



UNIVERSIDAD
DE PIURA

FACULTAD DE INGENIERÍA

Análisis comparativo de las tecnologías de modelación y control para sistemas de refrigeración

Trabajo de Investigación para optar el Grado de
Máster en Ingeniería Mecánico-Eléctrica con mención en Sistemas Energéticos y
Mantenimiento

**Manuel Alejandro Bobadilla Gastulo
Luz Karín Ponte Villanueva
Edgar Martín Ticona Paniagua**

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

Piura, marzo de 2023

NOMBRE DEL TRABAJO

20230223_TI Udep 20.02.23 (1).docx

RECUENTO DE PALABRAS

37570 Words

RECUENTO DE PÁGINAS

114 Pages

FECHA DE ENTREGA

Feb 23, 2023 10:23 AM GMT-5

RECUENTO DE CARACTERES

209913 Characters

TAMAÑO DEL ARCHIVO

2.8MB

FECHA DEL INFORME

Feb 23, 2023 10:26 AM GMT-5**● 4% de similitud general**

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para cada base de datos.

- 4% Base de datos de Internet
- Base de datos de Crossref
- 2% Base de datos de publicaciones
- Base de datos de contenido publicado de Crossref

● Excluir del Reporte de Similitud

- Base de datos de trabajos entregados
- Material citado
- Coincidencia baja (menos de 10 palabras)
- Material bibliográfico
- Material citado

Dedicatoria

A Dios y a mi familia, complementos indispensables en mi vida.

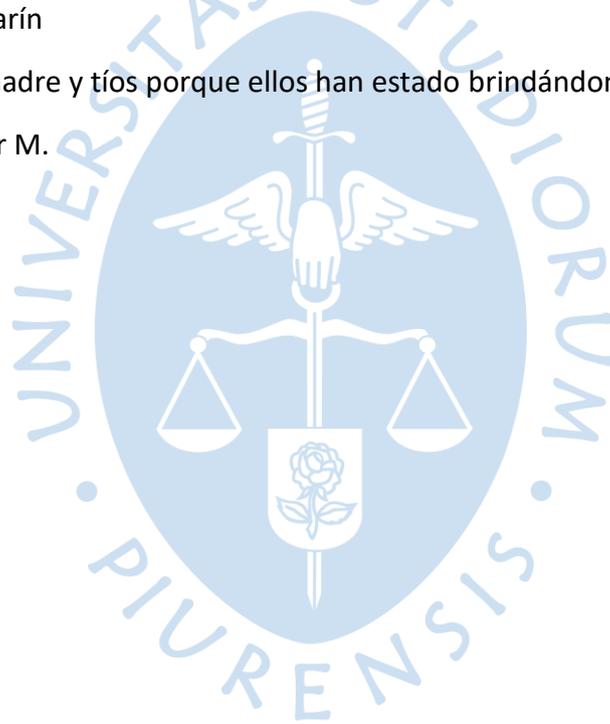
Bobadilla G. Manuel A.

A Dios, a mi abuelita que desde el cielo me sigue cuidando y a mi familia.

Ponte V. Luz Karín

A mi abuela, madre y tíos porque ellos han estado brindándome su apoyo y consejo.

Ticona P. Edgar M.





Resumen

Los sistemas de refrigeración tienen una alta utilidad en el mundo actual, porque son los responsables de conservar los alimentos en buen estado, desde las actividades de post cosecha de productos agrícolas, hasta las actividades de comercialización entre países y continentes. Por otro lado, se puede apreciar que, la entrega de los productos frescos o procesados son conservados en refrigeración para su venta a la mayoría de los consumidores finales. De esta manera, se puede evidenciar que la cadena de frío tiene un alto impacto para las personas.

En el capítulo 1 se describe al sector agroexportador del Perú, su desarrollo y su tendencia de crecimiento en los próximos años, además de la importancia del frío para este sector. Así también, se hace se presenta las características de los componentes principales que conforman un sistema de refrigeración por compresión de vapor, donde se explica el recorrido que realiza el refrigerante en dicho circuito hasta la extracción de calor de la habitación a refrigerar. Por otro lado, se ha realizado una visita técnica a una empresa dedicada a productos procesados de la capital de Lima, en la que se ha podido evidenciar in situ, el manejo de la refrigeración para la conservación, por temas de confidencialidad no se tiene el permiso para mencionar a esta industria.

En este trabajo de investigación se ha desarrollado un estudio de las diferentes técnicas de modelación de procesos de refrigeración por compresión a vapor, así como también, la modelación del espacio a refrigerar ya sea una cámara de frío para el sector industrial, o una habitación doméstica/residencial. En el capítulo 2, se describe tres técnicas de modelación matemática identificadas: modelación basada en primero principios, modelación basada en datos y modelación matemática híbrida, que es una combinación del primero y el segundo. Se ha podido analizar las revistas científicas que mayor cantidad de artículos científicos han publicado en cada técnica, en los últimos 8 años. Por otro lado, se ha realizado tablas comparativas en los que se puede apreciar las ventajas y desventajas de cada alternativa de modelación.

El capítulo 3 está enfocado al estudio exhaustivo de estrategias de control y automatización para el proceso de refrigeración, en las que se han estudiado las características del control de ON/OFF (encendido/apagado) que es la técnica clásica, se ha investigado sobre el control PID y sobre todo, las mejoras actuales que se han implementado a este tipo de control como PID

Adaptativo, entre otros. Además, se ha realizado la investigación de técnicas de control avanzado, en la cual se ha encontrado al Model Predictive Control (MPC) como uno de sus principales representantes. Cabe mencionar también que la Inteligencia Artificial (IA) está presentando aportes significativos para el confort de las personas, por lo que se ha podido tener un alcance de las técnicas de IA aplicadas a sistemas de refrigeración en aire acondicionado y otros equipos.



