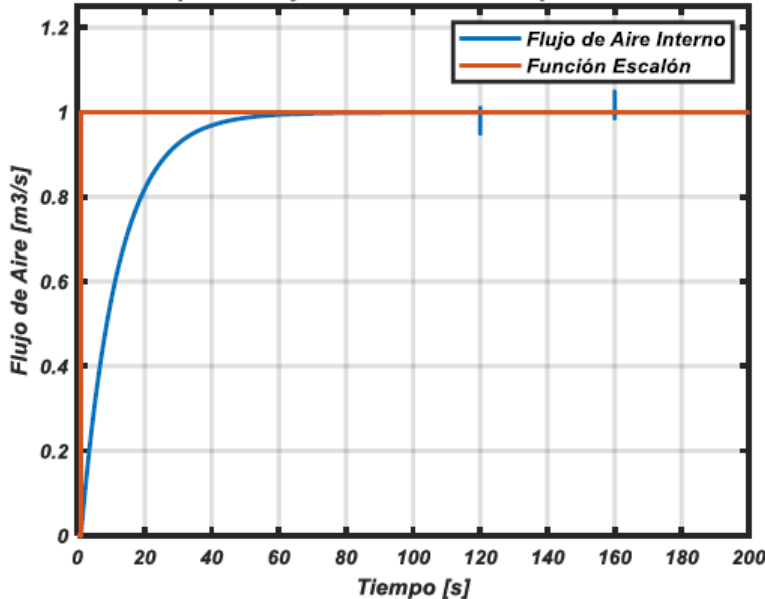


Figura 2.54. Respuesta al escalón unitario del sistema de control adaptativo de flujo de aire con perturbaciones.

- Sintonización de controlador adaptativo

Se realiza la sintonización de los controladores adaptativos para observar el comportamiento en diversas funciones de referencia variando la ganancia de retroalimentación y la tasa de aprendizaje de tal forma que se pueda observar la respuesta y seleccionar el mejor controlador. Se implementaron 3 controladores de cada variable, como se muestra en la Figura 2.55.

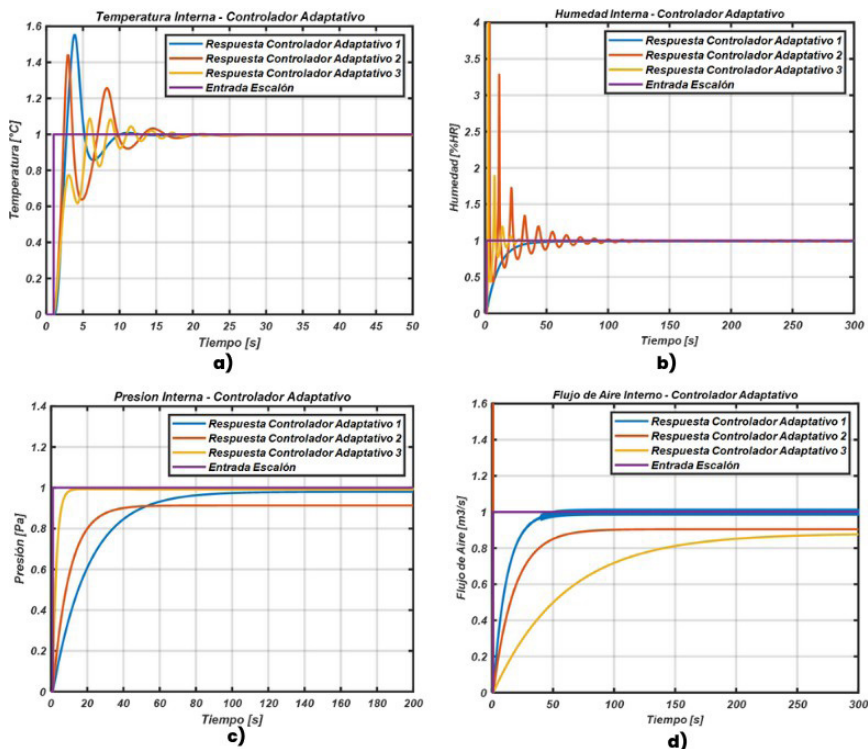


Figura 2.55. Sintonización de Controladores Adaptativos a) Controlador de Temperatura, b) Controlador de Humedad, c) Controlador de Presión, d) Controlador de Flujo.

