



UNIVERSIDAD  
DE PIURA

FACULTAD DE INGENIERÍA

**Diseño de control predictivo e implementación en  
simulador de sistemas de climatización para la mejora de  
la eficiencia energética en edificaciones**

Tesis para optar el Título de  
Ingeniero Mecánico - Eléctrico

**Daniel Alejandro Albuja Pacheco**

**Asesor:**  
**Dr. Ing. José José Manrique Silupú**

**Piura, enero de 2026**

## Declaración Jurada de Originalidad del Trabajo Final

Yo, Daniel Alejandro Albuja Pacheco, egresado del Programa Académico de Ingeniería Mecánico-Eléctrica de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Piura, identificado(a) con DNI: 71417129, declaro que:

Soy autor del trabajo final titulado:

**“Diseño de control predictivo e implementación en simulador de sistemas de climatización para la mejora de la eficiencia energética en edificaciones”**

El mismo que presento bajo la modalidad de Tesis para optar el Título profesional de Ingeniero Mecánico-Eléctrico.

Que el trabajo se realizó en coautoría con los siguientes alumnos de la Universidad de Piura.

- Haga clic o pulse aquí para escribir texto, identificado con Elija un elemento: Escribir número
- Haga clic o pulse aquí para escribir texto, identificado con Elija un elemento: Escribir número
- Haga clic o pulse aquí para escribir texto, identificado con Elija un elemento: Escribir número
- Haga clic o pulse aquí para escribir texto, identificado con Elija un elemento: Escribir número

El texto de mi trabajo final es original y no vulnera los derechos de terceros o, de ser el caso, derechos de los coautores, incluidos los derechos de propiedad intelectual, datos personales, entre otros. En tal sentido, el texto de mi trabajo final no ha sido plagiado total ni parcialmente, para lo cual, he respetado las normas internacionales de citas y referencias de las fuentes consultadas. Asimismo, el texto del trabajo final que presento no ha sido publicado ni presentado antes en cualquier medio electrónico o físico; y que la investigación, los resultados, datos, conclusiones y demás información presentada que atribuyo a mi autoría son veraces.

En caso de detectarse el incumplimiento de lo declarado asumo frente a terceros, la Universidad de Piura y/o la Administración Pública toda responsabilidad que pueda derivarse por el trabajo final presentado. Lo señalado incluye responsabilidad pecuniaria incluido el pago de multas u otros por los daños y perjuicios que se ocasionen.


La asesoría del trabajo estuvo a cargo de los siguientes docentes de la Universidad de Piura:

- Dr. Ing. José José Manrique Silupú, identificado con DNI: 44235652
- Haga clic o pulse aquí para escribir texto, identificado con Elija un elemento: Escribir número
- Haga clic o pulse aquí para escribir texto, identificado con Elija un elemento: Escribir número

Declaro (declaramos) que:

Luego de haber empleado el software de coincidencia Turnitin, revisado las fuentes de información señaladas por el autor, y debido a mi (nuestra) experiencia como investigador(es), declaro (declaramos) que las ideas expuestas en el trabajo final alcanzan las condiciones de calidad, integridad y originalidad acorde a los objetivos institucionales y estándares en materia de investigación. Finalmente, no asumo (asumimos) responsabilidad por la posible vulneración de derechos de autor en el trabajo final referido, pues tal responsabilidad es exclusiva del autor.

Fecha: 01/12/2025.



.....

Firma del autor<sup>1</sup>



.....

Firma del asesor<sup>1</sup>

.....

Firma del co-asesor<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Firma idéntica al DNI. No se admite digital, salvo certificado.

## **Dedicatoria**

A mi padre, Alejandro por ser mi ejemplo de esfuerzo y disciplina, Cada logro obtenido es en parte fruto de sus consejos, de su sacrificio y de la confianza que siempre ha depositado en mí.

A mi madre, Janet por ser pilar fundamental en mi vida, por su cariño inagotable, entrega y paciencia que han hecho de mi la persona que soy, y que supo acompañarme en cada momento, sobre todo en los días más difíciles.

A mis hermanos, Juan Diego, Juan Andree e Isamar por acompañarme en cada etapa de mi vida, por celebrar mis pequeños progresos y alentarme a seguir adelante.

A Masiel, por acompañarme durante todo este proceso, por su comprensión y ser mi apoyo constante.

A mis amigos, quienes con su compañía y apoyo durante toda la etapa universitaria una experiencia inolvidable.



## **Agradecimientos**

Agradezco en primer lugar a Dios por cuidar de mí y darme la fortaleza necesaria para culminar esta etapa. Asimismo, a mi familia por su amor incondicional y por acompañarme en todo momento, así como a mi asesor de tesis, cuya guía, compromiso y orientación fueron fundamentales para el desarrollo de este trabajo.

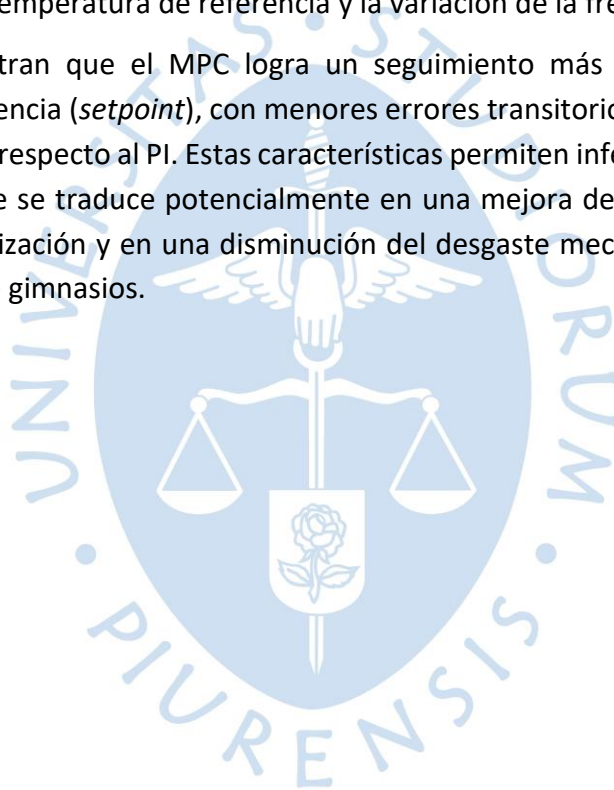
Extiendo también mi agradecimiento a la Universidad de Piura y a la Facultad de Ingeniería por brindarme la formación y los recursos para crecer como profesional.

## Resumen

La presente investigación tiene como fin diseñar y validar un controlador predictivo basado en modelo (MPC) para un sistema de climatización tipo split instalado en una sala de clases grupales de un gimnasio, con el propósito de mejorar la eficiencia energética y reducir el desgaste del equipo. Para ello, se realizaron ensayos experimentales con distintos cambios de frecuencia en el compresor, a partir de los cuales se identificó un modelo dinámico de primer orden con tiempo muerto (FOPDT) que representa el comportamiento de la dinámica térmica en la zona acondicionada.

Con el modelo obtenido se formuló una representación discreta en variables de estados, sobre el que se diseñó un controlador predictivo (MPC) en MATLAB y Simulink. El desempeño de esta estrategia se evaluó en simulación frente a un controlador PI convencional, considerando el seguimiento de la temperatura de referencia y la variación de la frecuencia del compresor.

Los resultados muestran que el MPC logra un seguimiento más rápido y preciso de la temperatura de referencia (*setpoint*), con menores errores transitorios y cambios más suaves en la señal de control respecto al PI. Estas características permiten inferir un uso más eficiente del compresor, lo que se traduce potencialmente en una mejora de la eficiencia energética del sistema de climatización y en una disminución del desgaste mecánico de los equipos en aplicaciones reales de gimnasios.



## Tabla de contenido

Introducción .....	10
Justificación .....	12
Antecedentes .....	13
Capítulo 1 .....	14
Marco teórico.....	14
1.1 Sistemas de HVAC.....	14
1.1.1 <i>Rol en edificaciones modernas (confort y productividad)</i> .....	15
1.1.2 <i>Impacto en el consumo energético global y local</i> .....	15
1.2 Principios de refrigeración.....	16
1.2.1 <i>Ciclo de refrigeración por compresión de vapor</i> .....	16
1.3 Factores externos que influyen en el desempeño HVAC .....	18
1.3.1 <i>Condiciones climáticas y carga térmica</i> .....	18
1.3.2 <i>Comportamiento y ocupación de usuarios</i> .....	18
1.4 Retos actuales y tendencias en sistemas HVAC .....	19
1.4.1 <i>Limitaciones de los controles clásicos (On/Off, PID)</i> .....	19
1.5 Fundamentos del control predictivo .....	20
1.5.1 <i>Tipos de MPC aplicados a climatización</i> .....	20
1.5.2 <i>Avances en control predictivo (MPC)</i> .....	21
1.5.3 <i>Aplicación del MPC en sistemas HVAC</i> .....	22
1.5.4 <i>Desafíos y tendencias actuales</i> .....	24
Capítulo 2 .....	25
Modelamiento del sistema de climatización .....	25
2.1 Descripción del sistema físico.....	25
2.2 Recolección de datos.....	26
2.3 Función transferencia.....	30
2.3.1 <i>Primer salto (35_45)</i> .....	30
2.3.2 <i>Segundo salto (45_55)</i> .....	32
2.3.3 <i>Tercer salto (55_65)</i> .....	34
Capítulo 3 .....	37
Estrategia de control del sistema de climatización.....	37
3.1 Discretización del modelo FOPDT .....	37
3.2 Modelo en espacio de estados.....	40
3.2.1 <i>Representación en espacio de estados mínima</i> .....	40
3.2.2 <i>Tratamiento del tiempo muerto en espacio de estados</i> .....	41
3.3 Modelo aumentado con integral del error.....	44
3.3.1 <i>Definición del estado aumentado</i> .....	44
3.3.2 <i>Ecuaciones del modelo aumentado</i> .....	45
3.4 Control PID.....	45
3.5 Formulación básica del MPC .....	46
3.5.1 <i>Predicciones y horizontes</i> .....	46
3.5.2 <i>Función de costo del MPC</i> .....	47
3.5.3 <i>Inclusión de restricciones</i> .....	48
3.6 Simulación de modelos de control .....	48
3.6.1 <i>PID</i> .....	48
3.6.2 <i>MPC</i> .....	50
3.6.3 <i>Comparación entre PID y MPC</i> .....	51

Conclusiones..... 54  
Referencias..... 55



## Lista de tablas

<b>Tabla 1</b> Detalles de prueba para obtención de datos.....	28
<b>Tabla 2</b> Parámetros de los modelos FOPDT identificados para cada cambio de frecuencia...	35
<b>Tabla 3</b> Parámetros de sintonización PID. ....	46



## Lista de figuras

<b>Figura 1</b> Representación gráfica de un sistema HVAC .....	14
Figura 2 Ciclo real de refrigeración por compresión de vapor .....	17
Figura 3 Zona estudiada para control de temperatura .....	26
Figura 4 Servidores de almacenamiento y control de sistemas de monitoreo .....	27
<b>Figura 5</b> Plataforma LG BEACON .....	27
Figura 6 Data obtenida en experimento del día 09/11/2025 .....	29
Figura 7 Data obtenida después del cambio en la frecuencia, de 35Hz a 45Hz .....	30
Figura 8 Función transferencia 1 obtenida mediante MATLAB .....	31
Figura 9 Modelo obtenido del primer tramo - cambio en la frecuencia, de 35Hz a 45Hz .....	31
Figura 10 Data obtenida después del cambio en la frecuencia, de 45Hz a 55Hz .....	32
Figura 11 Función transferencia 2 obtenida en MATLAB.....	32
Figura 12 Modelo obtenido del segundo tramo - cambio en la frecuencia, de 45Hz a 55Hz..	33
Figura 13 Data obtenida después del cambio en la frecuencia, de 55Hz a 65Hz .....	34
Figura 14 Función transferencia 3 obtenida mediante MATLAB .....	34
Figura 15 Modelo obtenido del tercer tramo - cambio en la frecuencia, de 55Hz a 65Hz.....	35
Figura 16 Código para la discretización de la FOPDT .....	39
Figura 17 Respuesta al escalón del modelo continuo vs modelo discreto .....	40
Figura 18 Código para la obtención de matrices A, B, C, D.....	43
Figura 19 Comparación de respuesta entre modelo en espacio de estados y modelo discreto en <b>Gz</b> .....	43
Figura 20 Comparación de respuesta entre modelo en espacio de estados y modelo FOPDT44	
Figura 21 Sintonización de control PID mediante MATLAB .....	46
Figura 22 Esquema en <i>Simulink</i> del controlador PID aplicado al modelo en variables de estado .....	49
Figura 23 Respuesta en temperatura de la zona y señal de control $u_{PID}$ ante un cambio de setpoint .....	49
Figura 24 Esquema en <i>Simulink</i> del controlador PID aplicado al modelo en variables de estado .....	50
Figura 25 Respuesta en temperatura de la zona y señal de control $u_{MPC}$ ante un cambio de setpoint .....	50
Figura 26 Esquema en <i>Simulink</i> para la comparación simultánea de los controladores PID y MPC .....	51
Figura 27 Comparación de la respuesta en temperatura y de las señales de control PID/MPC ante un escalón .....	51
Figura 28 Esquema en <i>Simulink</i> para la comparación de PID y MPC ante un escenario con múltiples cambios de setpoint .....	52
Figura 29 Comparación de la respuesta en temperatura y de las señales de control PID/MPC ante múltiples cambios de consigna .....	53

## Introducción

En el contexto actual, la eficiencia energética y la sostenibilidad se han convertido en ejes fundamentales para el desarrollo de edificaciones modernas. Se estima que los sistemas de climatización (*Heating, Ventilation and Air Conditioning* – HVAC) representan entre el 30 % y el 50 % del consumo energético total en edificaciones comerciales e institucionales, llegando incluso a valores superiores en espacios con alta demanda de confort, como hospitales, oficinas y gimnasios (Bobadilla et al., 2023). Este elevado consumo no solo impacta en los costos operativos, sino que también contribuye de manera significativa a las emisiones de gases de efecto invernadero, lo que posiciona al sector de la climatización como un punto crítico en la transición hacia edificaciones sostenibles (TaHERi et al., 2022).

Tradicionalmente, el control de los sistemas HVAC se ha basado en estrategias convencionales como el encendido/apagado (ON-OFF) o el control proporcional-integral-derivativo (PID), los cuales, si bien ofrecen simplicidad y bajo costo, presentan limitaciones importantes en aplicaciones reales (Huamán, 2017). En la práctica, las limitaciones se manifiestan como sobre enfriamiento, oscilaciones en la variable de control o respuesta lenta a los cambios de setpoint, además el desempeño del PID pierde robustez frente a variaciones en los cambios de operación (Verano / invierno, ocupación, etc.).

En contraste, un MPC utiliza un modelo del recinto y del equipo para predecir la evolución térmica, optimizar la señal manipulada y respetar límites de metas de confort, disminuyendo ciclos cortos y consumo. Según (Manrique, 2023), “las metodologías de control avanzado ofrecen mejor performance del seguimiento de temperatura y del comportamiento de la variable manipulable que favorece el menor desgaste del compresor”.

Frente a esta problemática, en las últimas décadas han cobrado relevancia los métodos de control predictivo, en particular el *Model Predictive Control* (MPC), que permiten anticipar el comportamiento dinámico del sistema y optimizar la acción de control en función de variables internas y externas (Gholamzadehmir et al., 2020). Estos controladores han demostrado un mejor desempeño en el seguimiento de la temperatura de setpoint, una mayor estabilidad frente a perturbaciones y, especialmente, una reducción en el consumo energético de entre el 13 % y el 28 % respecto a los controles clásicos (Xin et al., 2024).

En el ámbito académico y práctico, la literatura muestra una evolución progresiva hacia la implementación de modelos predictivos en HVAC. Estudios recientes evidencian que el MPC y sus variantes son los más empleados en simulaciones de edificios inteligentes debido a su capacidad de manejar sistemas multivariables y restricciones operativas (TaHERi et al., 2022). Sin embargo, en sistemas de un solo lazo (SISO), el predictivo PID sigue siendo una alternativa viable por su menor complejidad computacional y facilidad de implementación (Liu et al., 2019).

En este sentido, la presente tesis propone el diseño y validación de un control MPC aplicado a un sistema de refrigeración en el marco de una simulación computacional. La investigación busca demostrar cómo esta estrategia puede mejorar la eficiencia energética, garantizar un mayor confort térmico y reducir el desgaste de los equipos en comparación con los métodos convencionales.



## Justificación

En el contexto de las edificaciones modernas, los sistemas de climatización (HVAC) representan uno de los principales focos de consumo energético, llegando a concentrar hasta un 40% de la demanda eléctrica total de un edificio (Cruz, 2023). Especialmente en sectores donde el confort térmico es un requisito indispensable para garantizar la productividad y la satisfacción de los usuarios, este consumo impacta directamente en los costos operativos y en la sostenibilidad de las organizaciones. Bajo esta premisa surge la implementación de metodologías de control siendo los más comunes y utilizados los controles convencionales, como el encendido/apagado (ON/OFF) y el PID clásico.