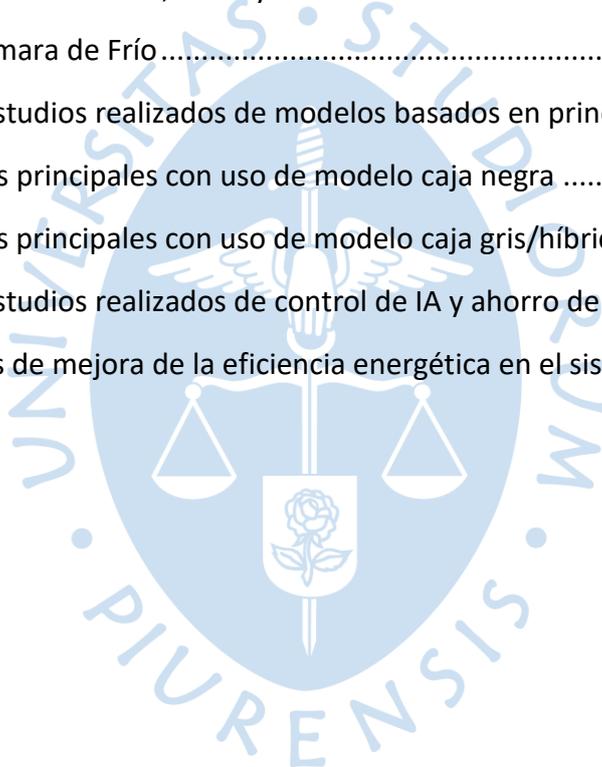
Tabla de contenido

Introducción	13
Capítulo 1 Marco teórico.....	15
1.1 Introducción.....	15
1.2 Sistemas de refrigeración	19
1.2.1 Evaporador	19
1.2.2 Compresor	19
1.2.3 Condensador.....	20
1.2.4 Dispositivos de expansión.....	20
1.3 Utilización de refrigerantes	20
1.4 Cadena de frío.....	23
1.4.1 Preenfriamiento.....	23
1.4.2 Almacenamiento en frío antes de transportarse para comercializarse.....	24
1.4.3 Transporte refrigerado	24
1.4.4 Cámara refrigerada en los puntos de venta.....	24
1.4.5 Exhibición y venta en equipo refrigerado.....	24
1.5 Visita técnica realizada a una planta industrial en Perú.....	25
Capítulo 2 Tecnologías de modelado	31
2.1 Modelo basado en primeros principios (caja blanca)	31
2.1.1 Modelo de enfriador	32
2.1.2 Modelo de zona	34
2.1.3 El modelo de serpentín de calefacción y refrigeración.....	35
2.1.4 El modelo de humidificador	36
2.1.5 Modelo de torre de enfriamiento	36

2.1.6	<i>Modelo de caja de mezclas</i>	38
2.2	Técnicas de Modelación basado en datos (caja negra/empírica)	43
2.2.1	<i>Modelo de dominio de frecuencia</i>	43
2.2.2	<i>Algoritmo de minería de datos</i>	43
2.2.3	<i>Modelo de lógica Difusa</i>	47
2.2.4	<i>Modelo estadístico</i>	47
2.2.5	<i>Técnicas de modelación en espacio de estado por identificación</i>	50
2.2.6	<i>Modelo geométrico</i>	51
2.2.7	<i>Razonamiento basado en datos</i>	51
2.2.8	<i>Modelo estocástico</i>	52
2.2.9	<i>Modelo instantáneo</i>	53
2.3	Técnicas de Modelación Híbrida (Caja gris).....	60
Capítulo 3 Tecnologías de control		69
3.1	Tecnologías de control clásico	69
3.1.1	<i>Control on/off</i>	69
3.1.2	<i>Control PID</i>	71
3.2	Tecnologías de control avanzado	75
3.2.1	<i>PID mejorado</i>	75
3.2.2	<i>Control Model Predictive Control MPC</i>	75
3.2.3	<i>MPC – Machine learning</i>	81
3.3	Inteligencia artificial (IA) en control de sistemas de refrigeración	85
3.3.1	<i>Sistemas de control inteligente</i>	85
Conclusiones.....		95
Referencias bibliográficas		99

Lista de tablas

Tabla 1 Grupo de términos o palabras clave.....	17
Tabla 2 Principales productos no tradicionales exportados (en millones de US\$).....	18
Tabla 3 Valores GWP y ODP de CFC, HCFC y HFC.....	21
Tabla 4 Equipos de Cámara de Frío.....	27
Tabla 5 Resumen de estudios realizados de modelos basados en principios físicos.....	39
Tabla 6 Investigaciones principales con uso de modelo caja negra	54
Tabla 7 Investigaciones principales con uso de modelo caja gris/híbrida	62
Tabla 8 Resumen de estudios realizados de control de IA y ahorro de energía.....	86
Tabla 9 Oportunidades de mejora de la eficiencia energética en el sistema de ventilación ..	87





Lista de figuras

Figura 1 Consumo mundial de energía de 1980 a 2030.....	16
Figura 2 Evolución de las exportaciones peruanas (US\$ millones) Enero-Mayo (2015-2022)	19
Figura 3 Sistema de refrigeración por compresión.....	20
Figura 4 Exhibidores de un supermercado.....	24
Figura 5 Tanque de almacenamiento de aceite.....	26
Figura 6 Etapa de Empaque de margarina.....	27
Figura 7 Temperatura de la Cámara de frío de 12°C.....	28
Figura 8 Evaporador marca KRAMER.....	28
Figura 9 Condensador marca KRAMER.....	30
Figura 10 Esquema de torre de enfriamiento.....	37
Figura 11 Modelos de principios físicos por revista.....	42
Figura 12 Modelos de principios físicos por año.....	42
Figura 13 Técnicas de modelado caja negra.....	60
Figura 14 Modelos de caja gris por año y revistas.....	68
Figura 15 Control ON-OFF y PID por revista y año.....	74
Figura 16 Control avanzado por año y revistas.....	81
Figura 17 Control avanzado IA.....	88



Introducción

El presente trabajo de investigación buscar realizar un estudio de la situación de sistemas de refrigeración en el mundo, desde el punto de vista de modelación matemática para la predicción de parámetros importantes en sistemas de refrigeración, así como también desde el punto de vista del grado de automatización en el que se encuentran este tipo de equipos en los diferentes sectores productivos, tales como el sector agro exportación, sector pesquero, productos procesados, transporte terrestre con frío, transporte marítimo, refrigeración comercial y refrigeración doméstica.

Al tener información sobre las técnicas de modelación con mayor ponderación y, las estrategias de control avanzado con mayores ventajas técnicas y, sobre todo con alto grado de confiabilidad para las implementaciones en sistemas reales, se pretende dar un alcance de las tendencias futuras positivas para un mejor manejo de estos equipos con el fin de informar sobre los ahorros que pueden obtenerse si se llega a instalar metodologías de este tipo. Académicamente, es muy importante conocer las investigaciones de los papers que se enfocan al estudio del estado de arte sobre modelación matemática y control en refrigeración; ya que puede ser útil para investigadores que se encuentra estudiando este rubro.

El estudio realizado tiene el enfoque cualitativo, que compara las ventajas y desventajas de las técnicas de modelación matemática en sistemas de refrigeración, mostrando las situaciones en las que mejor se adecua una de ellas. Así también, con respecto al control avanzado se ha realizado el estudio cualitativo de las principales características que ofrecen y en qué casos, es factible su implementación. Se muestran gráficos de evolución sobre la publicación artículos de investigación en revistas científica para ver la tendencia.