Se comprueba en la Tabla 2.11 que el controlador de temperatura ajustado la ganancia de retroalimentación a 200 con una tasa de aprendizaje de 1 y una función de referencia $0.05 \ 500s+1$ entrega mejores resultados para esta variable con un sobreimpulso del 9.29% y un tiempo de establecimiento de 14.5843 [s]. La respuesta de los otros controladores se las observa en la Tabla 2.11.

Tabla 2.11. Parámetros de sintonización de controladores adaptativos.

Controlador ADAPTATIVO Temperatura

	ADAPTATIVO 1	ADAPTATIVO 2	ADAPTATIVO 3
Modelo de Referencia	$\frac{500}{1,9s + 1}$	$\frac{1}{200s + 1}$	$\frac{0,5}{500s + 1}$
Ganancia de Retroalimentación	1000	500	200
Tasa de Aprendizaje	0,0200	0,1000	1,0000
Sobreimpulso	55,80%	44,71%	9,29%
Tiempo de Establecimiento	9,2000	15,6350	14,5843
Tiempo de Subida	1,0800	0,9431	3,9026

Controlador ADAPTATIVO Humedad

	ADAPTATIVO 1	ADAPTATIVO 2	ADAPTATIVO 3
Modelo de Referencia	$\frac{-0,001}{0,1s + 1}$	$\frac{-0,008}{20s + 1}$	$\frac{-0,35}{285s + 1}$
Ganancia de Retroalimentación	1000	500	200
Tasa de Aprendizaje	0,0200	0,0500	0,1000
Sobreimpulso	0,00%	504,10%	436,38%
Tiempo de Establecimiento	38,5100	97,5832	28,0936
Tiempo de Subida	21,0500	1,0214	0,4893



Controlador ADAPTATIVO Presión

	ADAPTATIVO 1	ADAPTATIVO 2	ADAPTATIVO 3
Modelo de Referencia	$\frac{0,001}{0,05s + 1}$	$\frac{0,0095}{0,01s + 1}$	$\frac{0,0027}{0,5s + 1}$
Ganancia de Retroalimentación	1000	500	100
Tasa de Aprendizaje	0,1000	0,0100	1,0000
Sobreimpulso	0,00%	0,00%	0,46%
Tiempo de Establecimiento	77,6674	36,7199	8,7334
Tiempo de Subida	45,1412	0,0124	4,5378

Controlador ADAPTATIVO Flujo de Aire

	ADAPTATIVO 1	ADAPTATIVO 2	ADAPTATIVO 3
Modelo de Referencia	$\frac{0,0001}{0,09s + 1}$	$\frac{0,0055}{0,052s + 1}$	$\frac{0,002018}{0,015s + 1}$
Ganancia de Retroalimentación	1000	500	200
Tasa de Aprendizaje	0,0200	0,1000	1,0000
Sobreimpulso	0,00%	166,61%	0,00%
Tiempo de Establecimiento	499,9900	69,0171	230,2857
Tiempo de Subida	24,6853	0,0009	135,1945

Comparación de las técnicas de control avanzado

La comparación de técnicas de control avanzado considera 5 aspectos clave para establecer cuál controlador tiene mejor efectividad y eficiencia para el control de cámaras de refrigeración considerando diferentes variables. Para poder determinar de manera cuantitativa que controlador se adecúa mejor a la cámara de refrigeración planteada. Se asigna una ponderación a cada una de las variables involucradas en la

eficiencia operativa y energética tal y como se observa en la Tabla 2.12.

Tabla 2.12. Ponderación de cada uno de los parámetros evaluados.

Parámetro	Peso (%)	Justificación
Error en estado estacionario	25%	Un menor error asegura que la temperatura deseada se mantenga, reduciendo el consumo energético y mejorando la conservación de productos.
Tiempo de establecimiento	20%	Un tiempo más pequeño permite alcanzar rápidamente la temperatura deseada, mejorando la eficiencia y reduciendo el consumo energético.
Sobreimpulso	15%	Un menor sobreimpulso evita fluctuaciones excesivas, manteniendo la estabilidad del sistema.
Respuesta ante perturbaciones	5%	Una respuesta rápida y precisa ante cambios externos mantiene la eficiencia energética.
Consumo Energético en Estado Estacionario	35%	La Potencia en Estado Estacionario indica cuanto gasto energético tiene el equipo para mantener la variable deseada.