No obstante, las limitaciones de estos controles tradicionales se traducen en ineficiencias que afectan la estabilidad de la temperatura, incrementan el consumo eléctrico y aceleran el desgaste de los equipos de climatización. Por lo que frente a esta problemática se plantea la incorporación de estrategias de control más avanzadas. En particular, el control predictivo constituye una alternativa superando a los métodos de control convencionales al anticipar el comportamiento de la variable de salida, reducir el error de seguimiento y disminuir la cantidad de arranques/paradas del compresor, lo que significa un menor consumo energético y mayor estabilidad térmica, por lo que se podría extrapolar a distintos tipos de edificaciones, generando un aporte significativo en términos de ahorro energético y confort ambiental.

En este sentido, la presente investigación tiene como propósito demostrar que la implementación de un control predictivo en sistemas de climatización puede convertirse en una herramienta eficaz para optimizar el consumo energético, prolongar la vida útil de los equipos y mejorar la estabilidad térmica de los ambientes. La validación de esta propuesta permitirá disponer de evidencia que respalde su viabilidad y contribuya al fortalecimiento de la eficiencia operativa y energética de las organizaciones.

## Antecedentes

El consumo energético de los sistemas de refrigeración constituye uno de los principales costos en edificaciones e industrias, representando hasta un 17% de la electricidad mundial y con proyecciones de crecimiento superiores al 30% hacia el 2050 (Rasel et al., 2021). En el Perú, un estudio realizado en la Universidad Nacional de Ucayali evidenció que el incremento de temperatura ambiental provoca un aumento significativo en la demanda eléctrica, siendo la refrigeración lo que representa hasta un 40% del consumo energético en edificaciones (Cruz, 2023). Por lo tanto, esta problemática adquiere especial relevancia en el contexto peruano, donde el sector de climatización demanda altos niveles de eficiencia y sostenibilidad, lo cual impulsa la búsqueda de estrategias de modelación y control más avanzadas.

En este contexto, se han desarrollado múltiples estrategias de control y en diversos estudios se han demostrado que los controladores predictivos ofrecen ventajas significativas frente al control ON/OFF tradicional, al mejorar la estabilidad térmica y reducir el desgaste del compresor (Arrasco, 2020). Lo que los convierte en una alternativa práctica frente a controles convencional. Investigaciones señalan que esta técnica permite anticipar el comportamiento de la variable de salida, logrando reducir el error de seguimiento y mejorar la estabilidad en comparación con un PID convencional (Camacho & Bordons, 2004).

De igual manera se ha demostrado que los enfoques predictivos, en sus distintos niveles, superan ampliamente a los controles clásicos. Por ejemplo, se evidenció que el control MPC ofrece un rendimiento significativamente superior al incorporar ventajas como menor consumo energético y mayor rapidez en alcanzar la referencia (Mendoza, 2020). De manera complementaria, (Manrique, 2023) validó en una planta experimental que los controles MPC/GPC (*Generalized Predictive Control*) proporcionan un mejor seguimiento de temperatura y menor desgaste en el compresor respecto al control clásico. Estos resultados manifiestan una tendencia hacia la incorporación de modelos de control predictivos en sistemas de refrigeración, lo cual refuerza la idea de explorar con un control predictivo como alternativa viable para el desarrollo del presente trabajo de investigación.

## Capítulo 1

### Marco teórico

El presente trabajo de investigación aborda el análisis, modelado y control de sistemas de climatización (HVAC) orientados a la mejora de la eficiencia energética en edificaciones. Además del estudio del comportamiento térmico y dinámico de dichos sistemas, se incorporará el desarrollo de mecanismos de control clásicos y avanzados, tales como los controladores PID, MPC (*Model Predictive Control*), que permiten optimizar el desempeño energético y garantizar condiciones de confort térmico adecuadas.

#### 1.1 Sistemas de HVAC

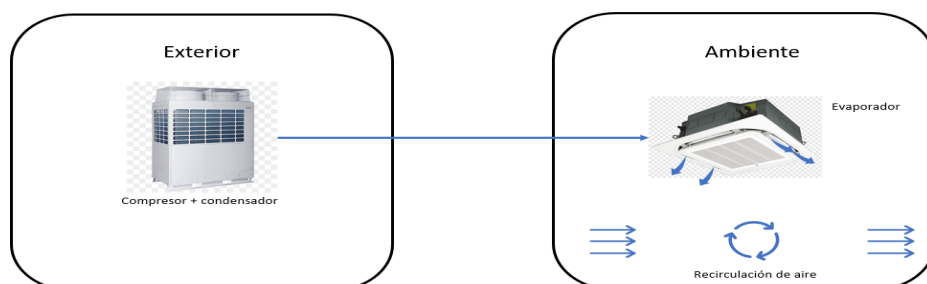
Los sistemas de calefacción, ventilación y aire acondicionado, conocidos como sistemas HVAC (*Heating, Ventilation and Air Conditioning*), constituyen el conjunto de tecnologías y equipos destinados a regular de manera integrada la temperatura, la humedad, el movimiento y la calidad del aire en el interior de los edificios. Su principal finalidad es asegurar el confort y la salud de los ocupantes de los edificios, controlando en la medida de lo posible el consumo energético en los procesos de climatización (Taheri et al., 2022).

La modernidad de los edificios hoy en día hace que los sistemas del aire acondicionado, ventilación y calefacción ya no estén solamente dedicados al confort térmico, sino que también sean responsables de asegurar la salud y productividad de las personas y de un correcto funcionamiento de equipos y procesos industriales que dependen de las condiciones ambientales (Yao & Shekhar, 2021). Así, los sistemas HVAC se componen de máquinas generadoras y tratadoras de aire, redes distribuidoras, unidades terminales y mecanismos de control automático, de todo aquello que impacta en el mantenimiento de los valores de confort térmico y calidad del aire interior (Xin et al., 2024).

En síntesis, los sistemas HVAC representan una pieza fundamental de la infraestructura de los edificios actuales, siendo considerados tanto un requisito de bienestar social como una variable estratégica de eficiencia energética y sostenibilidad ambiental.

**Figura 1**

Representación gráfica de un sistema HVAC



### **1.1.1 Rol en edificaciones modernas (confort y productividad)**

En las edificaciones contemporáneas, los sistemas HVAC no solo cumplen la función de regular la temperatura o la ventilación, sino que desempeñan un papel central en el bienestar, la productividad y la salud de los ocupantes. Diversos estudios han demostrado que un control ambiental adecuado contribuye a mejorar el rendimiento cognitivo, reducir la fatiga y disminuir el ausentismo laboral, lo que convierte a estos sistemas en un elemento estratégico para oficinas, centros educativos y espacios de alta ocupación (Taheri et al., 2022).

Los sistemas HVAC, además de los beneficios que proporcionan para el confort de las personas, desempeñan un papel muy relevante en una serie de instalaciones industriales y hospitalarias, donde la estabilidad térmica y la calidad del aire son un requerimiento previo para la seguridad de los procesos y la operación de equipos sensibles; por ejemplo en el contexto hospitalario el sistema de climatización apropiado limita el riesgo de contaminación ambiental y favorece la recuperación de los pacientes; mientras que cuando el mismo sistema se aplica en la industria alimentaria y farmacéutica promueve, por ejemplo, las condiciones de seguridad y calidad de los productos (Gholamzadehmir et al., 2020).

En síntesis, el HVAC en edificaciones modernas trasciende el concepto de confort para convertirse en un factor determinante de eficiencia organizacional y continuidad operativa, lo que justifica la creciente atención hacia su optimización en el marco de la sostenibilidad y la eficiencia energética.

### **1.1.2 Impacto en el consumo energético global y local**

El modo en que funcionan los sistemas HVAC constituye una de las cargas energéticas más significativas en el campo de la edificación. En un plano global, se estima que los sistemas HVAC consumen en torno al 40% de la energía de los edificios, lo que convierte a estos elementos en un eje principal sobre el que implementar políticas de eficiencia en el uso energético y de sostenibilidad en la construcción (Taheri et al., 2022). Este consumo tiende a aumentar en las regiones con climas cálidos o en las zonas muy pobladas, a causa de un uso intensivo de los sistemas de aire acondicionado, los cuales provocan picos de demanda eléctrica cuando hay periodos de altas temperaturas.

En el caso peruano, la situación se hace especialmente importante en el sector agroexportador. Investigaciones recientes indican que los sistemas de refrigeración en las plantas de procesado y las cámaras frigoríficas pueden llegar a representar hasta el 70% del consumo eléctrico total: un dato que no puede dejar de llamar la atención, pues pone de manifiesto su fuerte impacto sobre los costes y sobre la huella ecológica que produce dicha industria (Manrique, 2023). Esta dependencia energética representa un reto, no sólo en cuanto a costes económicos sino también en cuanto a costes medioambientales, ya que queda íntimamente ligado a las emisiones de gases de efecto invernadero.

En este escenario, se hace imprescindible promover la adopción de tecnologías de control avanzado y estrategias de gestión energética orientadas a reducir la demanda sin comprometer el confort térmico ni la continuidad de los procesos industriales. Estas medidas resultan clave para mitigar el impacto ambiental y económico de los sistemas HVAC, posicionándolos como un campo prioritario de innovación en la transición hacia edificaciones sostenibles (Yao & Shekhar, 2021).

## **1.2 Principios de refrigeración**

La refrigeración se establece como uno de los cimientos de las técnicas de climatización actuales, dado que es la técnica que permite sacar calor de un espacio determinado para mantener una serie de condiciones de confort o para la conservación de productos. De todas las modalidades de refrigeración que han ido apareciendo, el ciclo de compresión de vapor se reconoce como el modo más utilizado en el mundo (en aplicaciones residenciales e industriales); el ciclo de compresión de vapor es un ciclo eficiente, fiable y versátil (Murthy et al., 2024). Este ciclo se basa en los fundamentos termodinámicos que aprovechan las propiedades físicas de los refrigerantes, de forma que la absorción y la transferencia de energía se producen en las diferentes fases del proceso de cambio de fase.

La atención que se presta a este proceso resulta esencial para el entendimiento de los mecanismos que configuran los equipos de refrigeración y climatización, y también pone de manifiesto las posibilidades de optimización energética y de control que se pueden llevar a cabo. En el transcurso del presente texto se explicará cada uno de los elementos que componen el ciclo de compresión de vapor, resaltando la importancia de cada uno de los elementos en el rendimiento del sistema y en la consecución de los objetivos que han de ser introducidos en los aspectos de sostenibilidad de la ingeniería térmica (Bobadilla et al., 2023).

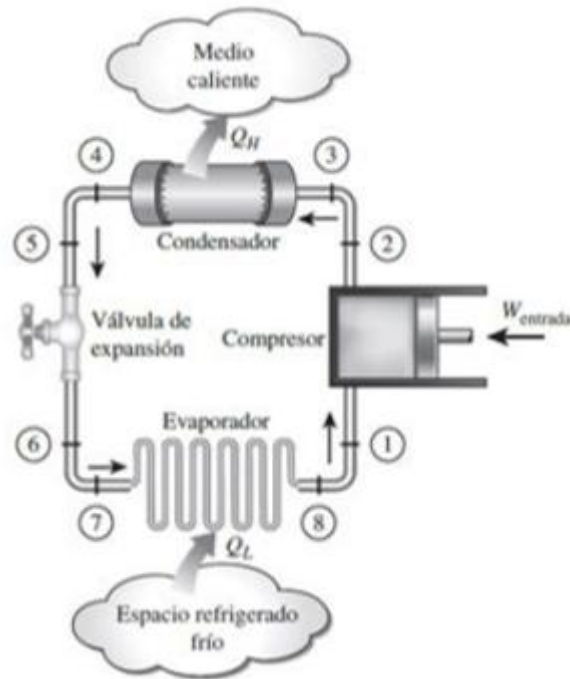
### **1.2.1 Ciclo de refrigeración por compresión de vapor**

El ciclo de compresión de vapor constituye la base de los sistemas de refrigeración y climatización más empleados a nivel mundial, desde aplicaciones domésticas hasta industriales. Su funcionamiento se fundamenta en los principios de la termodinámica, particularmente en la transferencia de calor y en el aprovechamiento de las propiedades de los refrigerantes para absorber y ceder energía en fases alternadas (Murthy et al., 2024).

En la figura 2 podemos observar que el ciclo está compuesto por cuatro procesos principales: compresión, condensación, expansión y evaporación. Durante la compresión, el refrigerante en estado de vapor a baja presión es aspirado por el compresor, el cual eleva su presión y temperatura hasta niveles adecuados para la transferencia de calor en el condensador. A continuación, en la etapa de condensación, el vapor sobrecalentado cede calor al ambiente externo y se transforma en líquido a alta presión, generalmente gracias a un intercambiador de calor refrigerado por aire o agua (Manrique, 2023).

**Figura 2**

Ciclo real de refrigeración por compresión de vapor



*Nota:* (Cengel & Boles, 2015)

El siguiente proceso corresponde a la expansión, donde el refrigerante líquido pasa por un dispositivo de estrangulamiento como una válvula de expansión termostática o un tubo capilar, reduciendo drásticamente su presión y temperatura. Finalmente, en el evaporador, el fluido de baja presión absorbe calor del espacio que se desea climatizar, regresando a su estado gaseoso. Este proceso de absorción de energía térmica es el que permite mantener condiciones de confort en espacios habitados o conservar productos en cámaras frigoríficas (Bobadilla et al., 2023).

Desde una perspectiva energética, el desempeño del ciclo de compresión de vapor se evalúa a través del Coeficiente de Desempeño (COP, por sus siglas en inglés), definido como la relación entre la potencia frigorífica obtenida y el trabajo suministrado al compresor. Un COP elevado indica un uso más eficiente de la energía, siendo este uno de los indicadores más utilizados en la comparación y mejora de sistemas HVAC (Murthy et al., 2024).

Se debe tener en cuenta que, si bien el ciclo de compresión de vapor es un ciclo muy versátil y fiable, tiene dificultades relacionadas con el tipo de refrigerante que se utiliza, así como las consecuencias que tiene para el medio ambiente. Refrigerantes tan "clásicos" como los CFC y los HCFC han sido sustituidos, gradualmente, por HFC y mezclas naturales por su alto potencial de agotamiento de ozono (ODP) y el calentamiento global (GWP) al que se asocian. La tendencia actual apunta hacia el uso de refrigerantes con bajo impacto ambiental y aplicar

el ciclo mencionado con controles avanzados que optimicen la eficiencia energética (Yao & Shekhar, 2021).

En síntesis, el ciclo de compresión de vapor no solo constituye el núcleo operativo de los equipos HVAC, sino que su entendimiento detallado resulta esencial para abordar las oportunidades de optimización energética, sostenibilidad ambiental y confiabilidad operacional en edificaciones modernas.

### **1.3 Factores externos que influyen en el desempeño HVAC**

Los sistemas HVAC no solamente tienen un rendimiento y grado de eficacia en función de su diseño interno o de las estrategias de control que se lleven a cabo, sino que estos dependen, en buena medida, de múltiples factores externos que van a marcar su funcionamiento. Las variables medioambientales, la carga térmica del edificio y el comportamiento de los usuarios son variables relevantes en cuanto al consumo energético y en la capacidad del sistema para obtener condiciones de confort. Por tanto, estas influencias externas, ya que son variables estacionales y de uso, deberían ser analizadas para conocer el rendimiento real del sistema HVAC y poder buscar soluciones que favorezcan el uso de los sistemas en contextos diversos (Xin et al., 2024).

#### **1.3.1 Condiciones climáticas y carga térmica**

El rendimiento de un sistema HVAC depende en gran medida de las condiciones climáticas externas, dado que estas determinan la magnitud de la carga térmica que el equipo debe compensar. Factores como la temperatura ambiente, la humedad relativa y la radiación solar inciden directamente en la demanda de enfriamiento o calefacción en los edificios. En climas cálidos, por ejemplo, el uso intensivo del aire acondicionado puede incrementar significativamente el consumo eléctrico, mientras que en zonas frías predomina la demanda de calefacción (Taheri et al., 2022).

Asimismo, la carga térmica del edificio se ve afectada por la calidad de la envolvente térmica (aislamiento, ventanas, materiales de construcción), lo cual determina la velocidad con que el calor ingresa o se pierde. Una envolvente deficiente puede aumentar hasta en un 30% el consumo de energía en climatización, lo que resalta la importancia de integrar estrategias de diseño pasivo junto con el uso de HVAC eficientes (Xin et al., 2024).

#### **1.3.2 Comportamiento y ocupación de usuarios**

Otro factor determinante es el comportamiento de los ocupantes, ya que la interacción con los sistemas HVAC (ajustes de temperatura, apertura de ventanas, uso de persianas o puertas) puede generar variaciones significativas en la demanda energética (Gholamzadehmir et al., 2020). Además, la tasa de ocupación influye directamente en la ganancia térmica interna del edificio debido a la liberación de calor metabólico y a las cargas asociadas al uso de equipos eléctricos e iluminación.