En el capítulo 1 se presenta una descripción de los sistemas de refrigeración, su importancia en el sector agroexportación y se comenta lo visto en una visita técnica a una empresa de la capital del Perú. En el capítulo 2 se describe tres técnicas de modelación matemática: Basada en primeros principios, basada en datos, y la modelación híbrida. En el capítulo 3, se estudia las técnicas de control clásico, control avanzado y técnicas de control con inteligencia artificial.

Finalmente, quisiéramos dar a conocer nuestro profundo agradecimiento a todas las personas que intervinieron o inspiraron de forma voluntaria o involuntaria en la realización de este trabajo de investigación.

A nuestros familiares, por su apoyo incondicional en la obtención de todos nuestros objetivos de vida. Al Mgtr. Ing. José Manrique Silupu quien con su amistad y apoyo como asesor académico motivo y alentó a terminar este trabajo de investigación.



Capítulo 1

Marco teórico

1.1 Introducción

El sector eléctrico viene asociado con características económicas y técnicas que limitan la organización de la industria, resultando un factor importante para el buen desempeño de esta. Donde se requiere tratar al consumo de energía con una metodología de diseño adecuado que optimice recursos y otorgue valor a los procesos industriales inteligentes.

Los problemas de cambio climático en los últimos años se han intensificado y, es un punto crítico en diversos acuerdos internacionales. Como consecuencia de ello, muchos países plantean nuevas iniciativas relacionadas con recursos no renovables, para cuidar al medio ambiente.

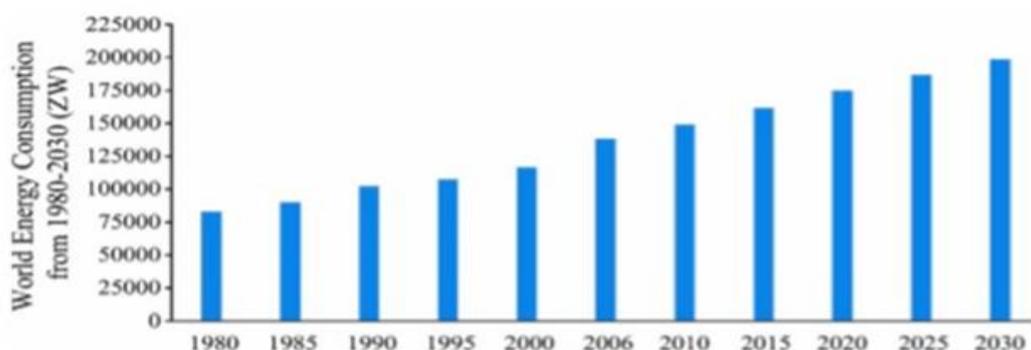
Según la Administración de información de Energía de los Estados Unidos, ha pronosticado un incremento del consumo de energía del 30% entre los años 2017 al 2030 (Mead I. 2017) y estima que la energía mundial llegará a 198.654 ZW en 2030, tal como se muestra en la Figura 01. (Abdelaziz E, Saidur R & Mekhilef S. 2011).

Los sistemas de refrigeración actualmente utilizan el 17% de la energía eléctrica total y se espera que este consumo aumente en más de 30% para el 2050. (Rasel et al., 2021).

De esta forma, se evidencia que en el mundo existe una preocupación por el consumo de energía que proviene de fósiles y de fuentes de gas natural, porque afectan al efecto invernadero. En los sistemas de refrigeración por ventilación axial, por ejemplo, se consume el 20% de la energía total mundial producida (Príncipe et al., 2021). Según los estudios de fondos de inversión de energía, se demuestra que una adecuada estrategia de control prevé una mejora de la eficiencia energética en el sistema de ventilación.

Figura 1

Consumo mundial de energía de 1980 a 2030



Nota. Reimpreso con permiso de Elsevier

En el sector industrial el costo de energía es un tema importante y, dentro de esto, se encuentran los sistemas de refrigeración, que presentan un elevado consumo de energía eléctrica, alrededor del 40% de su facturación (Maher et al., 2021); quienes, al no emplear una correcta gestión energética y un inadecuado sistema de control, los costos de operación y mantenimiento afectarán en forma directa a la rentabilidad de las empresas.

Por otro lado, se puede observar el desarrollo tecnológico de ciudades inteligentes, conformadas principalmente por redes eléctricas y edificios inteligentes. Dentro de las construcciones inteligentes, una de las principales áreas es la refrigeración inteligente. Se realizan estudios de técnicas de inteligencia que optimicen el funcionamiento de esos sistemas según el número de personas presentes en un determinado lugar. La presencia y ausencia de personas, ayuda a regular la temperatura de la habitación antes de la llegada de los ocupantes y obtener su confort. Ya que el encendido del sistema de refrigeración en ausencia de personas causa un desperdicio de energía.

Con respecto al sector construcción: los edificios son los causantes de casi el 40% del consumo total anual de energía en el mundo, así como del 40% de las emisiones totales de CO₂ directas e indirectas (MaherAla'raj et al., 2021). Según (Minoli et al., 2017), las edificaciones consumen el 32% de la electricidad producida, donde el HVAC consume más del 33% de la electricidad, la iluminación el 17,1% y los equipos informáticos el 13,1%. Además, la American Society of Heating Refrigerating and Air-Condition Engineers (ASHRAE), indica que los sistemas de HVAC deben operar con mucha regularidad por ello consumen alrededor de la mitad de energía de un edificio. Es así que para mantener las condiciones de satisfacción de los usuarios de los sistemas de HVAC se consume alrededor de la mitad de la energía total del edificio (Yuekuan et al., 2022). Para (Jubair et al., 2022) es esencial mejorar la eficiencia energética de los sistemas HVAC para mejorar la eficiencia energética de los edificios, sin embargo, es un tema de investigación amplio.

Asimismo, utilizando el método de PICOC (Population, Intervention, Comparison, Outcomes y Context) se han definido los problemas de la energía en la siguiente Tabla:

Tabla 1

Grupo de términos o palabras clave

PICOC	
C	Problemas de energías
C1	Sistemas HVAC
C2	Luz
C3	Edificio-inteligente o edificio
C4	Inteligente gestión de la energía o BMS

Nota. Departamento de Automática, Universidad de Alcalá-España

Este problema se presenta en los edificios y, teniendo en cuenta herramientas digitales como el internet de las cosas, machine learning y minería de datos. Se puede dar lugar a la implementación de sistemas de control que puedan predecir de forma automática la presencia y ausencia de personas; así como patrones de ocupación, con el objetivo de tener un ahorro de consumo de energía.