En la Tabla 2.13 muestran los resultados de la comparación de controladores considerando la Temperatura interna, donde visualiza que el que mejor rendimiento tiene es el MPC, que genera un sobreimpulso de 6.26%, tiene un tiempo de establecimiento alto de 1149.1 [s], un error en estado estacionario de 0, una respuesta ante perturbaciones de 1389 [s] y un consumo de potencia en estado estable de 2123 [W].

Tabla 2.13. Parámetros de evaluación de controladores avanzados para temperatura.

Comprobación Temperatura	PID	MPC	NEURO-NAL	ADAPTATIVO
Tiempo de Establecimiento (s)	620,95	1149,1	378,12	14,58
Sobreimpulso (%)	6,94	6,26	7,99	9,29
Error en Estado Estacionario	0	0	0	0

Tiempo de Establecimiento en Perturbaciones (s)	572,93	1389	431,99	28,478
Consumo Energético Estado Estable (W)	2326	2123	2286	2148

En la Tabla 2.14 se observa el score obtenido para el controlador de temperatura, en donde se verifica que el controlador MPC genera mejores resultados que los otros con un 4.25 puntos, seguido del adaptativo con 4.2.

Tabla 2.14. Score total de controladores de temperatura.

Comprobación Temperatura	PID	MPC	NEURONAL	ADAPTATIVO
Tiempo de Establecimiento (s)	3	2	4	5
Sobreimpulso (%)	4	5	3	2
Error en Estado Estacionario	5	5	5	5
Tiempo de Establecimiento en Perturbaciones (s)	3	2	4	5
Consumo Energético Estado Estable (W)	2	5	3	4
SCORE TOTAL	3,3	4,25	3,75	4,2

En cuanto a la humedad interna, se verifica que el control neuronal tiene ventajas en cuanto al sobreimpulso con únicamente un 7.5% y un error en estado estacionario de 0, como se observa en la Tabla 2.15. Por otro lado, el control adaptativo tiene ventajas en cuanto al tiempo de establecimiento con únicamente 65.39 [s] para llegar al punto deseado y una reacción de perturbaciones de 1.54 [s]. El consumo de energía es casi similar entre los controladores PID, MPC y Adaptativo, siendo el menor el PID con 302.5 [W].

Tabla 2.15. Parámetros de evaluación de controladores avanzados para humedad.

Comprobación Humedad	PID	MPC	NEURONAL	ADAPTATIVO
Tiempo de Establecimiento (s)	828,64	2018,5	506,64	65,39
Sobreimpulso (%)	8,02	14,69	7,5	0
Error en Estado Estacionario	0	0	0	0
Tiempo de Establecimiento en Perturbaciones (s)	777,92	2061	555,19	1,54
Consumo Energético Estado Estable (W)	302,5	302,9	1082,3	302,7

En la Tabla 2.16 se observa el score obtenido para los controladores de humedad, donde indica que el controlador adaptativo genera mejores resultados que los otros con un 4.65 puntos, seguido del PID con 4.2.

Tabla 2.16. Score total de controladores de humedad.

Comprobación Humedad	PID	MPC	NEURONAL	ADAPTATIVO
Tiempo de Establecimiento (s)	3	2	4	5
Sobreimpulso (%)	3	2	4	5
Error en Estado Estacionario	5	5	5	5
Tiempo de Establecimiento en Perturbaciones (s)	3	2	4	5
Consumo Energético Estado Estable (W)	5	3	2	4
SCORE TOTAL	4,2	3,1	3,55	4,65

En cuanto a presión interna de la cámara, la Tabla 2.17 visualiza que el control adaptativo presenta ventajas hacia los otros controladores con respecto al tiempo de establecimiento con 110.52 [s], no genera sobreimpulso, tiene un error en

estado estacionario de 0 igual que los otros controladores, y posee un tiempo de recuperación ante perturbaciones de 0.34 [s]. En cuanto al consumo energético se visualiza que el controlador MPC tiene una mayor ventaja con 1082 [W], seguido del control neuronal con 1648 [W].

Tabla 2.17. Parámetros de evaluación de controladores avanzados para presión.

Comprobación Presión	PID	MPC	NEURONAL	ADAPTATIVO
Tiempo de Establecimiento (s)	438,74	754,15	592,22	110,52
Sobreimpulso (%)	9,46	29,63	9,91	0
Error en Estado Estacionario	0	0	0	0
Tiempo de Establecimiento en Perturbaciones (s)	328,52	1062	514,12	0,34
Consumo Energético Estado Estable (W)	1994	1082	1648	1994

La Tabla 2.18 muestra el Score Obtenido para los controladores de presión, en donde verifica que el controlador Adaptativo genera mejores resultados que los otros con un 4.3 puntos, seguido del neuronal con 3.85.