En espacios como oficinas, hospitales o instalaciones educativas, las variaciones en la densidad de ocupación exigen que los sistemas HVAC se adapten dinámicamente para mantener niveles adecuados de confort térmico y calidad del aire interior. Este aspecto ha motivado el desarrollo de estrategias de control predictivo basadas en patrones de ocupación, que permiten anticipar la demanda y reducir el consumo energético sin afectar el bienestar de los usuarios (Yao & Shekhar, 2021).

#### **1.4 Retos actuales y tendencias en sistemas HVAC**

En el transcurso de los últimos años, los sistemas de calefacción, ventilación y aire acondicionado (HVAC) han sufrido cambios significativos como consecuencia principalmente de la obligación de lograr un alto grado de eficiencia energética, de tomar conciencia de la sostenibilidad y de conseguir el confort térmico en los espacios construidos hoy día. Sin embargo, esta transición hacia el soporte de las nuevas tecnologías ha introducido también algunos retos, como por ejemplo la complejidad de los sistemas, la gestión de grandes volúmenes de datos o la búsqueda del equilibrio entre la optimización de la eficiencia energética y la adecuada calidad del ambiente interior (Xin et al., 2024).

En este apartado se exponen los principales retos y tendencias en materia de climatización, analizando las limitaciones de los controles tradicionales, los desarrollos orientados al control predictivo, así como la creciente combinación de sistemas HVAC con edificios inteligentes y energías renovables.

##### **1.4.1 Limitaciones de los controles clásicos (On/Off, PID)**

Los controles clásicos, el encendido/apagado (On/Off) y el proporcional-integral-derivativo (PID), han sido las técnicas utilizadas con más frecuencia en los sistemas HVAC, dada su simplicidad de diseño, el bajo coste de implementación de un controlador y la facilidad en las reglas de ajuste para controlar el sistema. Sin embargo, las técnicas mencionadas se limitan a procesos térmicos que presentan un retardo y que dificultan el cumplimiento de las diferencias de temperatura y los cambios dinámicos del entorno (Huamán, 2017).

Para el control On/Off, únicamente cuando la variable medida supera el umbral predeterminado se activa la señal de salida, lo que conlleva a una oscilación continua alrededor del setpoint, traduciéndose en fluctuaciones de temperatura apreciables, un menor bienestar térmico y un uso ineficiente de la energía. A su vez, para los controladores PID, aunque permiten una regulación más estable, también presentan las desventajas de requerir una sintonización muy precisa y de ser incapaces de hacer frente a perturbaciones externas o cambios bruscos de carga térmica (Bobadilla et al., 2023).

(Manrique, 2023) demostró experimentalmente que implementar exclusivamente estrategias PID en sistemas de refrigeración HVAC genera un mayor esfuerzo del compresor y una respuesta más lenta ante perturbaciones en la temperatura y que, frente a los métodos de control avanzado, estos ofrecen una mejor respuesta a la referencia y, consecuentemente,

una menor fatiga de la maquinaria. Las limitaciones de los métodos de control clásico constituyen, en este sentido, uno de los principales obstáculos para conseguir una climatización sostenible.

### **1.5 Fundamentos del control predictivo**

Durante las últimas décadas, los avances en automatización y, por consiguiente, la eficiencia energética ha dado lugar a nuevas estrategias de control más adaptativas y precisas, entre las cuales puede destacarse el control predictivo basado en modelo (Model Predictive Control, MPC), que hace uso de modelos matemáticos del proceso para poder anticipar la respuesta del proceso y de esta manera, ajustar las acciones de control. Este enfoque permite, por tanto, optimizar la respuesta del sistema, en respuesta a cambios en la carga, perturbaciones o restricciones de operación, lo que le otorga un atractivo especial dentro de los sistemas de climatización (Heating, Ventilation and Air Conditioning, HVAC) que tienen que utilizarse para mantener las condiciones de confort, haciendo un uso eficiente de la energía, garantizando una adecuada integración con tecnologías avanzadas y fuentes de energía renovables.

En líneas generales, el control predictivo es un tipo de control avanzado que, a partir del estado actual del sistema y de un modelo dinámico, en cada instante se determina una secuencia de señales de control que optimiza una función de coste sujeta a restricciones de operación. Dicho modelo determina la evolución futura de las variables de proceso a lo largo de un horizonte de predicción y, además, a partir de un optimizador matemático, se puede determinar la secuencia de acciones que minimiza el error respecto al valor de referencia y verifica las limitaciones del sistema. Solo se aplica al proceso la primera acción de la secuencia; en el siguiente instante de muestreo se actualizan las predicciones y se vuelve a resolver el problema de optimización. El control predictivo presenta así un comportamiento recedente y adaptable (Yao & Shekhar, 2021, Hosseini & Razban, 2022).

Desde la óptica estructural, el MPC incluye cuatro componentes básicos: el modelo, ya que se utiliza para capturar la dinámica del sistema; el optimizador, que se encarga de resolver el problema de la minimización bajo restricciones; el predictor, que estima el futuro comportamiento de las variables; y el elemento de la retroalimentación, que corrige el modelo según los valores que se obtienen para las métricas. Esta forma de diseñarlo asegura la robustez y la precisión durante la operación, incluso ante perturbaciones externas o incertidumbres del modelo (Yao & Shekhar, 2021). No obstante, el modelo que se utilice para representar el proceso puede ser la causa de la aparición de diferentes enfoques del MPC que son de especial importancia en las aplicaciones de climatización.

#### **1.5.1 Tipos de MPC aplicados a climatización**

En el ámbito de la literatura se han propuesto muchas maneras de clasificar el control predictivo, en función de aspectos como la forma de formular el problema de optimización, la

estructura del controlador o la manera de describir la dinámica del proceso. Especialmente para los sistemas de refrigeración, resulta muy interesante distinguir entre el caso que describe el sistema a partir de primeros principios, y aquel que construye el modelo a partir de datos experimentales, ya que esta distinción establece la complejidad computacional y la manera de estar al día de la información. Partiendo de estas consideraciones, en el presente trabajo se han escogido dos formas representativas:

- **MPC basado en modelo físico:** mediante ecuaciones termodinámicas y balances energéticos, se describe la dinámica del sistema. Este enfoque proporciona una representación detallada del comportamiento térmico del recinto y del sistema de climatización, pero mantiene un enlace muy estrecho con los parámetros físicos del modelo, aunque su complejidad de computación es elevada (Murthy et al., 2024).
- **MPC basado en datos (data-driven):** se basa en modelos a partir de datos experimentales mediante técnicas de identificación o de aprendizaje automático. Esta modalidad acorta el tiempo de modelado y se adapta fácilmente a sistemas que contienen alta incertidumbre o que presentan dinámicas difíciles de expresar por la formulación de primeros principios (Taheri et al., 2022), dado que se basa directamente en el comportamiento observado del proceso y no requiere una larga formulación de todas las relaciones físicas en juego.

Más allá de esta clasificación, la elección entre un enfoque basado en modelo físico y uno basado en datos depende de factores como la disponibilidad y calidad de la información, el nivel de detalle requerido en la representación del sistema y los recursos computacionales con los que se cuente. En aplicaciones reales de climatización, suele disponerse de series temporales de temperatura, caudales y variables de operación registradas durante el funcionamiento del equipo, lo que favorece la construcción de modelos predictivos a partir de datos. En el marco de la presente investigación, se adopta precisamente un enfoque MPC basado en datos, aprovechando la información medida del sistema HVAC para identificar modelos dinámicos equivalentes y, a partir de ellos, diseñar un controlador predictivo que priorice la eficiencia energética y el mantenimiento de las condiciones de confort en el recinto.

### **1.5.2 Avances en control predictivo (MPC)**

El desarrollo de tecnologías de control predictivo ha actualizado notablemente los métodos de automatización de los equipos de climatización. *Model Predictive Control* (MPC) realiza la predicción de un comportamiento futuro de un sistema a partir de un modelo dinámico, que optimiza u obtiene el conjunto de las leyes de control que han de realizarse en un horizonte futuro o de predicción y teniendo en cuenta las restricciones de operación como son las restricciones físico-seguras a no sobrepasar; es decir, por ejemplo, los límites de temperatura máxima y mínima, límites de aire y de presión, de caudal, de energía máxima disponible. En este sentido, el MPC va un paso más allá de las capacidades que puede tener el más tradicional PID para poder corregir el error que hay en el instante presente, ya que

también se anticipa a desviaciones futuras y de esta forma lograr una regulación más eficiente y más estable (Yao & Shekhar, 2021).

Diferentes trabajos han demostrado que el control predictivo modelado (MPC) puede lograr cifras de ahorro energético más elevadas, mejor confort térmico y mayor estabilidad operativa. Al respecto, (Taheri et al., 2022) ponen de manifiesto que los controladores predictivos permiten combinar variables tales como temperatura, humedad y ocupación en un plan de optimización. De igual forma, (Gholamzadehmir et al., 2020) explican que la implementación de MPC en edificios inteligentes reduce el consumo energético con respecto a las metodologías y sistemas de control tradicionales, en cifras que oscilan entre el 15 % y el 25 %.

(Murthy y et al., 2024) ponen de relieve que la modelación dinámica de los ciclos de refrigeración, utilizando técnicas predictivas, ayuda al diseño de estrategias de control más robustas y que se adapten mejor a cualquier cambio de carga térmica o a variaciones en las condiciones ambientales. (Xin y et al., 2024) afirman que las versiones actuales del MPC, entre ellas el control adaptativo-predictivo y el modelo libre (*Model-Free Predictive Control*), aumentan su flexibilidad en sistemas complejos, ya que les permite interactuar con energías renovables y redes inteligentes.

De este modo, el control predictivo se presenta como una tendencia dominante en el ámbito HVAC, al combinar precisión, eficiencia y capacidad de adaptación a escenarios dinámicos de operación.

### **1.5.3 Aplicación del MPC en sistemas HVAC**

En el ámbito de la climatización, la aplicación del control predictivo se orienta principalmente a mantener las variables de confort dentro de rangos prefijados, al tiempo que se limita el consumo energético asociado al funcionamiento del sistema HVAC. Para ello, el MPC se formula a partir de un modelo dinámico que describe la respuesta térmica del recinto y del equipo de climatización, sobre el cual se define una función de coste que pondera simultáneamente el seguimiento de la referencia y el esfuerzo de control.

En una configuración típica, las variables controladas corresponden a magnitudes de confort, como la temperatura del aire interior e, incluso, la humedad relativa o la calidad del aire, mientras que las variables manipuladas se asocian a los actuadores del sistema, por ejemplo, la frecuencia del compresor, la velocidad de los ventiladores o la apertura de válvulas y compuertas. Además, se consideran como perturbaciones medibles factores externos que influyen en la carga térmica del recinto, tales como la temperatura exterior, la radiación solar o la ocupación. De este modo, el MPC utiliza el modelo para predecir la evolución futura de las variables de confort y calcular la secuencia de acciones de control que mejor las mantiene dentro de los límites deseados.

La formulación del problema de optimización suele incluir restricciones explícitas tanto sobre las variables de salida (bandas de confort térmico, límites de humedad o de calidad de aire) como sobre las entradas de control, tales como saturación de actuadores, rampas máximas de variación y límites de potencia eléctrica disponible. Estas restricciones permiten reflejar las capacidades reales del equipo de climatización y evitar modos de operación que aceleren el desgaste de los componentes. Asimismo, la elección del horizonte de predicción y del periodo de muestreo se realiza en función de la inercia térmica del recinto, que en aplicaciones de edificaciones suele situarse en escalas del orden de minutos.

En el contexto de la presente investigación, este esquema general se especializa a un sistema de climatización tipo split convencional, en el cual la temperatura del recinto se considera como variable controlada y la señal de mando del compresor se adopta como variable manipulada principal. Sobre esta base, se desarrollan modelos dinámicos identificados a partir de datos experimentales y se diseña una estrategia de MPC que busca compatibilizar el cumplimiento de las condiciones de confort con el uso eficiente de la energía eléctrica consumida por el equipo. Una línea complementaria de aplicación, centrada en la interacción del MPC-HVAC con edificios inteligentes y fuentes renovables, se presenta en el subapartado siguiente.

**1.5.3.1 Integración con edificios y energías renovables.** El avance hacia la edificación inteligente y los sistemas de climatización sostenible ha impulsado la integración del control predictivo basado en modelo (Model Predictive Control, MPC) con las fuentes de energías renovables en los sistemas de calefacción, ventilación y aire acondicionado (Heating, Ventilation and Air Conditioning, HVAC). De acuerdo con Xin et al. (2024), el MPC permite coordinar el funcionamiento de los equipos HVAC con la generación fotovoltaica y el almacenamiento térmico, de forma que la demanda energética del edificio puede ajustarse dinámicamente a la disponibilidad de recursos. La implantación de estas estrategias en edificios inteligentes posibilita la gestión conjunta del confort térmico, la ventilación y el consumo eléctrico, garantizando la eficiencia operativa y contribuyendo a la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero (Taheri et al., 2022).

En este contexto, las tecnologías HVAC se integran progresivamente en plataformas de edificios inteligentes y sistemas híbridos energéticos, donde la combinación de automatización, inteligencia artificial y energías renovables da lugar a sistemas capaces de aprender de los datos, predecir la demanda y optimizar el uso de la energía de manera continua (Gholamzadehmiri et al., 2020). La aplicación conjunta de métodos predictivos, sensores de ocupación y redes de comunicación facilita la coordinación del HVAC con otros subsistemas del edificio, tales como la iluminación y la gestión energética distribuida, así como su interacción con módulos fotovoltaicos, baterías y microrredes eléctricas, con el fin de alcanzar un equilibrio entre confort térmico, sostenibilidad y ahorro operacional (Taheri et al., 2022; Xin et al., 2024).

En regiones como América Latina, donde la demanda eléctrica crece y las condiciones climáticas son cada vez más variables, la incorporación de controles predictivos y técnicas inteligentes en los sistemas HVAC favorece una importante reducción del consumo energético y apoya la transición hacia edificaciones resilientes y autosuficientes. En síntesis, la integración del MPC-HVAC con edificios inteligentes y fuentes renovables configura un nuevo modelo de climatización de edificios, caracterizado por instalaciones más eficientes, interconectadas y sostenibles, en las que el confort térmico se concibe como parte de un ecosistema energético que armoniza tecnología, eficiencia y responsabilidad ambiental.

#### **1.5.4 Desafíos y tendencias actuales**

Entre las tendencias emergentes está la fusión del MPC con sistemas IoT y Building Energy Management Systems (BMS), de forma que se tenga la posibilidad de monitorizar las variables energéticas y medioambientales del edificio en modo continuo. Esta combinación de tecnologías puede dar lugar a un ecosistema energético inteligente, como indicaban (Xin et al., 2024), en que el MPC se encarga de ajustar las condiciones de la climatización de forma automática, dependiendo del uso de espacios, la ocupación y las condiciones climáticas.

Igualmente, la investigación contemporánea se orienta hacia la creación de algoritmos de optimización en tiempo real junto con técnicas de aprendizaje profundo, que procuran reducir la carga computacional, así como mejorar la respuesta ante las perturbaciones. La sinergia entre predicción energética, confort térmico y sostenibilidad del medio ambiente empieza a abrir el camino para conseguir la climatización inteligente en la que el MPC será un elemento central para conseguir edificios de consumo energético casi nulo (nZEB).

## Capítulo 2

### Modelamiento del sistema de climatización

El modelado de sistemas térmicos constituye la base fundamental para el diseño de estrategias de control predictivo basado en modelo (MPC). En el caso de los sistemas de climatización, el principal reto es disponer de una representación matemática simplificada que logre capturar la dinámica térmica dominante del recinto y que, al mismo tiempo, permita predecir la evolución futura del estado del mismo recinto en función de distintas acciones de control y perturbaciones externas (Xin et al., 2024).

En los sistemas de aire acondicionado, la temperatura en el interior del espacio climatizado depende de la energía que proporciona el sistema de climatización (sistema de aire acondicionado) y de las ganancias o pérdidas de calor a través de la envoltura. Como el control predictivo requiere un modelo explícito entre la entrada manipulada (potencia térmica del sistema split) y la salida controlada (temperatura del recinto), se opta por identificar un sistema SISO (Single Input–Single Output) que presente un comportamiento de primer orden.

La utilización de modelos de bajo orden, como modelos FOPDT o ARX (1,1), ha sido más que suficiente a la hora de representar la adecuada respuesta térmica de los espacios climatizados, evitando la complejidad computacional que sería necesaria si se emplean modelos de múltiples nodos u otros modelos basados en elementos finitos (Gholamzadehmir et al., 2020). La simplicidad estructural facilita su integración en controladores predictivos y permite una identificación experimental mediante excitaciones sencillas como escalones de potencia o registros históricos de operación.

De esta forma, el modelado térmico no solo constituye una herramienta de simulación, sino un vínculo directo entre el comportamiento físico del sistema y el diseño del control MPC, garantizando coherencia entre la planta real y el modelo interno de predicción.