Cabe destacar la regulación internacional ISO (Organización Internacional de Normalización) en referencia a la finalidad de realizar mejoras y mantener en una Organización su sistema de gestión de energía, mejorando de forma continua su eficiencia y seguridad energética. Así como sus costos asociados con la energía y emisiones de gases de efecto invernadero. En ese sentido la norma ISO 50001 permite la exigencia de una Compañía para prosperar su rendimiento energético.

Por lo presentado en el punto 1.1, es importante poder iniciar investigaciones y propuestas de sistemas de control inteligente en los procesos de refrigeración, con el objetivo de obtener ahorros y de esta forma, mejorar la eficiencia.

Como datos importantes de comentar, se puede decir que en la pandemia del COVID-19 los sistemas de refrigeración se desempeñan como un medio de propagación importante, sin embargo un diseño con ventilación apropiada, dirección de flujo de aire y presión diferencial coadyuvan a aliviar el riesgo de transmisión, el diseño defectuoso aumentaría su propagación; por ello se requiere realizar un rediseño científico con mecanismos anti pandémicos que permita neutralizar virus, dispersar los compuestos orgánicos volátiles y depurar partículas de aire al interior de un ambiente. (Jubair et al., 2022).

La agroexportación en el Perú:

Los sistemas de refrigeración desempeñan un rol fundamental en la sociedad y en el sector industrial - rubro Agroexportación, el procesamiento de alimentos y bebidas, almacenamiento en frío y procesamiento químico-, ya que permite controlar la temperatura

deseada usando equipamiento con controles adecuados, para asegurar la calidad de los productos, desde la producción hasta la venta final. Adicionalmente, los sistemas de refrigeración garantizan que los alimentos puedan ser trasladados de un continente a otro, preservando su calidad.

En nuestro país la Asociación de Gremios Productores Agrarios del Perú (AGAP), recalcó que el crecimiento de producción y agroexportación de productos frescos está acompañado de inversión privada en infraestructura, lo que permite una adaptación sistemática de la cadena de frío a nivel nacional. Asimismo, la AGAP proyectó para el año 2023 que Perú alcance su pico de US \$11,554 millones, situándose en el podio mundial de envíos en nueve cultivos. Para el año 2023 se proyecta mantener el liderazgo en estos productos.

Del mismo modo el Ministerio de desarrollo Agrario y Riego (MIDAGRI), en su evaluación de las agroexportaciones, Perú sumó un récord y superó los U \$9000 Millones de ventas en el 2021.

En la costa norte por ejemplo la Empresa Ecosac, ubicada en el Departamento de Piura, posee una planta de conservas con capacidad de 140 toneladas al día; 2275 contenedores en total, con productos como: langostinos, pimiento piquillo, pimiento morron, uva, palta, etc. Como hace referencia COMEXPERU, para el año 2022, periodo Mayo, reporta la estadística del periodo anterior de los productos no tradicionales exportados en millones de US\$, de productos que necesitan refrigeración:

Tabla 2

Principales productos no tradicionales exportados (en millones de US\$)

Producto	Enero-Mayo	Mayo
Paltas frescas	382 (-11.2%)	168 (+1.3%)
Calamares y potas congeladas	135 (-18.8%)	33 (-18.9%)
Espárragos frescos o refrigerados	93 (-2.1%)	26 (+1%)

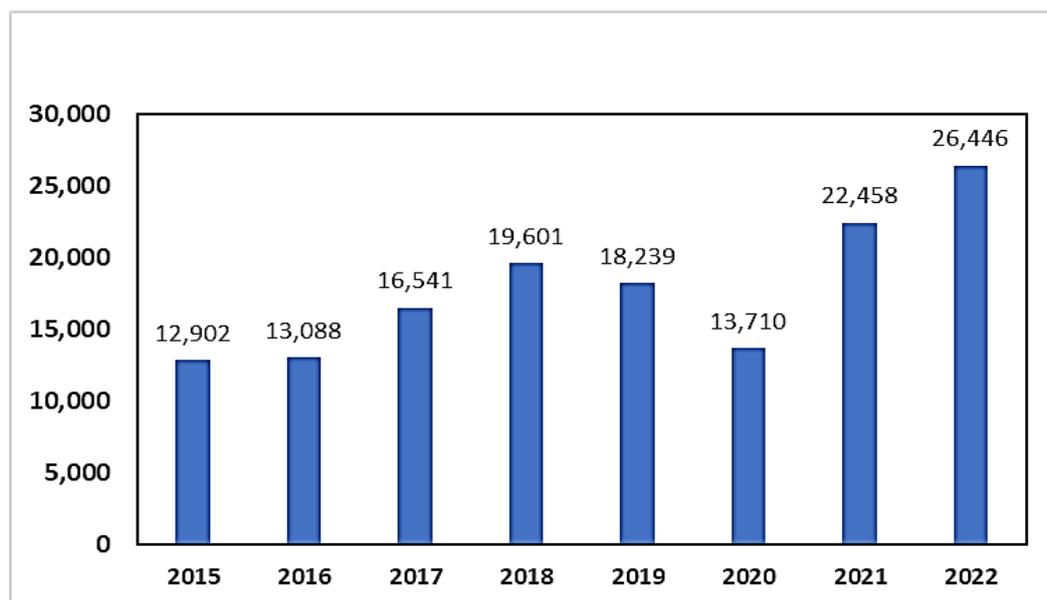
Nota. SUNAT. Elaboración COMEXPERÚ

Es de precisar que, para las agroexportaciones no tradicionales correspondientes al periodo Enero-Julio del año 2022, alcanzaron un valor de US\$ 4,247 millones, de acuerdo a la información obtenida del portal web de la SUNAT, ello representa un crecimiento del 10.9% con respecto al mismo periodo de 2021, y es un 30.6% mayor al registrado en 2020.

Conforme lo señala la Consultora Grand View Research, la perspectiva en el sector agroexportación, es de una tasa de crecimiento anual de 14.8% entre los años 2021 y 2028. El mercado mundial del frío alcanzó un valor de 210 mil 490 millones de dólares en 2020 y se proyectó de 238 mil 400 millones para el año 2021 y alrededor del triple en 2028 con una predicción de 628 mil 300 millones de dólares.