Tabla 2.18. Score total de controladores de presión.

Comprobación Presión	PID	MPC	NEURONAL	ADAPTATIVO
Tiempo de Establecimiento (s)	4	2	3	5
Sobreimpulso (%)	4	2	3	5
Error en Estado Estacionario	5	5	5	5
Tiempo de Establecimiento en Perturbaciones (s)	4	2	3	5
Consumo Energético Estado Estable (W)	2	5	4	3
SCORE TOTAL	3,55	3,8	3,85	4,3

Se evalúa los controladores avanzados para la planta de flujo de aire de la cámara de refrigeración analizada como indica la Tabla 2.19. Se visualiza que el controlador Adaptativo tiene un tiempo de establecimiento de 72.59 [s] con un error en estado estacionario de 0 y un consumo energético de 51.95 [W]. Con respecto al sobreimpulso este controlador presenta un 0 al igual que el MPC, seguido del neuronal que posee un 5.05%. El control adaptativo y PID tienen mejor tiempo de recuperación ante perturbaciones con 0.62 [s] y 35.62 [s] respectivamente.

Tabla 2.19. Parámetros de evaluación de controladores avanzados para la variable de flujo de aire.

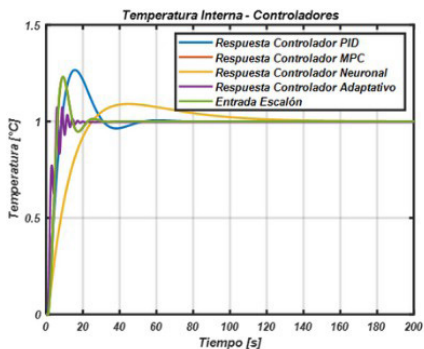
Comprobación Flujo de Aire	PID	MPC	NEURONAL	ADAPTATIVO
Tiempo de Establecimiento (s)	52,38	307,81	103,1	72,59
Sobreimpulso (%)	7,53	0	5,05	0
Error en Estado Es- tacionario	0	0	0	0
Tiempo de Establecimiento en Perturbaciones (s)	35,62	515,11	128,45	0,62
Consumo Energéti- co Estado Estable (W)	116,9	571,4	571,4	51,95

La Tabla 2.20 indica el score obtenido para los controladores de presión, donde determina que el controlador adaptativo genera mejores resultados que los otros controladores con 5 puntos, seguido del PID con 4.1 puntos.

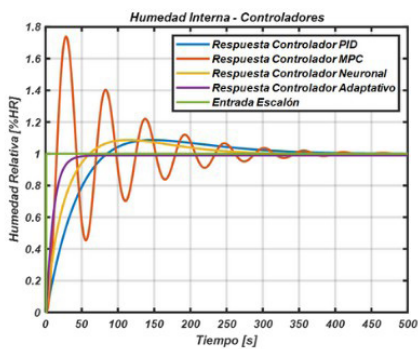
Tabla 2.20. Score total de controladores de flujo de aire.

Comprobación Flujo de Aire	PID	MPC	NEURONAL	ADAPTATIVO
Tiempo de Establecimiento (s)	4	2	3	5
Sobreimpulso (%)	3	5	4	5
Error en Estado Estacionario	5	5	5	5
Tiempo de Establecimiento en Perturbaciones (s)	4	2	3	5
Consumo Energético Estado Estable (W)	4	3	3	5
SCORE TOTAL	4,1	3,55	3,65	5

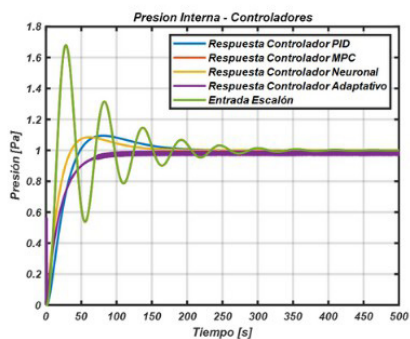
Finalmente se realiza la comparación de cada uno de los controladores implementados que se sintonizaron para mejorar la respuesta operativa de cada uno observando el comportamiento con respecto a la función escalón como se muestra en la Figura 2.56. Se verifica que el controlador neuronal para temperatura tiene una respuesta sin oscilaciones y con un sobreimpulso del 8.94% y un tiempo de establecimiento de 101.47 segundos. En cuanto a la variable de humedad, se muestra que el controlador adaptativo ajustado tiene un sobreimpulso de 0% y un tiempo de establecimiento de 38.59 segundos. Por otro lado, la variable de presión el controlador adaptativo tiene una respuesta que sobresale con respecto a las otras variables con un sobreimpulso de 2.31% y un tiempo de establecimiento de 89.99 segundos. Por último, el controlador de flujo de aire, en este caso el neuronal, tiene un tiempo de establecimiento 103.13 segundos y un sobreimpulso de 5.03% siendo los que mejor respuesta ofrecen en el sistema.