#### 2.1 Descripción del sistema físico

El sistema estudiado corresponde a un sistema split convencional de expansión directa basado en el ciclo de refrigeración por compresión de vapor, ampliamente utilizado en edificaciones comerciales y residenciales. El circuito de climatización está conformado por los siguientes componentes (Murthy et al., 2024):

- Compresor: eleva la presión y temperatura del refrigerante en estado gaseoso.
- Condensador: intercambia calor con el ambiente exterior, condensando el refrigerante y liberando calor al medio.
- Válvula de expansión: reduce la presión del fluido, generando una mezcla líquido – vapor a baja temperatura.
- Evaporador: absorbe calor del aire interior, enfriándolo mediante convección forzada.

- Ventiladores: aseguran el flujo de aire en los intercambiadores y la recirculación dentro del recinto.

El proceso global se ilustra conceptualmente como un sistema SISO (single-input, single-output) donde:

- Entrada  $u$ : ciclo de trabajo del compresor o frecuencia del invertir.
- Salida  $y$ : temperatura de la zona  $T_{room}$ .
- Perturbaciones medidas  $d$ : temperatura exterior  $T_{ext}$ .
- Perturbaciones no medidas  $w$ : cargas internas  $q_{int}$  y radiación solar  $q_{solar}$ .

De esta manera, el recinto se asimila a un sistema de primer orden con retardo pequeño, dominado por la inercia térmica de su aire y envolvente.

## 2.2 Recolección de datos.

Las pruebas se orientaron a recolectar datos de la relación entre la frecuencia del compresor y la temperatura de la zona, empleando el sistema de monitoreo LG BECON y el software AC MANAGER 5. El objetivo operativo fue conducir la temperatura del recinto al rango de confort 20–19 °C.

### Figura 3

Zona estudiada para control de temperatura

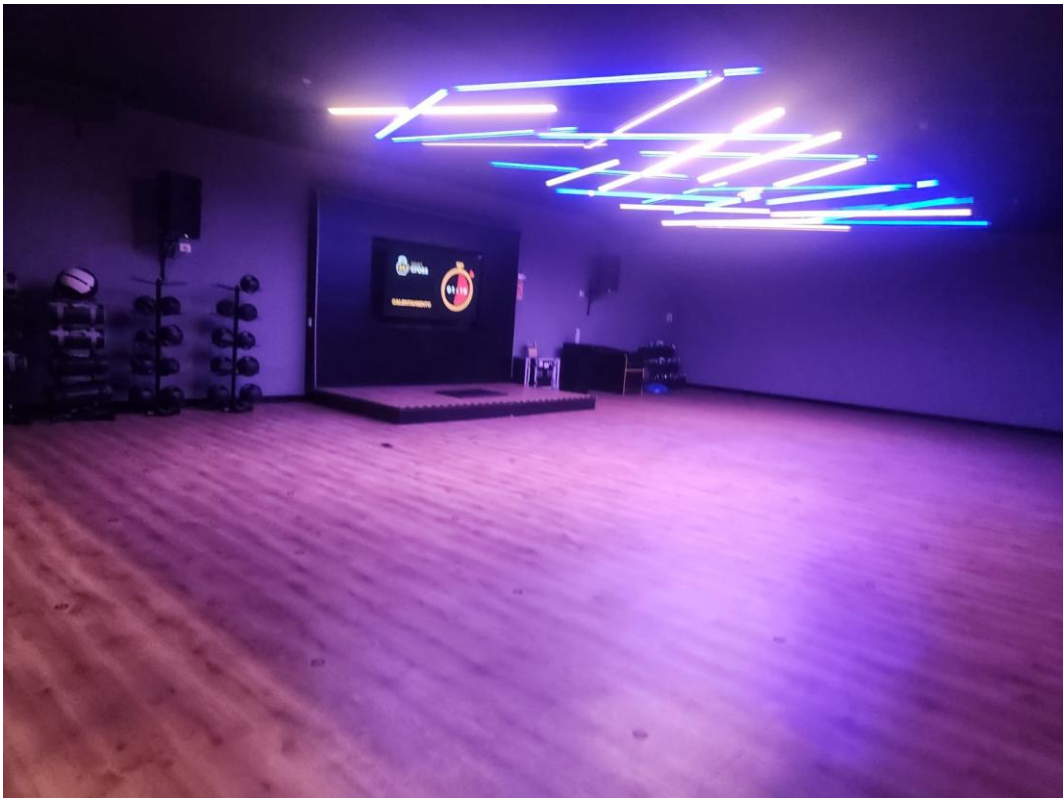


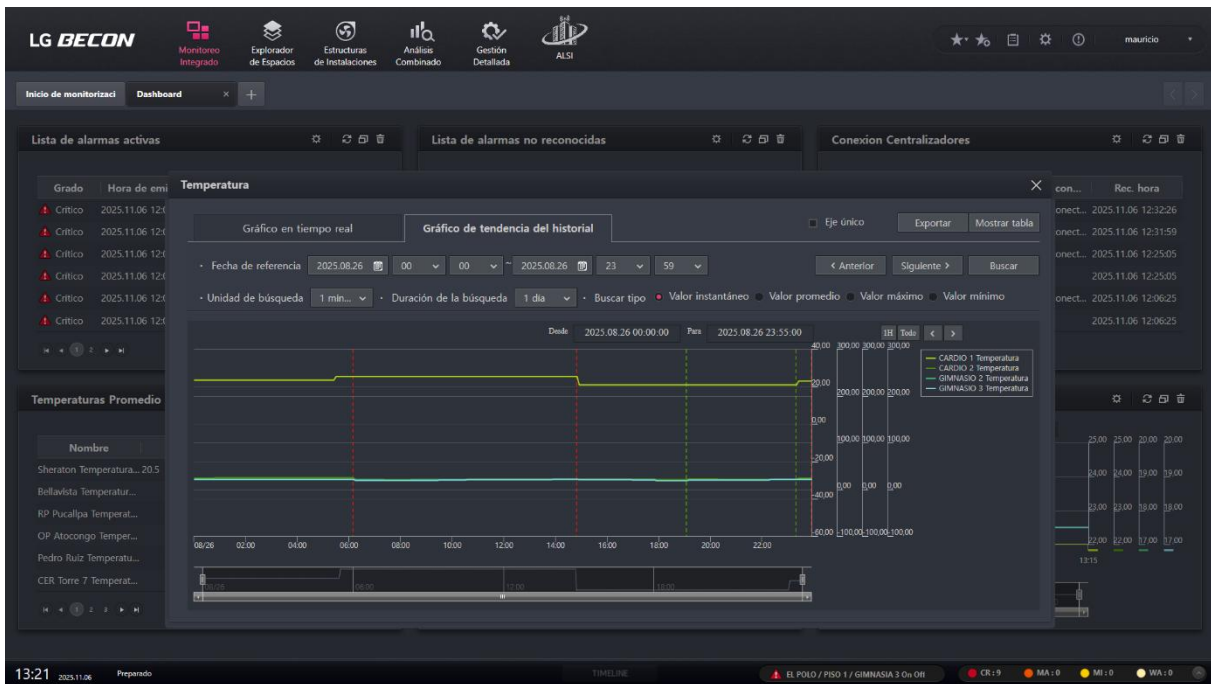
Figura 4

Servidores de almacenamiento y control de sistemas de monitoreo



Figura 5

Plataforma LG BEACON



*Nota:* Obtenido de servidores de la empresa.

Considerando que el motor eléctrico del compresor opera en el intervalo 15–140 Hz, se aplicó un protocolo de excitación en escalones de frecuencia iniciando en 35 Hz y aumentando en incrementos de 10 Hz (35, 45, 55, ... Hz), manteniendo cada nivel hasta observar la aproximación al régimen estacionario y así favorecer la convergencia a la temperatura objetivo.

**Tabla 1**

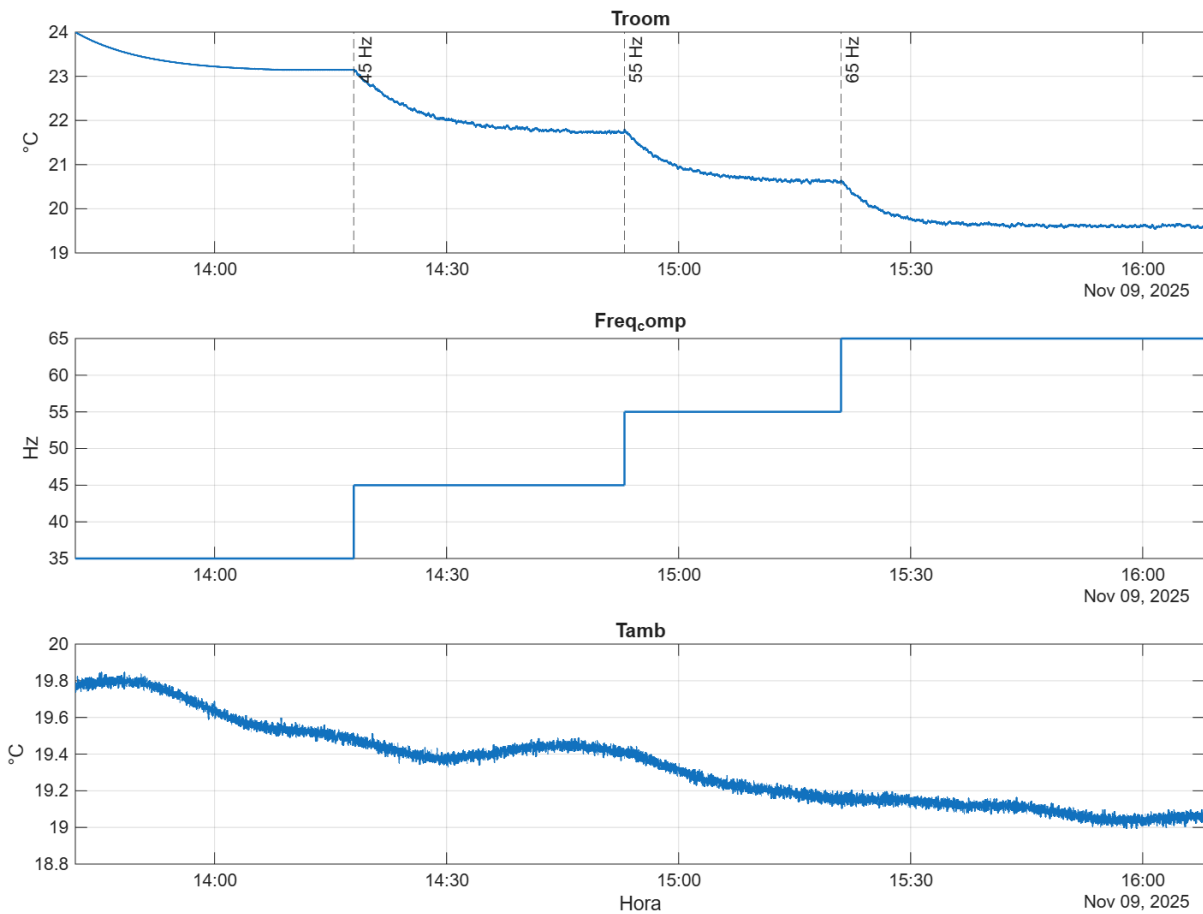
Detalles de prueba para obtención de datos

Prueba		
09/11/2025		Duración
Hora de inicio	13:42 p.m.	2 horas 26 minutos
Hora de fin	16:08 p.m.	

La experimentación se inició con 35 Hz; tras alcanzar el régimen estacionario se registró 23.1 °C. Se aplicó luego un escalón a 45 Hz, obteniéndose 21.7 °C en estacionario. El siguiente cambio a 55 Hz condujo a 20.6 °C, y el paso a 65 Hz arrojó 19.6 °C. Con el último valor estacionario (19.6 °C) se dio por concluida la prueba por considerar que la temperatura era ya cercana a la requerida.

**Figura 6**

Data obtenida en experimento del día 09/11/2025



Con estos datos obtenidos se procedió a hallar las funciones correspondientes. Se asume un primer orden con tiempo muerto (FOPDT),

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

Para identificar la función de transferencia usaremos respuestas a escalón claras. El tramo a 35 Hz cuando la temperatura baja hasta 23.1 °C sin cambiar la entrada es solo pre - acondicionamiento; no lo usamos para estimar porque tiene una tendencia de fondo que sesga los parámetros.

Con lo anterior mencionado los escalones más representativos para estimar modelos FOPDT son los incrementos de frecuencia de 35–45 Hz, 45–55 Hz y 55–65 Hz. En cada caso el cambio de entrada es de 10 Hz, antes del escalón el sistema está estable y después hay tiempo suficiente para ver la caída exponencial de la temperatura hacia un nuevo valor de equilibrio y justifica el empleo de un modelo de primer orden con tiempo muerto.

Sobre las señales se ajustarán a modelos FOPDT, estimando la ganancia estática  $K$ , el tiempo muerto  $L$  y la constante de tiempo  $\tau$ , de modo que se obtienen tres funciones de transferencia que representan la dinámica del recinto para los niveles de operación 35–45 Hz, 45–55 Hz y 55–65 Hz del compresor.

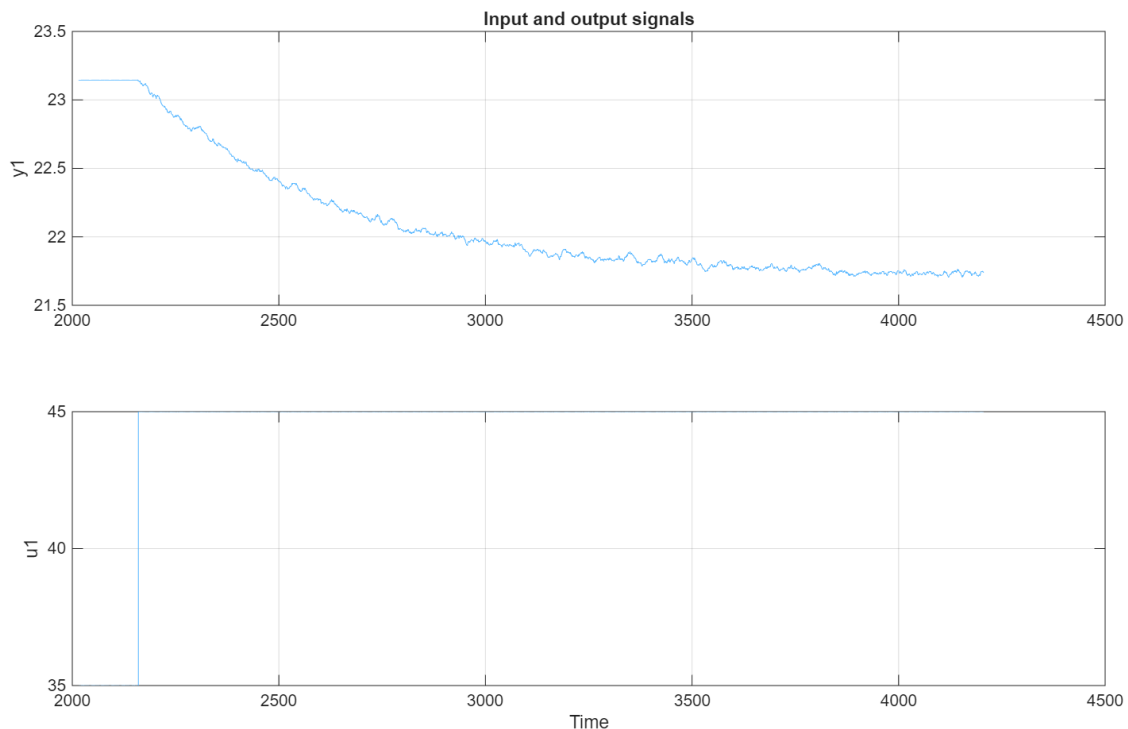
En síntesis, la estimación cuantitativa del modelo se basa en los tres escalones de 10 Hz mencionados, mientras que el resto de datos se emplea para el pre acondicionamiento

## 2.3 Función transferencia

### 2.3.1 Primer salto (35\_45)

**Figura 7**

Data obtenida después del cambio en la frecuencia, de 35Hz a 45Hz



Con los datos mostrados se procede con el cálculo de la ganancia estática:

$$K = \frac{\Delta y}{\Delta u} = \frac{21.7 - 23.1}{45 - 35} = \frac{-1.4}{10} = -0.14 \quad (2)$$

Empleando la aplicación System Identification de MATLAB se identificó la función de transferencia correspondiente a este incremento de frecuencia, obteniéndose el siguiente modelo:

**Figura 8**

Función transferencia 1 obtenida mediante MATLAB

Process model with transfer function:

$$G(s) = \frac{Kp}{1+Tp1*s} * \exp(-Td*s)$$

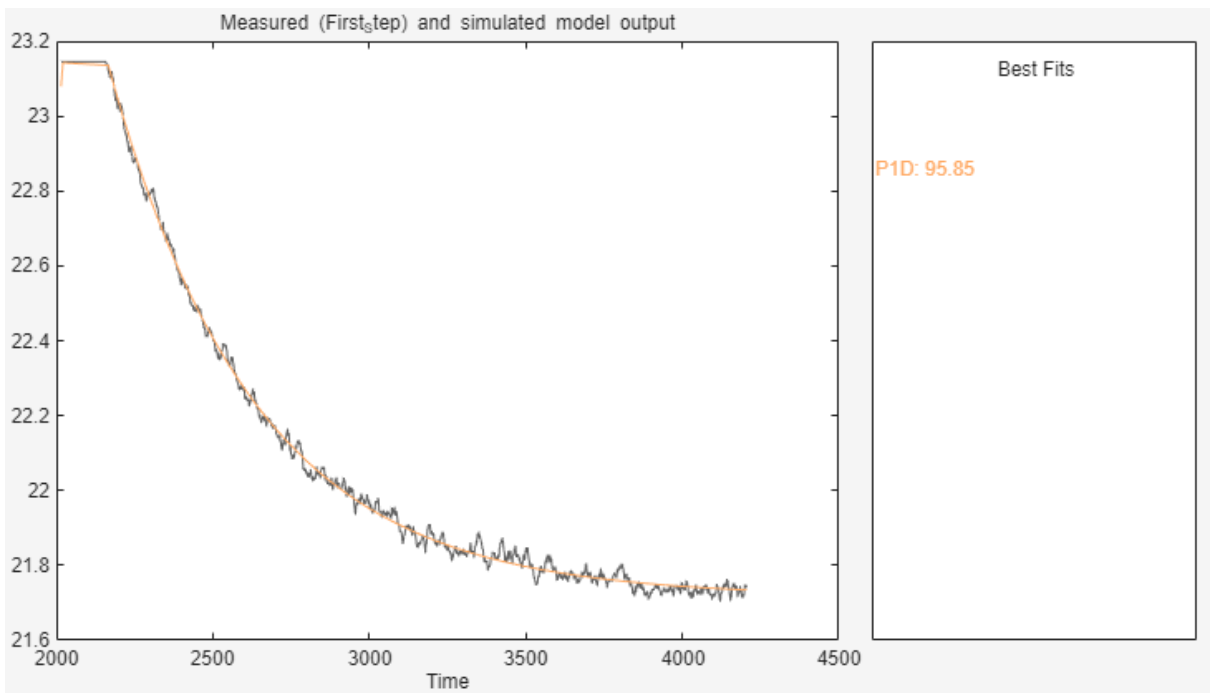
$$\begin{aligned} Kp &= -0.14 \\ Tp1 &= 464.14 \\ Td &= 6 \end{aligned}$$

Quedando la función transferencia de la siguiente manera:

$$G1(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{-0.14 * e^{-6s}}{464.14s + 1} \quad (3)$$

**Figura 9**

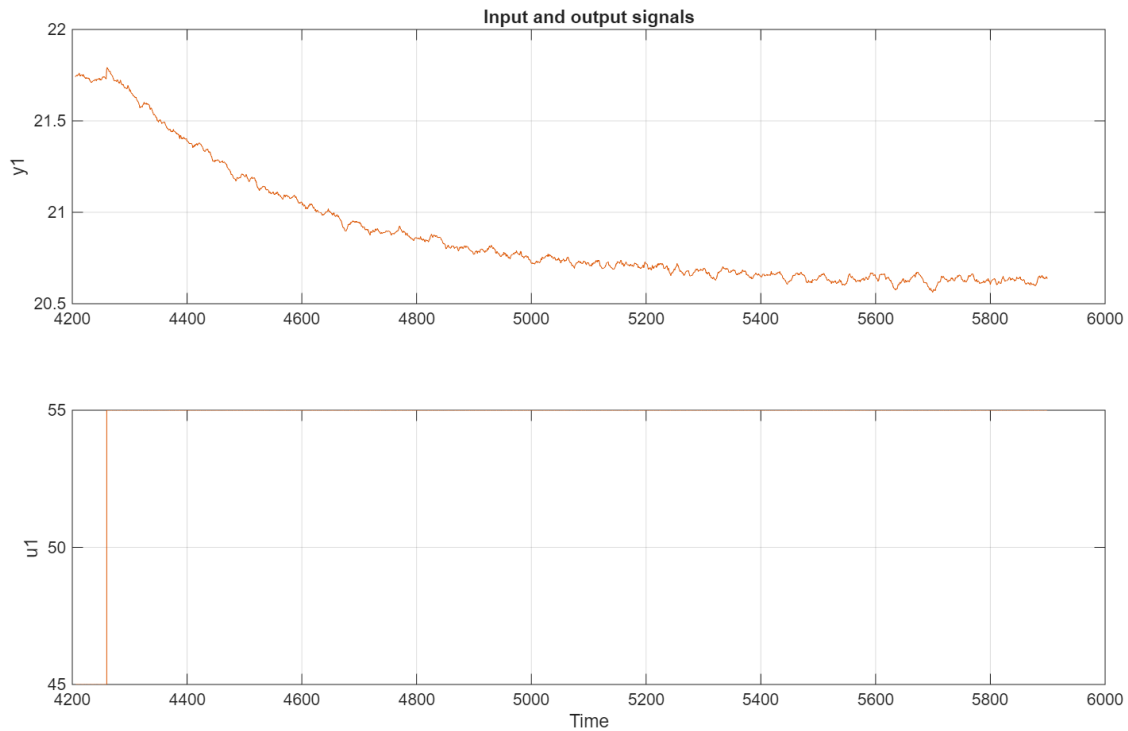
Modelo obtenido del primer tramo - cambio en la frecuencia, de 35Hz a 45Hz



### 2.3.2 Segundo salto (45\_55)

**Figura 10**

Data obtenida después del cambio en la frecuencia, de 45Hz a 55Hz



Con los datos mostrados se procede con el cálculo de la ganancia estática:

$$K = \frac{\Delta y}{\Delta u} = \frac{20.6 - 21.7}{55 - 45} = \frac{-1.1}{10} = -0.11 \quad (4)$$

Empleando la aplicación System Identification de MATLAB se identificó la función de transferencia correspondiente a este incremento de frecuencia, obteniéndose el siguiente modelo:

**Figura 11**

Función transferencia 2 obtenida en MATLAB

Process model with transfer function:

$$G(s) = \frac{K_p}{1+T_p1*s} * \exp(-T_d*s)$$

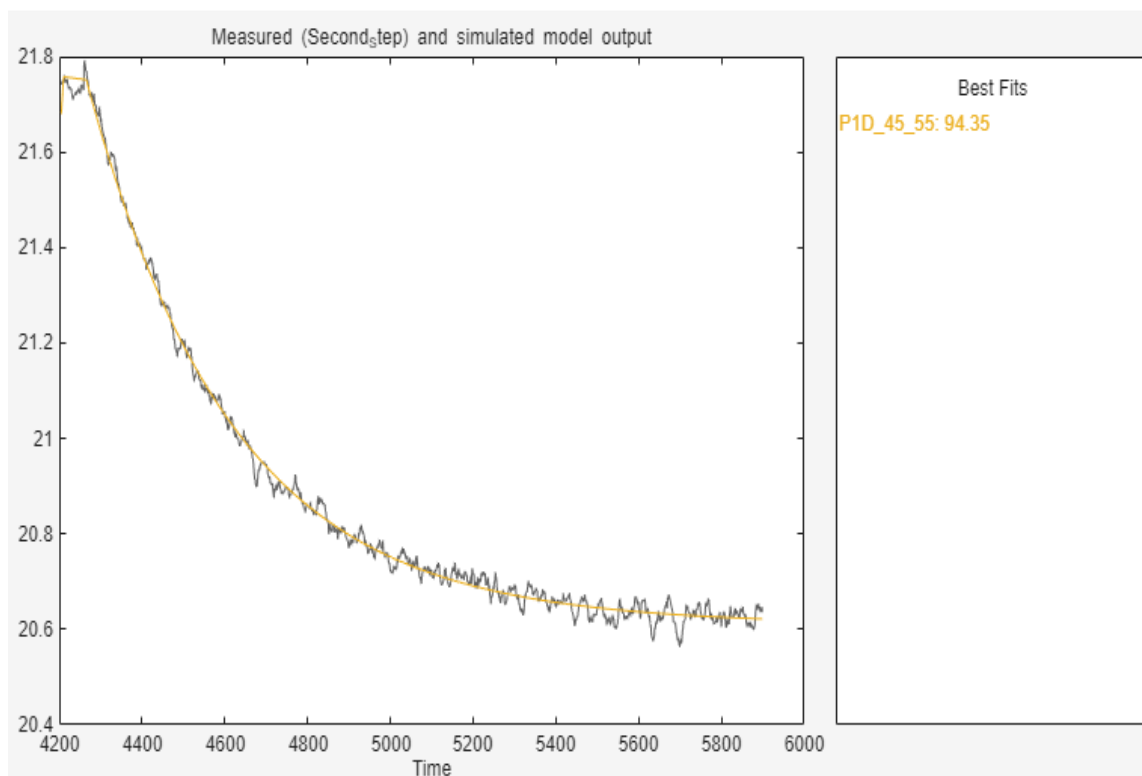
$$\begin{aligned} K_p &= -0.11 \\ T_p1 &= 349.07 \\ T_d &= 5.496 \end{aligned}$$

Quedando la función transferencia de la siguiente manera:

$$G2(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{-0.11 * e^{-5.5s}}{349.1s + 1} \quad (5)$$

**Figura 12**

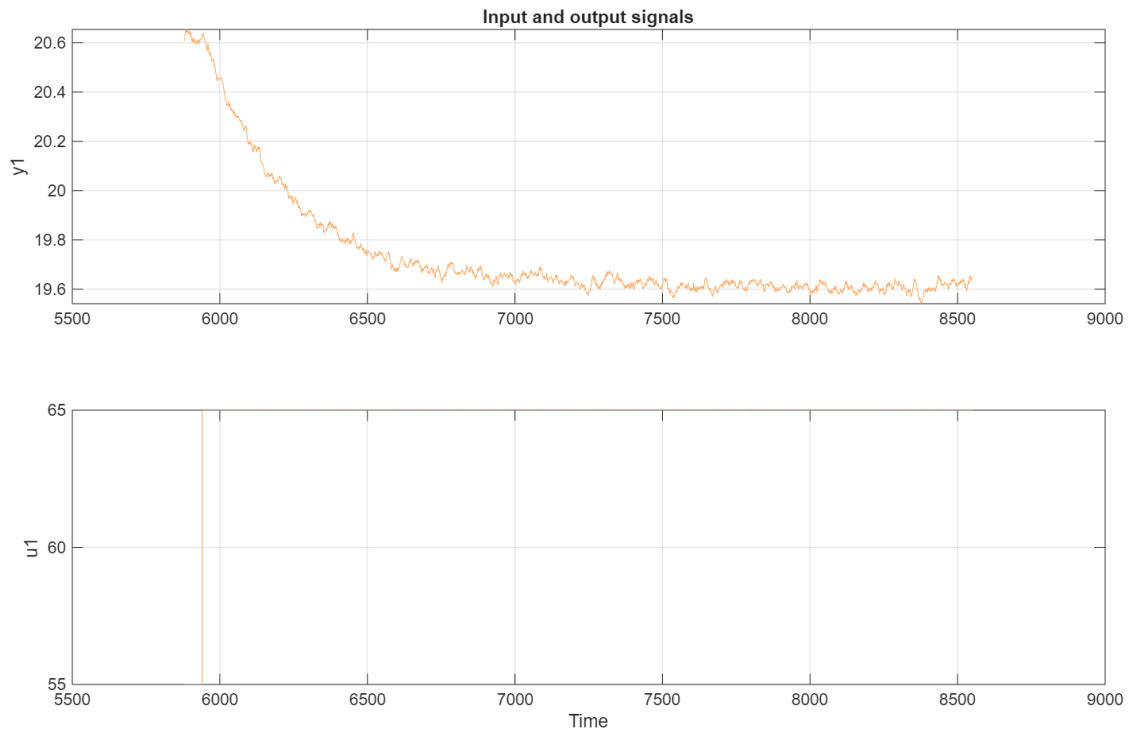
Modelo obtenido del segundo tramo - cambio en la frecuencia, de 45Hz a 55Hz



### 2.3.3 Tercer salto (55\_65)

**Figura 13**

Data obtenida después del cambio en la frecuencia, de 55Hz a 65Hz



Con los datos mostrados se procede con el cálculo de la ganancia estática:

$$K = \frac{\Delta y}{\Delta u} = \frac{19.6 - 20.6}{65 - 55} = \frac{-1}{10} = -0.1 \quad (6)$$

Empleando la aplicación System Identification de MATLAB se identificó la función de transferencia correspondiente a este incremento de frecuencia, obteniéndose el siguiente modelo:

**Figura 14**

Función transferencia 3 obtenida mediante MATLAB

Process model with transfer function:

$$G(s) = \frac{K_p}{1+T_{p1}s} * \exp(-T_d*s)$$

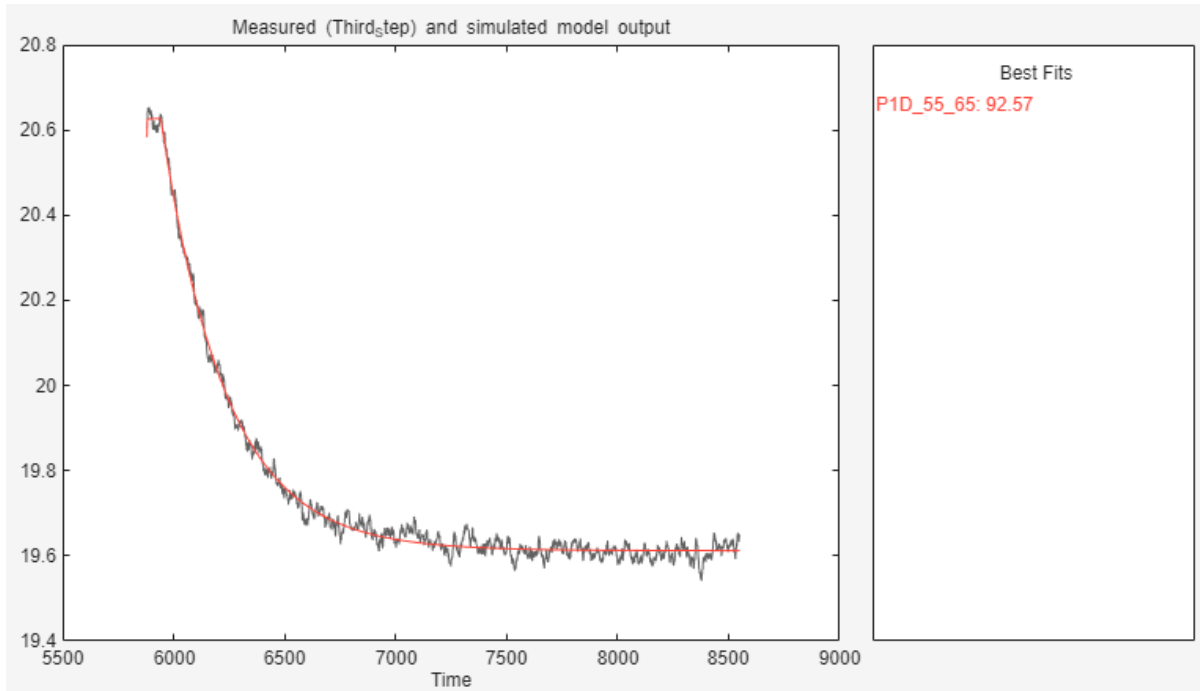
$$\begin{aligned} K_p &= -0.102 \\ T_{p1} &= 290.52 \\ T_d &= 2.228 \end{aligned}$$

Quedando la función transferencia de la siguiente manera:

$$G3(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{-0.1 * e^{-2.2s}}{290.5s + 1} \quad (7)$$

**Figura 15**

Modelo obtenido del tercer tramo - cambio en la frecuencia, de 55Hz a 65Hz



**Tabla 2**

Parámetros de los modelos FOPDT identificados para cada cambio de frecuencia

Cambio de frecuencia	$K$	$\tau$	$L$
35-45 Hz	-0.14	464.14	6
45-55 Hz	-0.11	349.1	5.5
55-65 Hz	-0.1	290.5	2.2

En síntesis, los resultados obtenidos muestran que la dinámica del sistema puede representarse mediante modelos FOPDT identificados con ensayos escalón y ajuste superior al 90%. Los 3 modelos muestran ganancias similares alrededor de -0.1 y sus constantes de

tiempo entre los 290 y 460 s, lo cual al no presentar cambios drásticos indica que el sistema se comporta aproximadamente lineal para los cambios de frecuencia considerados.

Se seleccionó el modelo correspondiente al escalón de 45-55 Hz,  $G2(s)$ , como modelo nominal para el diseño del control ya que este escalón se encuentra en la zona central del rango analizado, no presenta perturbaciones significativas y como se observó anteriormente sus parámetros dinámicos son representativos con los demás intervalos de trabajo.