Figura 2

Evolución de las exportaciones peruanas (US\$ millones) Enero-Mayo (2015-2022)



Nota. SUNAT. Elaboración COMEXPERÚ

1.2 Sistemas de refrigeración

El sistema de refrigeración se utiliza para extraer calor (Q_{cold}), siendo uno de los más comunes el sistema por compresión de vapor. Está compuesto por cuatro (4) componentes principales: evaporador, compresor, condensador y válvula de expansión, los mismos que se detallan a continuación:

1.2.1 Evaporador

Es un intercambiador de calor, por el cual circula un refrigerante a una T_1 inicial, todo el refrigerante se vaporiza completamente en el evaporador y se recalienta al final del evaporador a una T_2 salida $> T_1$ inicial. El refrigerante al pasar por el serpentín le quita calor al ambiente, el calor que sale se le denomina Q_{cold} .

1.2.2 Compresor

Es la fuente principal de impulsión del líquido refrigerante, encargado de aumentar la presión del sistema. Los más utilizados son de desplazamiento positivo y centrífugos. Este equipo central posee elementos de protección como: presión alta, temperatura alta y presión baja.

1.2.3 Condensador

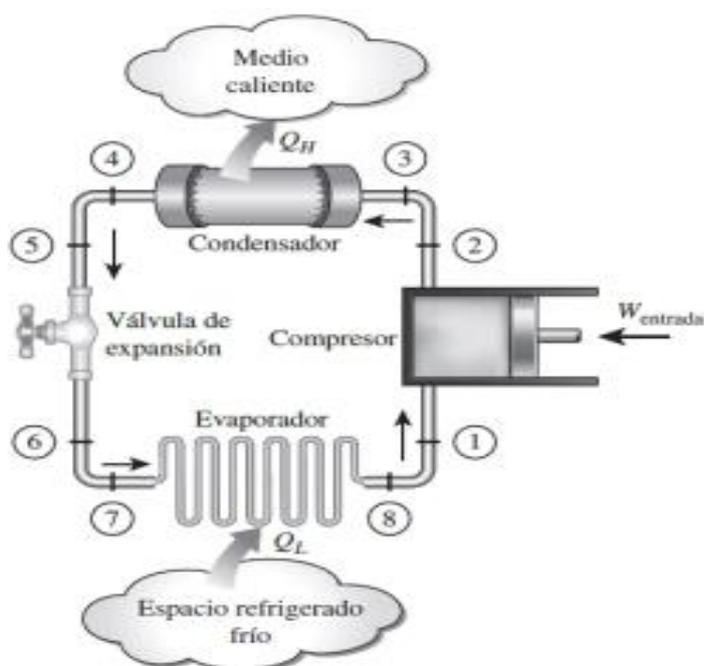
Es un intercambiador de calor, su principal objetivo es conducir al estado líquido el refrigerante, desecha el calor, trasladándolo a un fluido diferente (agua o aire).

1.2.4 Dispositivos de expansión

Su objetivo principal es comprobar la medida de refrigerante que entra al evaporador. El refrigerante ingresa a la válvula de expansión a presión alta y sale como líquido subenfriado o mezcla saturada. Asimismo, la válvula de expansión disminuye la presión y temperatura del refrigerante, alimentando al líquido a presión baja en el evaporador conservando un constante sobrecalentamiento a la salida del evaporador.

Figura 3

Sistema de refrigeración por compresión



Nota. Y. Cengel y M. Boles, Termodinámica, McGrawHill, 2012

1.3 Utilización de refrigerantes

En cualquier sistema de HVAC, el refrigerante es el principal fluido de trabajo para el intercambio de calor, en lo doméstico, así como en lo industrial. En la siguiente tabla se presenta los refrigerantes usados en los sistemas HVAC:

Tabla 3*Valores GWP y ODP de CFC, HCFC y HFC*

Refrigerantes	Fórmula/Composición	Valor GWP ¹	Valor ODP ²
CFC³			
R11 (Trichloro-fluoro-methane)	CFCl ₃	4000	1
R12 (Dichlorodifluoromethane)	CF ₂ Cl ₂	8500	1
HCFC⁴			
R22 (chloro-difluoro-methane)	CF ₂ HCl	1700	0.055
R408A	R125/R143a/R22	2650	-
R401A	R22/R152a/R124	970	-
HFC⁵			
R32 (difluoromethane)	CH ₂ F ₂	650	0
R125 (Pentafluoroethane)	CF ₃ CHF ₂	2800	0
R134a (Tetrafluoroethane)	CF ₃ CH ₂ F	1300	0
¹ (GWP, Global Warming Potential, o potencial de calentamiento global).			
² (ODP, Ozone Depletion Potential, o potencial de destrucción de la capa de ozono).			
³ Clorofluorocarburo, ⁴ Hidroclorofluorocarburos, ⁵ Hidrofluorocarburos.			

Nota. Tomado de "Replacement of halogenated refrigerants towards sustainable cooling system: A review" (Z. Roy, G. Halder et al., 2020)

Los refrigerantes HFC son usados en los sistemas de refrigeración domésticos e industriales por sus excelentes propiedades termodinámicas, pero el Protocolo de Kioto los clasificó como gases de calentamiento global debido a su mayor valor, como por ejemplo el refrigerante R134a con un GWP de (1300), uno de los más usados en la industria por su bajo costo y excelentes propiedades termodinámicas.

El valor GWP (Global Warming Potential, o potencial de calentamiento global) de los CFC y HCFC es muy alto, lo que conduce al efecto invernadero. Por lo tanto, deben eliminarse gradualmente de los sistemas de refrigeración y aire acondicionado. Los HFC se introdujeron en el sistema de refrigeración para reemplazar los CFC que tienen un GWP comparativamente más bajo. Aunque el GWP es bajo, el nivel de uso de HFC está aumentando drásticamente en las industrias de refrigeración, por tanto, ayudan al aumento del calentamiento global.

El valor ODP (Ozone Depletion Potential, o potencial de destrucción de la capa de ozono), indica el daño que un refrigerante puede causarle a la capa de ozono. El ODP varía de 0 a 1 y como más próximo del cero, menor el impacto en la capa de ozono.

Entonces, para cumplir con los protocolos internacionales, siendo respetuosos con el ambiente y en especial con la capa de ozono, y sin relegar el rendimiento en los sistemas HVAC, es preciso encontrar refrigerantes alternativos o mezclas de refrigerante. Las diferentes mezclas de los refrigerantes tendrán un GWP bajo y una mejora en el rendimiento. En el caso del refrigerante R134a mezclados con nanopartículas mejora la transferencia de calor y a la vez disminuye significativamente el potencial de calentamiento global.