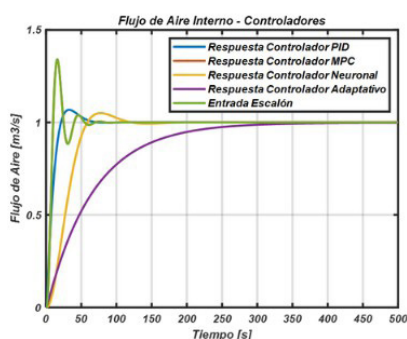
a)



b)



c)



d)

Figura 2.56. Comparativa Final de Controladores a) Controlador de Temperatura, b) Controlador de Humedad, c) Controlador de Presión, d) Controlador de Flujo.

En base a los resultados obtenidos se observa que las técnicas de control avanzadas como el MPC, Neuronal y el Adaptativo generan mejores resultados en cada una de las comparaciones de control considerando los aspectos de consumo energético y eficiencia operativa.

CONCLUSIONES

La investigación se realizó en una industria alimenticia ubicada en la parroquia Valle Hermoso del cantón Santo Domingo, en la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, Ecuador, donde se analizó la problemática del consumo energético y la eficiencia operativa de las cámaras de refrigeración industrial. La empresa estudiada, cuyo nombre se mantiene en reserva por razones de confidencialidad, enfrenta limitaciones derivadas de la ausencia de sistemas de control automático avanzado que integren de manera dinámica variables críticas como la temperatura, la humedad, el flujo de aire y la presión. Esta carencia provoca fluctuaciones térmicas, incremento del desgaste de los equipos y mayores costos de mantenimiento, lo que afecta directamente la sostenibilidad y calidad de los procesos de refrigeración.

En este contexto, se evaluaron diferentes técnicas de control automático, entre ellas el controlador PID, el controlador predictivo basado en modelos (MPC), el controlador difuso, los controladores neuronales y el control adaptativo. Se comprobó que el controlador PID presenta ventajas de fácil implementación y bajo costo computacional, aunque sus prestaciones son limitadas en sistemas complejos. Por su parte, el MPC mostró un alto potencial para sistemas multivariables con múltiples entradas y salidas, aunque su aplicación práctica se ve restringida por el elevado costo computacional. Los controladores neuronales demostraron gran capacidad de adaptación a sistemas no lineales, aunque su diseño es complejo debido a la amplia variabilidad de configuraciones posibles. El control adaptativo, en cambio, se destacó por no requerir ajustes constantes, ya que se adapta automáticamente a la referencia planteada, aunque también implica un costo computacional elevado.

El modelado matemático de las cámaras de refrigeración incluyó variables como temperatura,





humedad, presión y flujo de aire interno, considerando como variables de control la potencia de refrigeración, la potencia del ventilador, el estado del extractor y la válvula de inyección. Mediante ecuaciones de balance térmico, balance de masa de vapor, balance de masa de aire y dinámica del aire interno, se verificó que esta última influye de manera significativa en las variables de temperatura, humedad y presión. Las funciones de transferencia implementadas en Simulink permitieron observar el comportamiento del sistema en lazo cerrado, comprobando que el flujo de aire presenta un amortiguamiento que genera oscilaciones, mientras que las demás variables son subamortiguadas y no generan oscilaciones.

Finalmente, la simulación y validación de las técnicas de control implementadas arrojaron resultados diferenciados según la variable de estudio. Para la temperatura, el controlador neuronal ofreció una respuesta sin oscilaciones, con un sobreimpulso del 7.99 % y un tiempo de establecimiento de 378.12 segundos. En la humedad, el controlador adaptativo ajustado alcanzó un desempeño sobresaliente, con sobreimpulso del 0 % y un tiempo de establecimiento de 65.39 segundos. Respecto a la presión, el mismo controlador adaptativo mostró los mejores resultados, también con un sobreimpulso del 0 % y un tiempo de establecimiento de 110.52 segundos. En el flujo de aire, igualmente el control adaptativo ofreció la mejor respuesta, con un tiempo de establecimiento de 72.59 segundos y un sobreimpulso del 0 %.