## Capítulo 3

### Estrategia de control del sistema de climatización

En el capítulo anterior se abordó la etapa de identificación del sistema de climatización, aplicando ensayos experimentales y técnicas de modelado empírico con el fin de identificar y seleccionar un modelo de tipo FOPDT, que representa adecuadamente la dinámica entre la frecuencia del compresor y la temperatura del ambiente acondicionado. Este modelo fue validado mediante la comparación con datos experimentales y métricas de ajuste, por lo que en adelante se adopta como modelo de referencia del proceso.

El objetivo de este capítulo es tomar ese modelo FOPDT continuo ya identificado y, a partir de él, derivar su formulación discreta adecuada para su implementación digital, obtener una representación en espacio de estados en tiempo discreto apropiada para el diseño de un controlador predictivo basado en modelo (MPC) orientado a sistemas climatización y con eso construir un modelo aumentado con acción integral que permita eliminar el error en régimen permanente.

Con estos desarrollos, se formula la estructura básica del problema de MPC — horizonte de predicción, horizonte de control, función de costo y restricciones— y se establece una comparación conceptual entre el MPC y los controladores clásicos PI/PID, que sirve como cierre y justificación del uso de MPC en este tipo de procesos FOPDT.

#### 3.1 Discretización del modelo FOPDT

En el capítulo anterior se identificó y validó el comportamiento dinámico del sistema de climatización mediante un modelo de primer orden con tiempo muerto (FOPDT). La dinámica del proceso de climatización en tiempo continuo puede describirse mediante un modelo de primer orden con tiempo muerto (FOPDT), representado en el dominio de Laplace por la siguiente función de transferencia ( 5 )

$$G_2(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{-0.11 e^{-5.5s}}{349.1s + 1}$$

Donde  $K$ ,  $\tau$  y  $L$  corresponden a la ganancia estática, la constante de tiempo y el tiempo muerto, respectivamente. De este modelo se desprende que:

- $K = -0.11$ : La ganancia negativa, es coherente con que un aumento en la frecuencia del compresor provoca una disminución de la temperatura de la zona.
- $\tau = 349.1$  s asociada a la inercia térmica elevada.
- $L = 5.5$  s representa el tiempo muerto relativamente pequeño frente a la constante de tiempo, pero no despreciable.

Dado que el controlador MPC se implementará de forma digital, resulta necesario disponer de una versión en tiempo discreto de ( 5 ). Para ello se aplica discretización mediante retención de orden cero (ZOH), considerando un periodo de muestreo

$$T_s = 1 \text{ s} \quad (8)$$

que resulta adecuado frente a la constante de tiempo del sistema ( $\tau = 349.1 \text{ s}$ ) y permite capturar correctamente la dinámica térmica del proceso.

En primer lugar, se considera la parte sin retardo del modelo continuo:

$$G_0(s) = \frac{K}{\tau s + 1} = \frac{-0.11}{349.1s + 1} \quad (9)$$

La discretización con ZOH de un sistema de primer orden de la forma de ( 9 ) conduce a una función de transferencia discreta:

$$G_0(z) = \frac{b}{z - a} \quad (10)$$

donde los coeficientes a y b vienen dados por

$$a = e^{-\frac{T_s}{\tau}} \quad (11)$$

$$b = K(1 - e^{-\frac{T_s}{\tau}}) \quad (12)$$

Sustituyéndolos parámetros del modelo continuo ( 5 ), así como ( 8 ) en ( 11 ) y ( 12 ), se obtiene numéricamente:

$$a = e^{-\frac{T_s}{\tau}} = e^{-\frac{1}{349.1}} \approx 0.9971 \quad (13)$$

$$b = K(1 - e^{-\frac{T_s}{\tau}}) = -0.11(1 - e^{-\frac{1}{349.1}}) \approx -3.146 \times 10^{-4} \quad (14)$$

Por otro lado, el tiempo muerto continuo  $L = 5.5 \text{ s}$  se aproxima en tiempo discreto como un número entero de periodos de muestreo:

$$d = \text{round}\left(\frac{L}{T_s}\right) = \text{round}(5.5) = 6 \quad (15)$$

En el dominio  $z$ , el retardo se representa mediante el factor  $z^{-d}$ . En forma general, la función de transferencia discreta asociada al modelo FOPDT resulta

$$G(z) = z^{-d} G_0(z) = z^{-d} \frac{b}{z - a} \quad (16)$$

La discretización anterior se implementó en MATLAB a partir del modelo continuo en ( 5 ). El código utilizado fue, de forma esquemática:

**Figura 16**

Código para la discretización de la FOPDT

```

1  K = -0.11;
2  tau = 349.1;
3  L = 5.5;
4  Ts = 1;
5
6  s = tf('s');
7  G2c = K*exp(-L*s)/(tau*s + 1); % Modelo continuo FOPDT
8
9  G2d = c2d(G2c, Ts, 'zoh'); % Modelo discreto con ZOH
10 G2d = absorbDelay(G2d); % Conversión del retardo a potencias de z^-1
11
12 G2d

```

Como resultado, MATLAB reportó la siguiente función de transferencia discreta:

$$G_2(z) = z^{-6} \frac{-0.0001574 z - 0.0001572}{z - 0.9971} \quad (17)$$

$$G_2(z) = \frac{-0.0001574 z - 0.0001572}{z^7 - 0.9971 z^6} \quad (18)$$

Comparando ( 17 ) con la estructura general ( 16 ), se observa que:

- El factor  $z^{-6}$  refleja exactamente el retardo de  $d = 6$  muestras, consistente con  $L = 5.5$  s.
- El denominador  $z - 0.9971$  coincide con la constante  $a \approx 0.9971$  calculada en ( 13 ).
- La suma de los coeficientes del numerador es

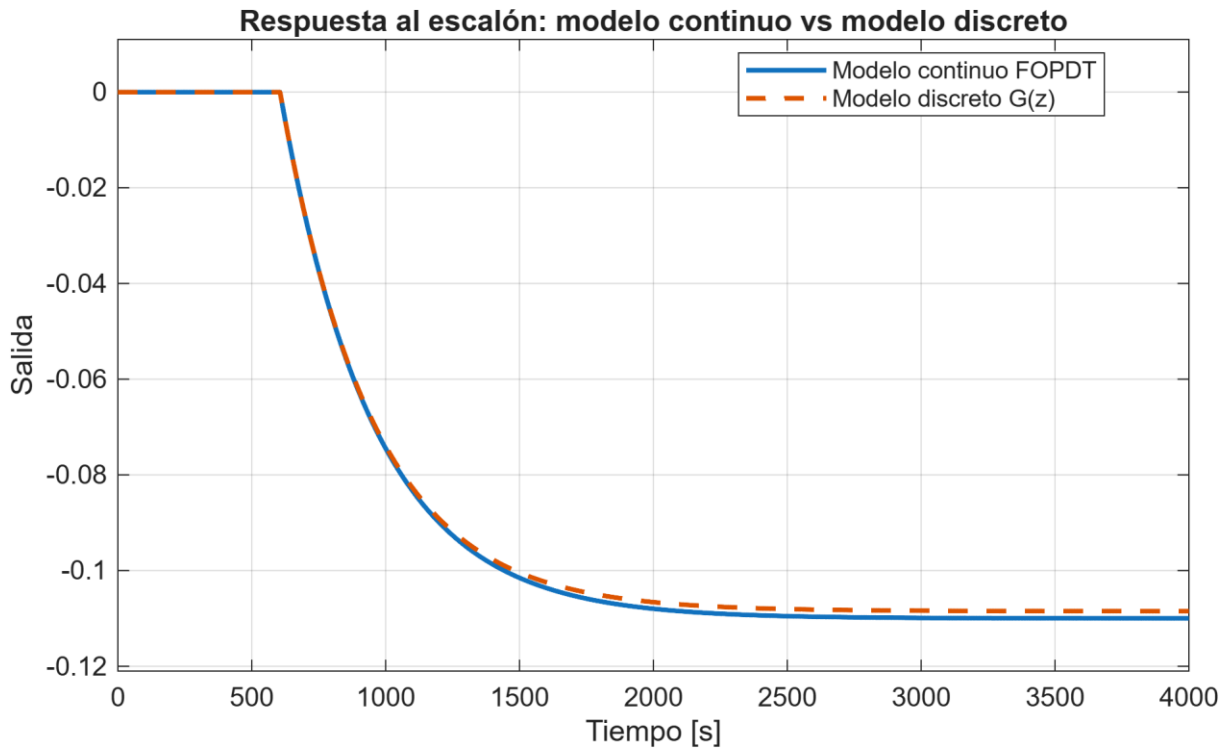
$$-0.0001574 - 0.0001572 = -0.0003146 \approx b \quad (19)$$

Por lo que la función de transferencia discreta obtenida numéricamente es coherente con las expresiones analíticas de discretización dadas por ( 10 ) y ( 16 ).

A partir de este punto, todas las simulaciones y el diseño del controlador MPC se realizarán utilizando explícitamente el modelo discreto ( 17 ), que constituye la representación en tiempo discreto del modelo FOPDT continuo ( 5 ) para  $T_s = 1$  s.

**Figura 17**

Respuesta al escalón del modelo continuo vs modelo discreto



### 3.2 Modelo en espacio de estados

En el aparatado anterior se obtuvo la función de transferencia discreta del proceso, resultado de discretizar el modelo FOPDT identificado, para un periodo de muestreo  $T_s = 1s$

$$G_2(z) = z^{-6} \frac{-0.0001574 z - 0.0001572}{z - 0.9971}$$

Esta expresión refleja una dinámica de primer orden con un polo en  $z = 0.9971$  y un tiempo muerto equivalente a  $d = 6$  muestras. El término  $z^{-6}$  traslada la acción de la entrada seis pasos hacia el pasado en la ecuación en diferencias, es decir, la señal de control aplicada en el instante  $k$  afecta a la dinámica del sistema a partir del instante  $k + 6$ .

#### 3.2.1 Representación en espacio de estados mínima

Para formular el problema de MPC resulta más conveniente trabajar con una representación en espacio de estados. En forma general, un modelo discreto de orden  $n$  se expresa como:

$$x(k + 1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (20)$$

$$y(k) = Cx(k) + Du(k) \quad (21)$$

Donde:

- $x(k)$  es el vector de estados del sistema en el instante  $k$ .
- $u(k) \in \mathbb{R}$  es la entrada (frecuencia de compresor, por ejemplo).
- $y(k) \in \mathbb{R}$  es la salida (temperatura de la zona).
- $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $B \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ ,  $C \in \mathbb{R}^{1 \times n}$ ,  $D \in \mathbb{R}$  son las matrices del modelo discreto.

Para un sistema de primer orden sin tiempo muerto, una realización mínima muy sencilla consiste en considerar un único estado asociado a la dinámica, de modo que  $n = 1$  y las matrices se reducen a escalares. Sin embargo, en el caso del modelo  $G_2(z)$  se dispone de un tiempo muerto de  $d = 6$  muestras, por lo que, si se desea incorporar este retardo directamente en el espacio de estados, es necesario introducir estados adicionales que “almacenen” las entradas atrasadas.

### 3.2.2 Tratamiento del tiempo muerto en espacio de estados

Para incorporar el tiempo muerto discreto  $d$  en el modelo de espacio de estados, se puede ampliar el vector de estados con una secuencia de retardos de la entrada. Considerando, para simplicidad, un modelo discreto de primer orden de la forma

$$G(z) = z^{-d} \frac{b_1 z + b_0}{z - a} \quad (22)$$

la relación entrada–salida puede escribirse como la ecuación en diferencias:

$$y(k) = a y(k - 1) + b_1 u(k - d) + b_0 u(k - d - 1) \quad (23)$$

En el caso del proceso de climatización, a partir de (17) se identifican

$$a = 0.9971 \quad (24)$$

$$b_1 = -0.0001574 \quad (25)$$

$$b_0 = -0.0001572 \quad (26)$$

$$d = 6 \quad (27)$$

Por lo que la ecuación en diferencias particular del proceso queda:

$$y(k) = 0.9971 y(k - 1) - 0.0001574 u(k - 6) - 0.0001572 u(k - 7) \quad (28)$$

Esta ecuación evidencia que la salida actual depende de la salida previa y de valores atrasados de la entrada, separados por el retardo de 6 muestras.

La dinámica interna puede representarse mediante un estado asociado a la dinámica de primer orden y  $d$  estados adicionales que almacenan las entradas atrasadas. El vector de estados se define entonces como:

$$x(k) = \begin{bmatrix} x_1(k) \\ u_1(k) \\ u_2(k) \\ \vdots \\ u_d(k) \end{bmatrix} \quad (29)$$

donde:

- $x_1(k)$  representa el estado asociado a la dinámica de primer orden sin retardo.
- $u_1(k), \dots, u_d(k)$  almacenan versiones atrasadas de la entrada.
- $u_d(k)$  corresponde a la entrada efectiva que actúa sobre la dinámica en el instante  $k$ .

Las ecuaciones de estado quedan entonces:

$$\begin{aligned} x_1(k+1) &= a, x_1(k) + b, u_d(k) \\ u_1(k+1) &= u(k) \\ u_2(k+1) &= u_1(k) \\ &\vdots \\ u_d(k+1) &= u_{(d-1)}(k) \end{aligned} \quad (30)$$

y la ecuación de salida se define simplemente como:

$$y(k) = x_1(k) \quad (31)$$

A partir de ( 30 ) y ( 31 ) puede escribirse explícitamente la estructura matricial  $A, B, C, D$  de un modelo discreto de primer orden con tiempo muerto  $d$ .

En el caso del modelo concreto  $G_2(z)$  utilizado en esta tesis, el tiempo muerto identificado es  $d = 6$ , de modo que el número total de estados de una realización con cola de retardos es  $n = 1 + d = 7$ . No obstante, dado que  $G_2(z)$  presenta además un cero en el numerador, la realización final empleada para el diseño del MPC se obtiene directamente a partir de la función de transferencia discreta mediante las funciones `ss` y `ssdata` de MATLAB, tal como se describió en la subsección anterior. Este apartado tiene por finalidad ilustrar de manera explícita cómo puede incorporarse el tiempo muerto en espacio de estados mediante la introducción de estados adicionales de retardo.

Figura 18

Código para la obtención de matrices A, B, C, D.

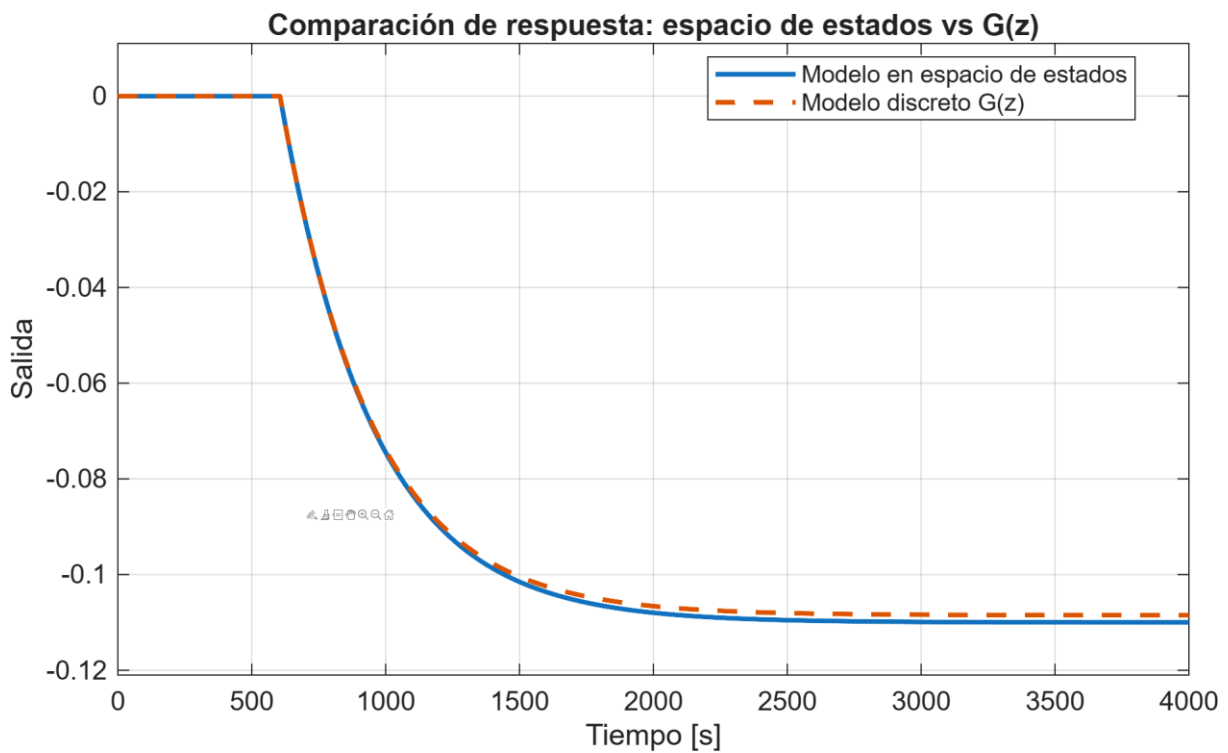
```

1      K = -0.11;
2      tau = 349.1;
3      L = 5.5;
4      Ts = 1;
5
6      s = tf('s');
7      G2c = K*exp(-L*s)/(tau*s + 1); % Modelo continuo FOPDT
8
9      G2d = c2d(G2c, Ts, 'zoh'); % Modelo discreto con ZOH
10     G2d = absorbDelay(G2d); % Conversión del retardo a potencias
11     G2dss = ss(G2d); % Conversión a espacio de estados
12     [A,B,C,D] = ssdata(G2dss); % Extracción de matrices
13