En la literatura se ha encontrado la siguiente información: (J. Gill, J. Singh, 2017) exploraron experimentalmente el análisis de la energía para encontrar una opción en contraste con el R134a con la ayuda de una combinación de R134a y GLP. Para varias temperaturas del evaporador y del condensador, se realizaron diferentes pruebas para medir el rendimiento y, a partir de los resultados, se encontró que la mezcla de R134a y GLP con 5,1 m de longitud de capilar brinda un mejor rendimiento en comparación con la de R134a para 3,1 m de longitud de capilar bajo circunstancias exploratorias comparativas. Hay varios parámetros deseables de mezcla que involucran R134a y GLP sobre tetrafluoroetano, como COP (coeficiente de rendimiento) más alto, capacidad y menor pérdida de lubricante, etc., por lo tanto, se recomienda sobre R134a por consideraciones energéticas.

Baakeem, J. Orfi & A. Alabdulkarem (2018) investigaron la exhibición de un sistema de compresión de vapor multietapa utilizando parámetros como energía y exergía, etc. Para esta investigación, se utilizó el software EES para modelar el sistema, la validación se completó junto con los resultados ya publicados y los resultados tienen un error de menos del 2%. En esta investigación, los autores encontraron que se logró un COP mayor para el dióxido de carbono de casi 6 y un COP mínimo para el R407C de aproximadamente 5. Asimismo, se observó que el R717 es la opción más ideal, mientras que el R407C no se prescribe para su uso.

Wu et al. (2021) investigó la utilización de varios refrigerantes de bajo valor potencial de calentamiento global en sistemas de refrigeración por compresión de vapor junto con refrigerantes naturales. Los autores utilizaron varias combinaciones, por ejemplo, (Amoníaco, R718 y R744) y HC como propano isobuteno e hidrofluorocarbones como R161, etc. Además, en base a una revisión rigurosa de la literatura y la comparación de los resultados obtenidos en esta investigación para refrigerantes con menos GWP, los autores dieron pautas para la utilización de estas bombas de calor.

Kibria et al. (2019) ha investigado los impactos directos e indirectos del GWP para los sistemas de aire acondicionado considerando los tres refrigerantes HFC. En esta investigación también se evaluaron los impactos del calentamiento en términos de carga de enfriamiento (COP), temperatura de evaporación y temperatura de condensación para diferentes lugares en Japón. Los resultados de esta investigación mostraron que los refrigerantes basados en HFC como el R134a y el R32 tienen un menor impacto en el calentamiento global en comparación con el refrigerante R410A.

Los nanofluidos son una suspensión de partículas entre 0 y 100 nm en un fluido base. Tienen propiedades termofísicas diferentes al fluido base debido a la adición de partículas de metal u óxido de metal para aumentar los coeficientes de conducción térmica y convección Saidur et al., (2011). La principal característica de los nanofluidos es la capacidad de mejorar la transferencia de calor sin alterar el comportamiento newtoniano del fluido base con la adición de pequeñas concentraciones de partículas sólidas (Kamyar et al., 2012).

Ajayi et al. (2019) investigó el impacto de Al₂O₃ cuando se utiliza en el sistema de refrigeración junto con R134a. Los autores utilizaron nanofluidos sin ninguna modificación en el sistema existente y llevaron a cabo una investigación de rendimiento con un examen de utilización de energía. Se ha encontrado que en lugar de usar un sistema convencional junto con R134a, el uso de nanofluidos dará mejores resultados y también la tasa de enfriamiento fue mayor. En consecuencia, razonó que se puede sugerir el uso de nanopartículas de Al₂O₃ en combinación con el R134a, ya que el rendimiento será bueno.

1.4 Cadena de frío

El proceso de cadena de frío es utilizado para la conservación de productos como frutas, verduras, pescado, productos lácteos, carnes, entre otros; en algunos casos es conveniente preservarlos desde su producción hasta la entrega al usuario. Generalmente el proceso de cadena de frío está compuesto por las etapas: Pre-enfriamiento, Conservación en frío antes del traslado, Transporte con refrigeración, Cámara con refrigeración en los lugares de venta, Venta del producto con equipos de refrigeración.

Si se omite alguna etapa de las mencionadas, va a ocasionar consecuencias no deseadas en la refrigeración de los productos, de esta forma, genera pérdidas en su comercialización. Por ejemplo, disminuye la calidad del producto (puede alterar el sabor y/o textura), puede generar daños en la superficie, en el caso de flores y frutas, en otros casos, puede generarse modificaciones en la composición interna que afecten la salud de los consumidores.

A continuación, se explica más detalles:

1.4.1 Preenfriamiento

Esta etapa se desarrolla antes de almacenar el producto, en el sector agroexportación se disminuye la temperatura de packing hasta llegar a la temperatura de conservación, según sea el producto: mango, uva, espárrago, banano, etc. Esta etapa es importante porque evita el excesivo golpe de aire frío y favorece el periodo de vida de la fruta para la entrega. Se recomienda que la fruta cosechada llegue a un ambiente que cuente con sistema de refrigeración, en el menor tiempo posible, para protegerlas de los rayos solares.

1.4.2 Almacenamiento en frío antes de transportarse para comercializarse.

El objetivo de esta etapa es favorecer la calidad de los productos, aquí se mantiene una temperatura constante, por ejemplo, para la uva 0 - 1 °C, para el mango 8-9 °C, etc. En el caso de los congelados la temperatura está alrededor de -18 °C.

1.4.3 Transporte refrigerado

El producto se retira de la industria en medios de transporte que cuenta con sistemas de refrigeración acorde con la temperatura que requiere el producto. Las unidades de transporte deben ser pre-enfriadas antes de que el producto sea ingresado a ellas, para evitar el cambio brusco de temperatura.

1.4.4 Cámara refrigerada en los puntos de venta

Cuando el producto llega al punto de venta, es importante contar con cámaras de refrigeración para continuar con la cadena de frío y aumentar la vida comercial y no bajar la calidad. En estos equipos, se debe trabajar a una temperatura regulada sin variaciones. Es importante que dentro de las cámaras de refrigeración, los productos tengan un espacio apropiado (apilamiento idóneo), para que favorezca el traslado de aire frío a través de ellos y, de esta forma tener una buena conservación.

1.4.5 Exhibición y venta en equipo refrigerado

Según sea el producto, es necesario que la exhibición al consumidor final sea en equipos con sistemas de frío, por ejemplo, en los supermercados los productos lácteos, embutidos, bebidas y otros se presentan dentro de estos exhibidores. Un ejemplo de este apartado, se muestra en la Figura 04:

Figura 4

Exhibidores de un supermercado



Nota. Tomado de Tottus "La Fontana"

1.5 Visita técnica realizada a una planta industrial en Perú

El día 6 de diciembre del 2022 se efectuó una visita técnica a una de las plantas industriales vinculada a la producción y comercialización de productos de consumo masivo (en adelante, Planta) ubicada en Lima, Perú.