La investigación evidencia que la implementación de técnicas de control automático avanzado, en particular el uso de controladores adaptativos y neuronales representa una alternativa viable para mejorar la eficiencia energética, la estabilidad del sistema y la conservación de productos en cámaras de refrigeración industrial. La integración de estos métodos en la empresa analizada permitiría reducir los costos operativos, prolongar la vida útil de los equipos y optimizar los procesos productivos, generando un impacto positivo tanto en la sostenibilidad empresarial como en la calidad de los productos almacenados.

- Abo-Sennah, M., El-Dabah, M., & Mansour, A. (2021). Maximum power point tracking techniques for photovoltaic systems: A comparative study. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 11(1), 57–73. <https://doi.org/10.11591/ijece.v11i1.pp57-73>
- Bustamante-Limones, A., Rodríguez-Borges, C., & Pérez-Rodríguez, J. A. (2024). Evaluación del uso de gemelos digitales en los sistemas de producción. *AiBi Revista de Investigación, Administración e Ingeniería*, 12(3), 195-204. <https://doi.org/10.15649/2346030X.4382>
- Covarrubias, C., Farrera, N., & Guillén, H. (2022). Desarrollo de un microgenerador eléctrico termoacústico, que funciona con el calor residual de una fuente térmica. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 6(4), 5668–5680. <https://ciencialatina.org/index.php/cienciala/article/view/3040/4454>
- Crisanto, W. (2018). *Estudio comparativo de los costos de operación del túnel de enfriamiento continuo y el túnel de enfriamiento californiano para optimizar el proceso de empaque de la uva, en la agrícola Zeit Organisch S.A.C.* [Tesis de grado, Universidad Nacional de Piura].
- Cuevas, C., & Fonseca, N. (2020). Modelado de un sistema de refrigeración caracterizado en un rango amplio de condiciones de operación. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 28(4), 728–739. <https://www.scielo.cl/pdf/ingeniare/v24n4/art16.pdf>
- Ecuador. Agencia Nacional de Regulación, Control y Vigilancia Sanitaria. (2015). *Registro Oficial Res. 042 BPM-Alimentos*. <https://www.controlsanitario.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2015/08/Registro-Oficial-Res-042-BPM-Alimentos.pdf>





- Ecuador. Asamblea Nacional Constituyente. (2008). *Constitución de la República del Ecuador*. Registro Oficial 449. https://www.oas.org/juridico/pdfs/mesicic4_ecu_const.pdf
- Ecuador. Asamblea Nacional. (2019). *Ley Orgánica de Eficiencia Energética*. Registro Oficial 475. <https://www.gob.ec/sites/default/files/regulations/2024-08/Ley%20Organica%20Eficiencia%20Energ%C3%A9tica%20Ultima%20Reforma%20R.O.%20475.pdf>
- Ecuador. Concejo Municipal de Santo Domingo. (2025). *Situación*. <https://www.santodomingo.gob.ec/>
- Ecuador. Instituto de Investigación Geológico y Energético. (2025). *Consumo eléctrico por habitante continúa creciendo en Ecuador*. <https://www.geoenergia.gob.ec/consumo-electrico-por-habitante-continua-creciendo-en-ecuador>
- Ecuador. Instituto Ecuatoriano de Normalización. (2009). *Norma técnica ISO/TS 22002-1:2009. Programas de prerequisites en seguridad alimentaria*. https://www.inapide.ac.cr/pluginfile.php/14489/mod_resource/content/13/pdf/normas.pdf
- Ecuador. Instituto Ecuatoriano de Normalización. (2019). *Infórmate sobre las Normas de Inocuidad de los Alimentos que cuidan de ti*. <https://www.normalizacion.gob.ec/informate-sobre-las-normas-de-inocuidad-de-los-alimentos-que-cuidan-de-ti>
- Fornés, J. (2022). *Estudio y desarrollo de un sistema de refrigeración mediante células Peltier para el alivio en pacientes con dolor crónico* [Tesis de maestría, Universidad Politécnica de Valencia].
- Franco, C. A., & Velásquez, F. (2000). Cómo mejorar la eficiencia operativa utilizando el trabajo en equipo. *Estudios Gerenciales*, (76), 27-35. <https://www.redalyc.org/pdf/212/21207602.pdf>
- Gómez, J. (2023). *Desarrollo e implementación de un sistema de control avanzado no lineal de brazos y cabeza para un robot móvil* [Tesis de maestría, Pontificia Universidad Católica del Perú].