```

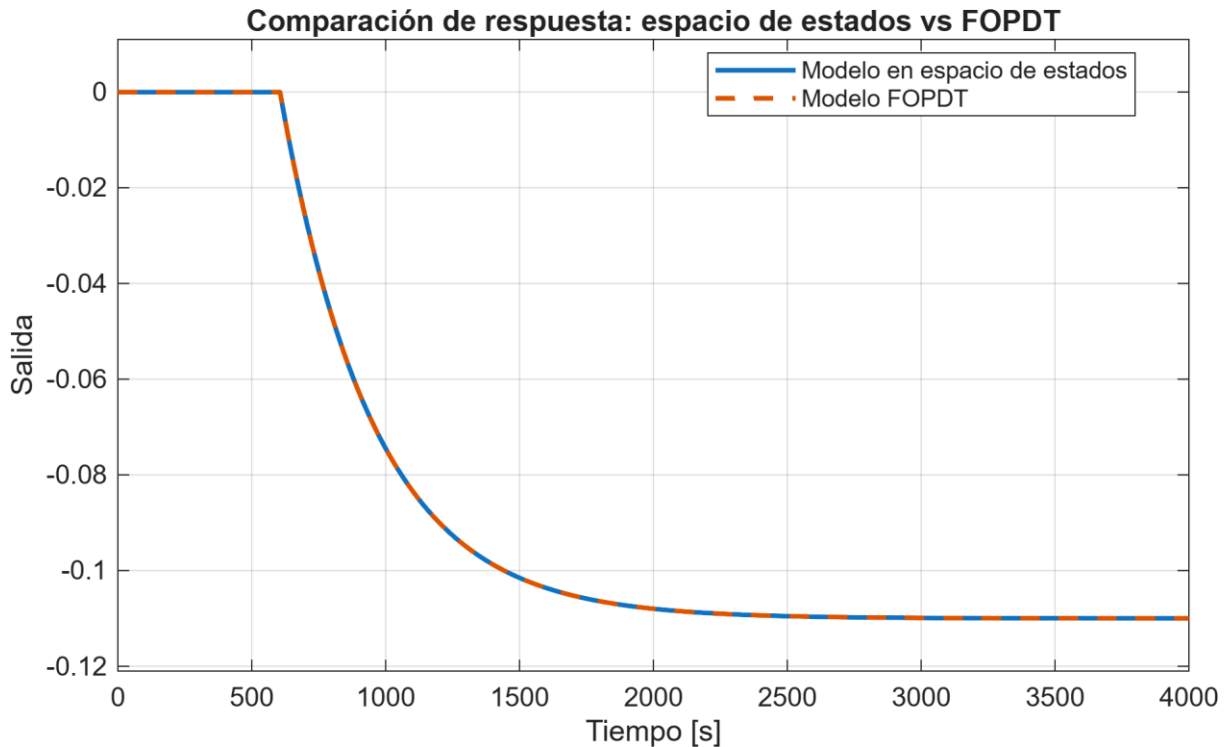
Figura 19

Comparación de respuesta entre modelo en espacio de estados y modelo discreto en  $G(z)$



**Figura 20**

Comparación de respuesta entre modelo en espacio de estados y modelo FOPDT



### 3.3 Modelo aumentado con integral del error

Si el controlador se diseña utilizando directamente el modelo discreto en espacio de estados asociado a  $G_2(z)$ , es posible que, frente a perturbaciones constantes o discrepancias de modelado, la salida presente errores en régimen permanente respecto a la referencia. Para reforzar el rechazo de perturbaciones y garantizar error estacionario nulo, se introduce una acción integral en el modelo mediante la ampliación del vector de estados.

#### 3.3.1 Definición del estado aumentado

Se parte del modelo discreto en espacio de estados ya obtenido a partir de  $G_2(z)$ :

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k)$$

$$y(k) = Cx(k) + Du(k)$$

Donde  $x(k)$ ,  $u(k)$  y  $y(k)$  representan el estado, la entrada (frecuencia del compresor) y la salida (temperatura de la zona), respectivamente.

El error de seguimiento respecto a una referencia  $r(k)$  se define como:

$$e(k) = r(k) - y(k) \quad (32)$$

Se introduce un nuevo estado integral  $x_I(k)$  que acumula el error:

$$x_I(k+1) = x_I(k) + e(k) = x_I(k) + r(k) - C, x(k) - D, u(k) \quad (33)$$

$$x_I(k+1) = x_I(k) + r(k) - y(k) \quad (34)$$

Reemplazando ( 21 ) en ( 34 ):

$$x_I(k+1) = x_I(k) + r(k) - C, x(k) - D, u(k) \quad (35)$$

El estado aumentado se define entonces como:

$$x_a(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ x_I(k) \end{bmatrix} \quad (36)$$

### 3.3.2 Ecuaciones del modelo aumentado

Agrupando las ecuaciones anteriores, el modelo aumentado se escribe como:

$$x_a(k+1) = A_a x_a(k) + B_a u(k) + E_a r(k) \quad (37)$$

$$y(k) = C_a x_a(k) + D_a u(k) \quad (38)$$

Donde las matrices aumentadas se construyen directamente a partir de  $A, B, C, D$ :

$$A_a = \begin{bmatrix} A & 0 \\ -C & 1 \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$B_a = \begin{bmatrix} B \\ -D \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$E_a = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (41)$$

$$C_a = [C \ 0] \quad (42)$$

$$D_a = D \quad (43)$$

Este modelo aumentado será el utilizado para generar las predicciones en el algoritmo MPC, garantizando que, frente a perturbaciones constantes, el controlador pueda eliminar el error en régimen permanente.

### 3.4 Control PID

En la práctica industrial, los controladores de tipo proporcional–integral–derivativo (PID) constituyen la estrategia más extendida para el control de procesos SISO, incluida la climatización de recintos. En este trabajo un controlador de tipo PI se utilizará como referencia

de comparación frente al controlador predictivo basado en modelo (MPC), por su sencillez de implementación y su amplia aceptación en aplicaciones HVAC.

Dado que el objetivo principal de este capítulo es el desarrollo del MPC, la sintonización del controlador PID se realiza de forma automática, utilizando la función `pidtune` de MATLAB, que implementa un algoritmo de sintonización automática en el dominio de la frecuencia. Este comando calcula directamente los parámetros del controlador.

**Figura 21**

Sintonización de control PID mediante MATLAB

```

1      %% 1) Parámetros FOPDT continuo
2      K      = -0.11;
3      tau    = 349.1;
4      theta  = 5.5;
5      Ts     = 1;
6
7      s      = tf('s');
8      G_c    = K*exp(-theta*s)/(tau*s + 1);
9
10     %% 2) Diseño PID continuo
11     controllerType = 'pid';
12     C_c = pidtune(G_c, controllerType);
13     [Kp, Ki, Kd, Tf] = piddata(C_c);
14     Kp
15     Ki
16     Kd

```

**Tabla 3**

Parámetros de sintonización PID

$K_p$	-12.3511
$K_i$	-0.0707
$K_d$	0

### 3.5 Formulación básica del MPC

#### 3.5.1 Predicciones y horizontes

El controlador predictivo basado en modelo utilizará el modelo aumentado ( 37 ) y ( 38 ) para predecir la evolución futura de la salida y optimizar la secuencia de control.

La evolución del estado aumentado se reescribe como ( 37 ):

$$x_a(k+1) = A_a x_a(k) + B_a u(k) + E_a r(k)$$

Para evitar movimientos de control excesivos se trabaja con el incremento de control:

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1) \quad (44)$$

La secuencia de incrementos de control a optimizar en el horizonte de control  $N_c$  se agrupa en el vector:

$$\Delta U = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix} \quad (45)$$

A partir de (37) se obtiene el vector de predicciones de salida a lo largo del horizonte de predicción  $N_p$ :

$$Y = \begin{bmatrix} y(k+1) \\ y(k+2) \\ \vdots \\ y(k+N_p) \end{bmatrix} = F x_a(k) + \Phi \Delta U \quad (46)$$

Donde las matrices  $F$  y  $\Phi$  se construyen a partir de  $A_a, B_a, C_a$  mediante un desarrollo recursivo estándar de MPC.

El vector de referencias futuras se define como:

$$R = \begin{bmatrix} r(k+1) \\ r(k+2) \\ \vdots \\ r(k+N_p) \end{bmatrix} \quad (47)$$

En aplicaciones climatización suele asumirse referencia constante en el horizonte, es decir,  $r(k+i) = r(k)$  para todo  $i$ .

### 3.5.2 Función de costo del MPC

La función de costo que se minimiza penaliza tanto el error de seguimiento como el esfuerzo de control:

$$J = \sum_{i=1}^{N_p} Q [y(k+i) - r(k+i)]^2 + \sum_{i=0}^{N_c-1} R [\Delta u(k+i)]^2 \quad (48)$$

Donde  $Q \geq 0$  es el peso asociado al error de seguimiento y  $R > 0$  el peso asociado a la variación de la señal de control.

En forma matricial, utilizando los vectores  $Y$ ,  $R$  y  $\Delta U$ , la función de costo se expresa como:

$$J = (Y - R)^T Q_b (Y - R) + \Delta U^T R_b \Delta U \quad (49)$$

Donde  $Q_b$  y  $R_b$  son matrices diagonales construidas a partir de los pesos escalares  $Q$  y  $R$ , respectivamente.

La solución óptima no restringida del problema cuadrático viene dada por:

$$\Delta U^* = (\Phi^T Q_b \Phi + R_b)^{-1} \Phi^T Q_b (R - F x_a(k)) \quad (50)$$

Sin embargo, en la implementación en línea únicamente se aplica el primer incremento de control:

$$\Delta u(k) = \text{primera componente de } \Delta U^* \quad (51)$$

Y el problema se resuelve de nuevo en el siguiente instante de muestreo, siguiendo la filosofía de horizonte deslizante.

### 3.5.3 Inclusión de restricciones

Una de las principales ventajas del MPC es la posibilidad de incorporar explícitamente restricciones físicas y operativas. En el caso del sistema de climatización, típicamente se consideran:

- Límites en la frecuencia del compresor:

$$u_{min} \leq u(k+i) \leq u_{max} \quad (52)$$

- Límites en la variación de la señal de control:

$$\Delta u_{min} \leq \Delta u(k+i) \leq \Delta u_{max} \quad (53)$$

- Restricciones de confort sobre la temperatura de la zona, que pueden expresarse como cotas superiores e inferiores sobre los elementos del vector  $Y$ .

Con estas restricciones, la minimización de (49) se convierte en un problema de programación cuadrática con desigualdades lineales, que puede resolverse mediante algoritmos numéricos eficientes.

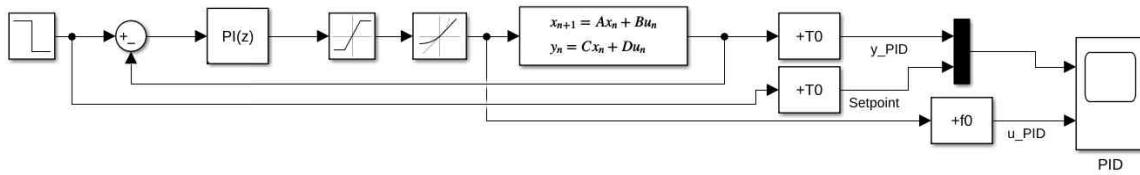
## 3.6 Simulación de modelos de control

### 3.6.1 PID

Con la sintonización de parámetros obtenida en la sección 3.4 y el modelo en variables de estado definido en la sección 3.2, procedemos con la implementación de un control PI clásico en Simulink, donde el PI actúa sobre la planta en variables de estado.

Figura 22

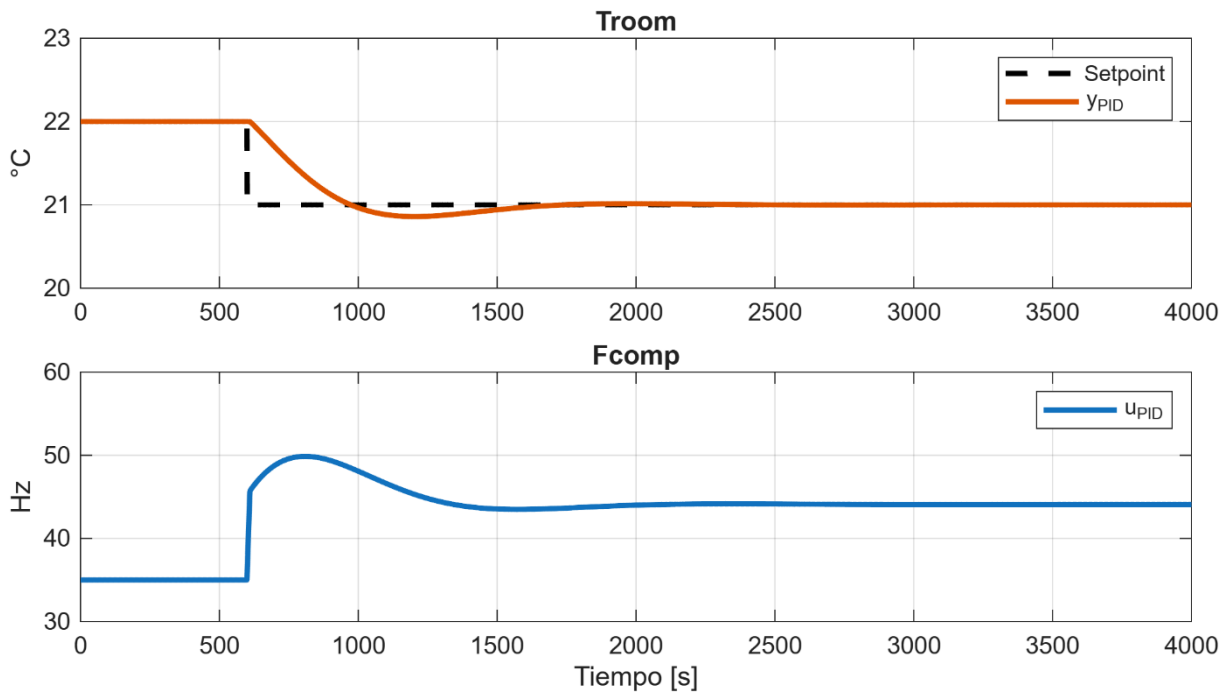
Esquema en *Simulink* del controlador PID aplicado al modelo en variables de estado



Donde para evaluar el desempeño del PI se aplica un cambio en el setpoint de  $-1^{\circ}\text{C}$  en  $t = 600\text{ s}$ , y se observa que la temperatura alcanza su valor estacionario alrededor de  $t = 1600\text{ s}$ .

Figura 23

Respuesta en temperatura de la zona y señal de control  $u_{\text{PID}}$  ante un cambio de setpoint

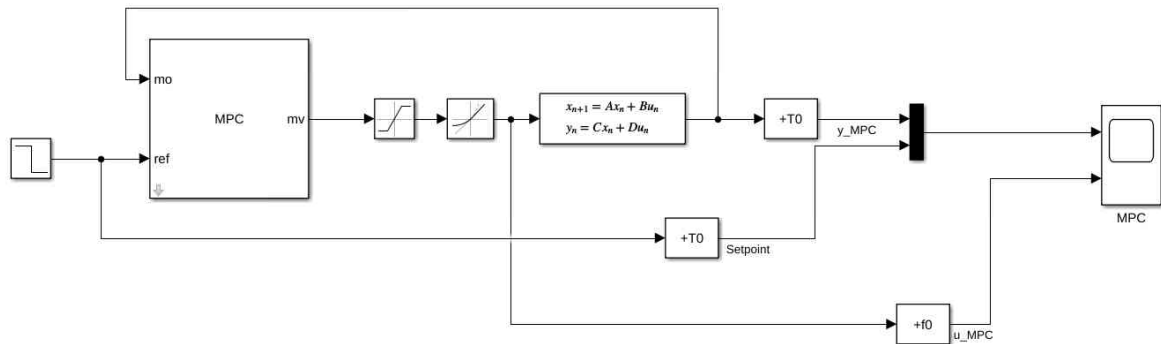


### 3.6.2 MPC

De igual manera que en el caso anterior se implementa el MPC utilizando el mismo variables de estados. El controlador se parametrizó con un horizonte de predicción y un horizonte de control definidos en la sección 3.5.