En la citada Planta se elabora la margarina¹, la cual requiere contar con un periodo de refrigeración posterior al proceso de enfriamiento, a efectos de mantener su consistencia y apariencia. Es de precisar que, posterior al proceso de envasado, las margarinas deben almacenarse en cámaras de frío, considerando una temperatura inicial previo al ingreso a las citadas cámaras de 18°C a 20°C y posterior a ello, mantener una temperatura de 10°C a 12°C.

En relación al proceso de producción de margarinas, podemos advertir que esta se encuentra compuesta de seis (06) etapas: i) La etapa acuosa, ii) la etapa grasa, iii) la etapa de emulsionado, iv) la de pasteurización, v) la de cristalización y, finalmente, vi) la etapa de empaque.

A efectos de desarrollar el proceso, brevemente describiremos las etapas mencionadas:

La Etapa Acuosa:

Implica el uso de leche, así como de componentes lácteos y algunos aditivos formados por saborizantes, conservantes, minerales y acidulantes. Una vez elaborada la mezcla se realiza la pasteurización.

La Etapa Grasa:

En la que se utilizan grasas vegetales², las cuales deben tener una composición refinada a efectos de eliminar el olor, acidez, color, y sabor. Asimismo, como parte del proceso, en esta etapa también se añaden: antioxidantes (alfa-tocoferol), colorantes (carotenos), emulsionantes como lecitina o vitaminas liposolubles.

¹ Margarina es un término genérico para denominar distintos tipos de grasas usadas en sustitución de la mantequilla. Aunque originalmente estaba hecha de grasas animales, la mayor parte de la margarina que se consume hoy en día está hecha de aceite vegetal.

Fuente: <https://es.wikipedia.org/wiki/Margarina>

² O bien mezcladas con animales.

Figura 5*Tanque de almacenamiento de aceite*

Nota. Elaboración propia

La Etapa de Emulsionado:

La presente etapa se da en un turboagitador en caliente, con una temperatura que oscila entre los 40 o 50°C, de esta forma, se lleva a cabo el proceso de agitación de la etapa acuosa sobre la grasa. Una vez conseguida la emulsión, se añaden los aromas sintéticos y las vitaminas A y D.

La Etapa de Pasteurización:

El proceso de pasteurización se produce con temperaturas que oscilan entre los 80 °C y 85 °C, es de indicar que, dicho proceso puede llevar varios segundos. Al calentar la emulsión se inhibe el crecimiento de bacterias y otros microorganismos mejorando su estabilidad. La emulsión suele dejar el pasteurizador a una temperatura de entre 45 °C y 50 °C.

La Etapa de Cristalización:

Esta etapa se produce a través de una bomba de alta presión que traslada la emulsión a un intercambiador de calor de superficie raspada y alta presión, la cual es configurada de acuerdo con el caudal y la receta. Para este proceso, pueden existir varios tubos de enfriamiento, los cuales pueden ser de diferentes tamaños y superficies de enfriamiento. Asimismo, cada cilindro posee un sistema de enfriamiento independiente en el cual se inyecta directamente el refrigerante³. Los conductos del producto conectan los cilindros entre ellos y a través de los sensores de temperatura en cada salida se garantiza un enfriamiento adecuado. Es de considerar que, para este proceso, la presión máxima es de 120 bar.

La Etapa de Empaque:

Una vez que el producto se encuentre cristalizado, se realiza de forma automática, el proceso de empaque.

³ Generalmente amoníaco R717.

Figura 6*Etapa de Empaque de margarina*

Nota. Elaboración propia

En relación al consumo de energía de la Cámara de Frío:

Este consumo asciende a 30 546.00 kWh/mes, considerando que, el consumo total del centro de distribución es 81 983.00 kWh/mes, siendo así, la cámara de frío representa aproximadamente el 37.26% del consumo total del centro de distribución de la planta.

Los equipos de la cámara de frío se describen en la siguiente Tabla, a continuación:

Tabla 4*Equipos de Cámara de Frío*

Equipo	Refrigerante	Capacidad (kg)	Potencia frigorífica (TR)	Temperatura evaporación (°C)	Temperatura salida (°C)	Potencia absorbida kW (*)	Temperatura condensación °C (*)
Kramer 1	R22	50	15	3	10°C-12°C	17.98	52.5
Kramer 2	R22	50	15	3	10°C-12°C	17.98	52.5
Kramer 3	R134A	50	15	3	10°C-12°C	19.62	54.3
Kramer 4	R134A	50	15	3	10°C-12°C	19.62	54.3
Russel 1	R404A	50	15	3	10°C-12°C	22.8	54.5
Russel 2	R404A	50	15	3	10°C-12°C	22.8	54.5

Nota. (*) Software Bitzer. Condiciones: T. ambiente +30°C. Subenfriamiento líquido +3°K. Sobrecalentamiento succión +10°K. Uso a 60Hz

Asimismo, en la visita se identificó que, los equipos de la planta industrial pertenecen a la marca KRAMER y RUSELL, y que estas utilizan el gas refrigerante R-22, R-134A y R-404^a. Asimismo, se evidenció que la temperatura de la cámara de frío oscila entre 10 °C a 12°C.

Figura 7

Temperatura de la Cámara de frío de 12°C



Nota. Elaboración propia

La frecuencia de mantenimiento de los evaporadores, condensadores y cámara de frío es de doce (12), tres (3) y seis (6) meses, respectivamente.

Figura 8

Evaporador marca KRAMER



Nota. Tomado de Kramer

En relación a las características de los equipos principales:

Evaporador:

- Motores EC de doble velocidad montados sobre rieles y energéticamente eficientes (los motores EC de doble velocidad cumplen con las regulaciones del Título 24 de California).
- Tubo de cobre mejorado y construcción de serpentín con aletas de aluminio.
- Venturi de extracción profunda de alta eficiencia para un flujo de aire óptimo.
- Paneles laterales deslizables.
- Protectores de ventilador fácilmente extraíbles y paneles de ventilador modulares.
- Bandeja de drenaje con bisagras.
- Calentadores de descongelación montados en la cara para un rendimiento óptimo y fácil acceso para el servicio.
- Carcasa de aluminio en relieve.
- Los modelos se diseñaron en previsión de las regulaciones del Factor de energía anual sin cita previa (AWEF - Factor de eficiencia de entrada anual) del Departamento de Energía de julio de 2020 para evaporadores para cámaras frigoríficas y congeladoras en cajas de menos de 3000 pies cuadrados.
- Certificación de Underwriters Laboratories UL/cUL para uso con múltiples refrigerantes.
- Aprobado por NSF (National Sanitation Foundation) para su uso en áreas de preparación de alimentos.
- Modelo de tres ventiladores.
- Las capacidades varían de 31,200 a 253,100 BTUH.