- Gómez, M., Nieto, E., Moscoso, E., & Lascano, N. (2024). Actividades de innovación en el sector alimentos y bebidas de Ecuador: Un modelo probabilístico. *Contaduría y Administración*, 69(231), 278-301. <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/9418388.pdf>
- Guaján, N. (2024). *Análisis de la cadena de suministro agroalimentaria con un enfoque en sostenibilidad de una empresa productora de pulpas de fruta* [Tesis de grado, Escuela Politécnica Nacional].
- Hansem, R. (2022). *Diseño y análisis comparativo de un sistema de péndulo invertido aplicando técnicas de control lineal cuadrático gaussiano* [Tesis de grado, Universidad Católica de Santa María].
- Idme, P. (2021). *Análisis de la conservación de alimentos en cadena de frío con base a un sistema Peltier* [Tesis de grado, Universidad Tecnológica del Perú].
- International Organization for Standardization. (2018). Norma internacional ISO 22000. <https://iestpcabana.edu.pe/wp-content/uploads/2021/11/NORMA-ISO-22000.pdf>
- Martínez, M., & Nicolalde, J. (2023). *Diseño e implementación de sistemas de control embebidos; PID, por retroalimentación de estados y lógica difusa en plantas de temperatura y velocidad de motor DC, para prácticas en laboratorio de control automático y microcontroladores* [Tesis de grado, Escuela Superior Politécnica del Litoral].
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. (2025). *Almacenamiento no refrigerado o refrigerado de la carne fresca y los subproductos comestibles*. <https://www.fao.org/4/t0566s/T0566S12.htm>
- Ortiz, A., García, S., & Simarro, R. (2021). Comparative study of optimal multivariable LQR and MPC controllers for unmanned combat air systems in trajectory tracking. *Electronics*, 10(3). <https://doi.org/10.3390/electronics10030331>
- Pampamallco, J. (2022). *Diseño e implementación de controladores basados en lógica difusa para una planta de procesos multipropósito* [Tesis de grado, Universidad de Ingeniería y Tecnología].





- Quiñones, C. (2021). *Mejoramiento de la eficiencia energética en un proceso de cadena de frío en una industria de alimentos* [Tesis de grado, Universidad Antonio Nariño].
- Ramírez Agudo, M. (2020). *Eficiencia energética*. Elearning, S.L.
- Rodríguez, J., Pacheco, J., Valencia, C., & Ramirez, J. (2024). Estudio energético y energético de un sistema de refrigeración por eyecto-compresión con doble IHX. *Revista de Ciencias Tecnológicas*, 6(3). <https://www.scielo.org.mx/pdf/recit/v6n3/2594-1925-recit-6-03-e261.pdf>
- Saldaña, C., Kuonqui, F., Malave, C., Tumbaco, A., & Pasmay, P. (2023). Simulación y comparación de controladores PID, Liapunov y redes neuronales artificiales: Abordando el rechazo de perturbaciones en sistemas no lineales a través de modelado computacional. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(4), 3849-3865. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i4.7234
- Silupú, J. (2023). *Modelación y control de sistema de refrigeración en una planta experimental* [Tesis de grado, Universidad de Piura].
- Silva García, J., & Soto Osorio, M. (2019). *Diseño de la automatización de la cámara climatizada para pruebas de equipos y materiales* [Tesis de grado, Universidad de América].
- Sossa Azuela, J. H., & Reyes Cortés, F. (2021). *Inteligencia artificial aplicada a robótica y automatización*. Marcombo.
- Tafur Sotelo, J., Moreano Sánchez, G., & Sánchez Oñate, A. (2024). *Teoría clásica de control automático*. Marcombo.
- Tapia, N. (2024). *Simulación de ciclos de refrigeración por adsorción continua con refrigerante isobutano y carbón activado* [Tesis de grado, Universidad Católica de Santiago de Guayaquil].
- Tierra, L., Buñay, J., & Villacrés, J. (2022). Simulación de un modelo matemático con Matlab (Simulink), para dos tanques industriales conectados en paralelo. *Pol. Con.*, 7(6), 2652-2667. <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/9042559.pdf>