**Figura 24**

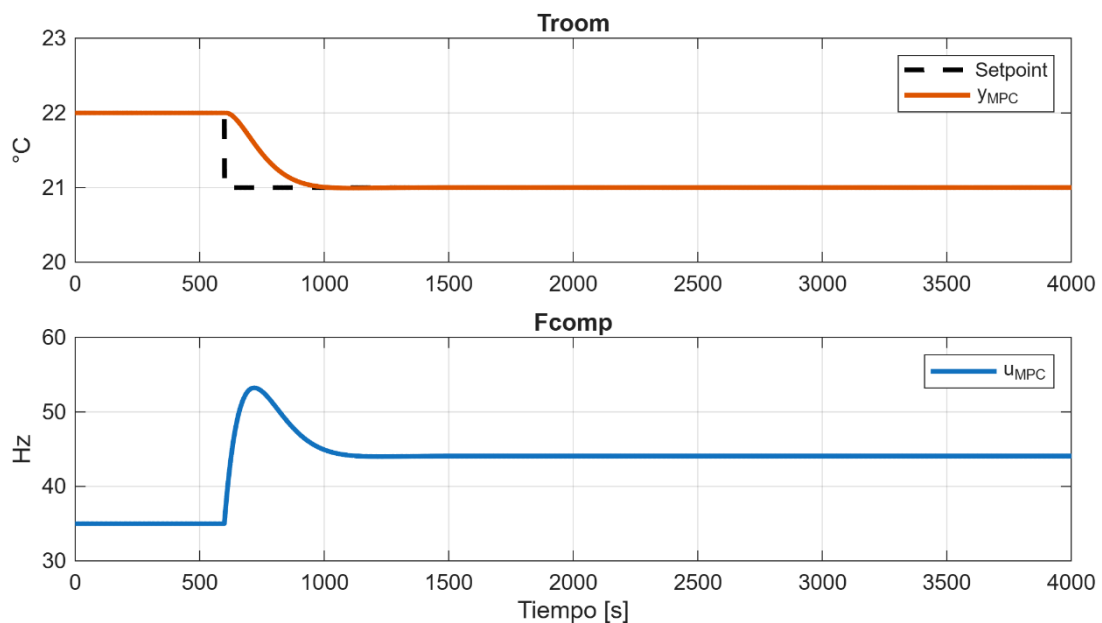
Esquema en *Simulink* del controlador PID aplicado al modelo en variables de estado



La Figura 25 **Figura 25** muestra la respuesta del sistema ante el mismo cambio de setpoint aplicado en el modelo anterior de  $-1^{\circ}\text{C}$  en  $t = 600\text{ s}$ , y se observa que la temperatura alcanza su valor estacionario alrededor de  $t = 1200\text{ s}$ .

**Figura 25**

Respuesta en temperatura de la zona y señal de control  $u_{\text{MPC}}$  ante un cambio de setpoint

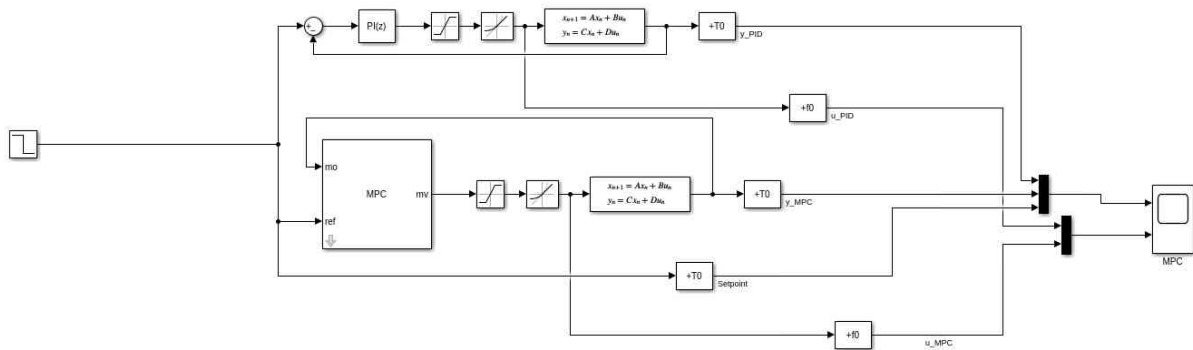


### 3.6.3 Comparación entre PID y MPC

Para comprobar el desempeño de ambos controladores sobre una misma grafica se implementó el esquema mostrado en la Figura 26, donde el PI y el MPC actúan en paralelo sobre el modelo en variables de estado.

**Figura 26**

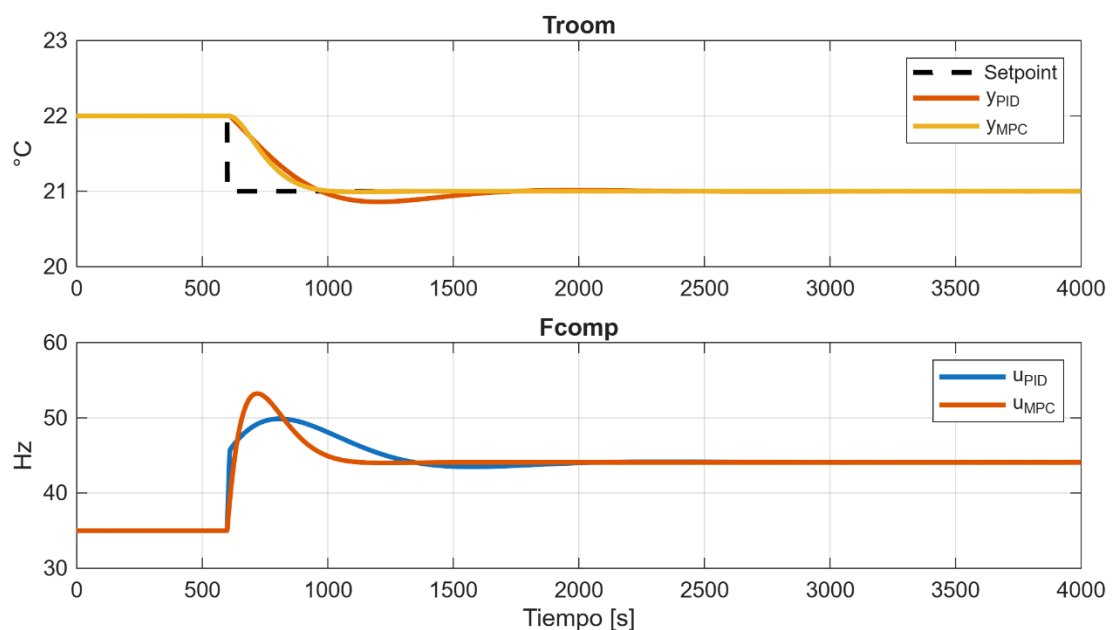
Esquema en Simulink para la comparación simultánea de los controladores PID y MPC



En la Figura 27 se presenta la comparación de ambos modelos para un cambio de setpoint tipo escalón de  $-1^{\circ}\text{C}$  en  $t = 600 \text{ s}$ , y se observa que la temperatura alcanza su valor estacionario alrededor de  $t = 1200 \text{ s}$ . Donde se aprecia que el MPC logra llegar antes al setpoint establecido.

**Figura 27**

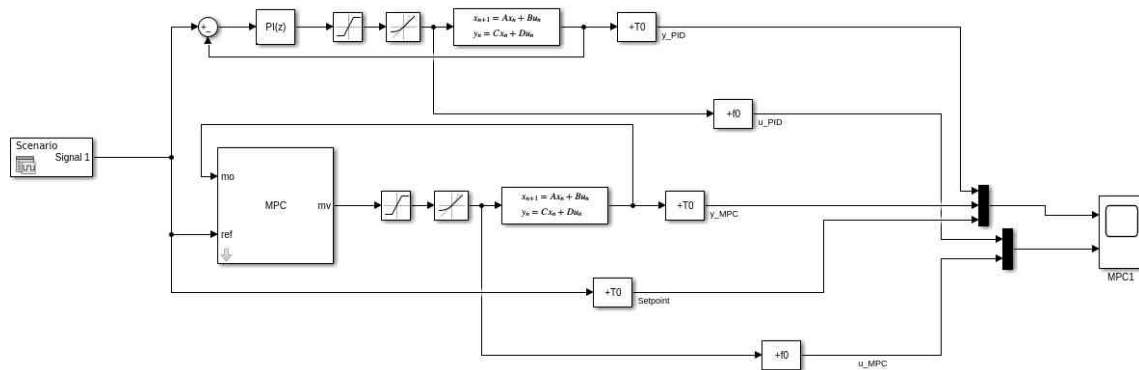
Comparación de la respuesta en temperatura y de las señales de control PID/MPC ante un escalón



Finalmente, en la Figura 28 se cambia la señal de referencia simple por una señal con múltiples cambios de manera que se pueda comprobar el comportamiento de los controladores en escenarios más exigentes.

### Figura 28

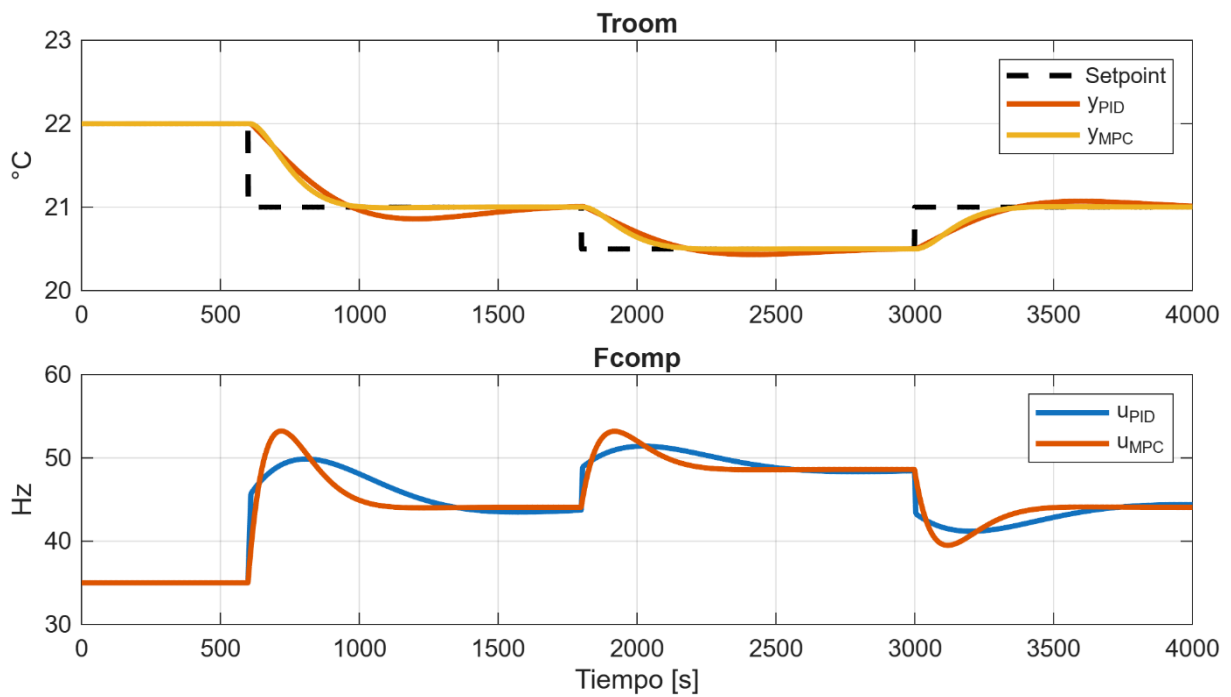
Esquema en Simulink para la comparación de PID y MPC ante un escenario con múltiples cambios de setpoint



La Figura 29 ilustra el comportamiento de los controladores ante el escenario con múltiples cambios de setpoint. En este caso las diferencias se hacen más evidentes, en el MPC se aprecia que sigue las variaciones con menor error transitorio y menor desviación mientras que el PI presenta ligeros sobre impulsos en cada cambio, además la entrada en el MPC muestra transiciones más suaves en la frecuencia, lo que se podría considerar como un uso más eficiente del actuador frente a cambios en la referencia.

**Figura 29**

Comparación de la respuesta en temperatura y de las señales de control PID/MPC ante múltiples cambios de consigna



## Conclusiones

Del análisis en las pruebas escalón realizadas en el sistema de climatización se comprobó que la dinámica térmica puede describirse adecuadamente mediante modelos de primer orden con tiempo muerto (FOPDT) los cuales presentan altos porcentajes de ajuste, lo que permitió seleccionar un modelo nominal representativo y a partir del modelo seleccionado poder obtener una forma discreta en espacios de estados que incorpora tiempo muerto y se utilizará como base del diseño en las estrategias de control predictivo.

Como controlador convencional se implementó un PI sintonizado automáticamente mediante la utilización de la función `pidtune` de MATLAB, esta estrategia de control muestra que baja la influencia de un cambio en la referencia de tipo escalón, logra llevar la temperatura al nuevo valor estacionario en aproximadamente  $1000\text{ s} \approx 17\text{ minutos}$ , manteniendo el error estacionario prácticamente nulo debido a la acción integral, pero su dinámica relativamente lenta ante los cambios en la referencia.

Se formuló el MPC con horizontes de predicción y control acordes con la constante de tiempo del sistema y con una función de costo que penaliza el error de seguimiento y las variaciones de la señal de control, y aplicado en el mismo escenario del modelo de control anterior se registra que el MPC consigue que la temperatura alcanza el régimen estacionario en aproximadamente  $600\text{ s} \approx 10\text{ minutos}$ , reduciendo el tiempo de establecimiento respecto al PI sin sacrificar la estabilidad. Asimismo, se demuestra que, en el escenario más exigente con múltiples cambios en el setpoint, el MPC sigue las variaciones con menor error transitorio y menor desviación que el PI, también se demuestra que la señal de control presenta transiciones más suaves, evidenciando una utilización más eficiente del actuador frente a cambios de referencia.

Los resultados del modelado y simulación permiten afirmar que se cumplieron los objetivos específicos de la investigación, se modeló el comportamiento dinámico del sistema de refrigeración mediante modelos FOPDT validados con data experimental, se diseñó y evaluó en simulaciones dos modelos de control presentando el control predictivo basado en modelo (MPC) un desempeño superior al PI convencional. En consecuencia, se alcanza el objetivo general de diseñar y validar un control predictivo para un sistema de climatización tipo split que, según lo evidenciado en la simulación, favorece un uso más racional de la frecuencia del compresor lo cual sienta las bases para mejorar la eficiencia energética y reducir el desgaste del equipo.

## Referencias

- Bobadilla, M. A., Ponte, L. K., & Ticona, E. M. (2023). Análisis comparativo de las tecnologías de modelación y control para sistemas de refrigeración [Tesis de maestría, Universidad de Piura].
- Carrasco Jiménez, L. (2020). Diseño e implementación de un control PID IMC para planta piloto de refrigeración [Tesis de pregrado, Universidad de Piura].
- Gao, J., Xu, X., Li, X., Zhang, J., Zhang, Y., & Wei, G. (2018). Model-based space temperature cascade control for constant air volume air-conditioning system. *Building and Environment*, 145, 308–318. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.09.034>
- Gholamzadehmir, M., Del Pero, C., Buffa, S., Fedrizzi, R., & Aste, N. (2020). Adaptive-predictive control strategy for HVAC systems in smart buildings – A review. *Sustainable Cities and Society*, 63, 102480. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102480>
- Huamán Rojas, J. J. (2017). Control inteligente de sistemas de iluminación en edificios [Tesis de maestría, Universidad de Piura]. Repositorio PIRHUA. <https://pirhua.udep.edu.pe/>
- Manrique Silupú, J. J. (2023). Modelación y control de sistema de refrigeración en una planta experimental [Tesis doctoral, Universidad de Piura].
- Murthy, A. A., Shenoy, K. P., Krishan, G., Patil, I. S., Gangadharan, K. V., & Cholleti, E. R. (2024). Advancements in dynamic simulation techniques for refrigeration cycles: A comprehensive review. *Energy*, 360(1), 100007. <https://doi.org/10.1016/j.energ.2024.100007>
- Taheri, S., Hosseini, P., & Razban, A. (2022). Model predictive control of heating, ventilation, and air conditioning (HVAC) systems: A state-of-the-art review. *Journal of Building Engineering*, 60, 105067. <https://doi.org/10.1016/j.jobee.2022.105067>
- Xin, X., Zhang, Z., Zhou, Y., Liu, Y., Wang, D., & Nan, S. (2024). A comprehensive review of predictive control strategies in heating, ventilation, and air-conditioning (HVAC): Model-free vs model. *Journal of Building Engineering*, 94, 110013. <https://doi.org/10.1016/j.jobee.2024.110013>
- Yao, Y., Chen, J., Feng, J., & Wang, S. (2019). Modular modeling of air-conditioning system with state-space method and graph theory. *International Journal of Refrigeration*, 99, 9–23. <https://doi.org/10.1016/j.ijrefrig.2018.11.040>
- Yao, Y., & Shekhar, D. K. (2021). State of the art review on model predictive control (MPC) in heating, ventilation, and air-conditioning (HVAC) field. *Building and Environment*, 200, 107952. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.107952>