- Velázquez, B. (2023). *Sistemas de refrigeración por absorción* [Tesis de grado, Universidad Politécnica de Valencia].
- Vidó, J. (2021). *Aplicación de algoritmos de optimización metaheurísticos en el diseño de controladores en sistemas no lineales* [Tesis de grado, Universidad de Guanajuato].
- Villada, S. (2023). *Diseño e implementación de filtros y controladores PID para estabilización de sistemas dinámicos* [Tesis de grado, Universidad Nacional Abierta].
- Vivanco, G., & Arroyo, M. (2025). *Evaluación de fuentes de consumo energético y eficiencia en la industria nacional y análisis comparativo de pronósticos en el periodo (2012–2022)* [Tesis de grado, Universidad Politécnica Salesiana].
- Zamora, J., Briones, L., Arteaga, A., & Rodríguez, P. (2022). Determinación de la disponibilidad de un sistema de refrigeración industrial para la industria atunera. *Ingeniería Mecánica*, 25(2), 33–44. <http://scielo.sld.cu/pdf/im/v25n2/1815-5944-im-25-02-1.pdf>



Jessica Carolina Galeas Rodríguez

Ingeniera Industrial con más de cinco años de experiencia en mejora continua, planificación de mantenimiento y gestión de procesos productivos, destacándose en roles como Planificador de Mantenimiento y Jefe de Área en empresas como PRONACA y LIGHTWOOD S.A., donde ha manejado presupuestos, optimizado inventarios, dirigido equipos y aplicado normas de seguridad y calidad; cuenta con competencias en automatización industrial, dominio de herramientas Office, amplia proactividad y capacidad resolutive, respaldada por una sólida formación académica que incluye una maestría en Automatización y Control Industrial y múltiples reconocimientos por excelencia académica.



Ángel Iván Torres Quijije

Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones y Magíster en Conectividad y Redes, con amplia experiencia académica como Coordinador de Carrera y Coordinador de Programas de Maestría en la Universidad Técnica Estatal de Quevedo, demostrando un perfil investigativo y docente, respaldado por numerosas publicaciones en revistas indexadas sobre redes, inteligencia artificial, IoT y sostenibilidad energética, así como por la autoría de libros de texto en matemáticas; cuenta con una extensa formación continua en áreas como Linux, Networking, inteligencia artificial, gestión de proyectos y metodologías educativas, evidenciando un compromiso constante con la innovación tecnológica y la educación superior.



El libro aborda la problemática del alto consumo energético en los sistemas de refrigeración utilizados en la industria alimentaria, con especial énfasis en el contexto ecuatoriano. La investigación se llevó a cabo en una empresa de la parroquia Valle Hermoso, cantón Santo Domingo, provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas en Ecuador; cuyo nombre se reserva por confidencialidad. En este entorno, se identificaron retos asociados al elevado gasto energético, fluctuaciones térmicas y desgaste prematuro de equipos, ocasionados por la ausencia de sistemas de control avanzado en las cámaras de refrigeración. El estudio integra fundamentos teóricos y prácticos sobre control automático, modelamiento matemático de variables críticas como temperatura, humedad, presión y flujo de aire, así como la implementación de estrategias de control inteligente, incluyendo controladores PID, predictivos (MPC), adaptativos y neuronales. Se diseñaron modelos de simulación en Simulink para evaluar la dinámica de los sistemas y validar la respuesta en lazo cerrado bajo diferentes condiciones. Los resultados demostraron que los controladores neuronales aplicados a la temperatura ofrecieron una respuesta estable con un sobreimpulso de 7.99 % y un tiempo de establecimiento de 378.12 segundos. En cuanto a la humedad, el controlador adaptativo ajustado obtuvo un desempeño óptimo, con 0 % de sobreimpulso y un tiempo de establecimiento de 65.39 segundos. Variables como presión y flujo de aire también evidenciaron un mejor comportamiento bajo control adaptativo, mostrando estabilidad y rapidez en el ajuste. Este libro constituye un aporte académico y técnico dirigido a estudiantes, investigadores y profesionales de la ingeniería de control, automatización y eficiencia energética. Al combinar teoría, simulación y aplicación práctica, demuestra cómo la implementación de técnicas de control inteligente puede optimizar la operación de los sistemas de refrigeración industrial, reduciendo el consumo energético, mejorando la sostenibilidad ambiental y garantizando la calidad de los productos alimentarios.



ISBN: 978-1-968794-14-9



9 781968 794149 >