Condensador:

- Compresores Scroll herméticos o silenciosos y eficientes de bajo costo disponibles en ½ a 6 HP.
- Modelos de temperatura media o baja de rango extendido con o sin control de presión de cabeza inundado.
- El circuito integral de subenfriamiento de líquido proporciona líquido subenfriado al dispositivo de expansión.
- Acceso rápido a las válvulas de cierre desde el exterior.

- Para todo clima: carcasa pintada de acero galvanizado.
- Condensador de alta eficiencia de gran tamaño, tubos de cobre mejorados/aletas de aluminio.
- Kit de línea de líquido con filtro/secador y mirilla con indicador de humedad.

Figura 9

Condensador marca KRAMER



Nota. Tomado de Kramer

Capítulo 2

Tecnologías de modelado

Resulta necesario aplicar estrategias efectivas en control avanzado en los sistemas de refrigeración, ya que es el principal factor de consumo en un edificio según (Pérez-Lombard, Ortiz J, Pout C) y de esta forma, mejorar la eficiencia energética en los edificios, hasta en un 25% comenta (Fasiuddin M, Budaiwi I, 2011) garantizando el confort y calidad de aire al interior. No obstante, la selección e implementación de la técnica correcta de modelado para mejorar de forma precisa y efectiva los sistemas de refrigeración, es un gran reto, aun cuando en las últimas décadas han habido grandes avances.

En la actualidad existen diversas técnicas de modelado usadas en los sistemas de refrigeración, más sofisticadas conforme se perfecciona el sistema de control, que permiten mayor eficiencia. Sin embargo, esto dependerá del sistema de control e indicadores de optimización. Asimismo, presentan deficiencias y fortalezas propias del sistema y su realidad.

Clasificación de las técnicas de modelado:

Estas técnicas se pueden dividir en tres clases: basadas en primeros principios (caja blanca), basadas en datos (caja negra/empírica) y, caja gris (híbrida). Pueden ser del tipo lineal como se presenta en (Chintala RH, Rasmussen BP, 2015; Mustafaraj G, Chen J, Lowry G, 2010) y no lineal como se puede ver en (Rodríguez E, Rasmussen BP, 2016, 2010), modelo estático como el de (Knabe G, Le H, 2001) o modelo dinámico como (Rodríguez E, Rasmussen BP, 2016), también existen explícito o implícito, discreto o continuo, determinista como el de la bibliografía de (Wang SW, Wang J, Burnett J., 2000). A continuación, se describen las tres clases:

2.1 Modelo basado en primeros principios (caja blanca)

Este tipo de modelo parte de las leyes fundamentales de la energía las cuales son: balance de masa, balance de energía, transferencia de calor, cantidad de movimiento y balance de flujo, de las cuales resulta en ecuaciones matemáticas para resolver. Los modelos basados en primeros principios se dividen en parámetros distribuido y agrupados, en comparación de ambos el método agrupado tiene un rendimiento superior sobre el parámetro distribuido (Homod et al., 2013).

Para analizar y predecir el rendimiento en la etapa de diseño, de cada componente de los sistemas de refrigeración es muy útil el modelado en primeros principios. Los modelos dinámicos basados en la física para los sistemas de refrigeración se utilizan frecuentemente en procesos de humedad de movimiento lento y temperatura; por ejemplo, dinámica de temperatura de zona, dinámica de humedad de zona, dinámica de serpentín de calefacción/refrigeración, en contraposición los modelos estáticos son empleados para la dinámica de movimiento rápido del sistema, por ejemplo; la temperatura del aire mezclado y el dióxido de carbono (CO₂) de concentración de mezcla de aire y agua, a través de la compuerta y la válvula respectivamente; y consumo de energía del ventilador o bomba (Afram et al., 2014).

Con la técnica de modelación de primeros principios, se puede realizar modelos de cada componente en los sistemas de refrigeración y sus subsistemas, por ejemplo, en la literatura se ha encontrado la modelación de los siguientes componentes:

2.1.1 Modelo de enfriador

Uno de los componentes más importantes de los sistemas HVAC el cual repele el calor de un líquido a través de un ciclo de compresión de vapor o de enfriamiento por absorción, es el enfriador. Además, Yu & Cham (2012) y Saidur et al. (2011) comentan: “Los enfriadores, las bombas de agua helada y los motores en conjunto consumen casi la mitad de la energía total utilizada en los edificios comerciales e institucionales.”

El consumo de energía de los enfriadores es considerable en los sistemas HVAC, por tanto, de ahí la necesidad energética de lograr modelos de simulación para controlar de manera efectiva la operación óptima de los sistemas HVAC. De acuerdo con este modelo basado en primeros principios, el enfriador está compuesto por cuatro componentes básicos y fundamentales: evaporador, condensador, compresor y válvula de expansión; nos permite modelar cada componente aislado entre ellos (Wemhoff et al., 2010).

Browne & Bansal (2002) presentaron un modelo de simulación de periodo transitorio para pronosticar el rendimiento dinámico de los enfriadores de líquidos por compresión de vapor en diferentes condiciones de operación. Utilizaron un modelo de regresión para el compresor y también usaron técnicas empíricas en la masa de la pared del tubo del evaporador para pronosticar el proceso de arranque de ese enfriador en específico. Las hipótesis usadas para la modelación fueron:

- Caudal másico del refrigerante es igual al caudal másico en el compresor y permanece constante en todo el sistema.
- Temperatura constante y sin variaciones en toda la sección transversal de los tubos.
- Las caídas de presión son despreciadas, el refrigerante mantiene sus propiedades uniformes en cada componente.

– El proceso de expansión pasando por la válvula de expansión electrónica (EEV) o de la placa perforada (dispositivo para medir caudal) es isoentálpico.

Partiendo del estado estable del refrigerante, la predicción del estudio era del $\pm 10\%$.

Wang et al. (2000) presentó un estudio usando la dinámica simulada de enfriadores centrífugos de una y dos etapas, teniendo en cuenta principios mecanicistas/deterministas, de esta manera pudo corroborar el rendimiento del control de un sistema HVAC. Dicho modelo asumió el trabajo politrópico del compresor, las pérdidas hidrodinámicas, mecánicas y eléctricas. Entonces, al contrastar el coeficiente de rendimiento (COP) y el consumo de energía del enfriador con los datos medidos se validó el modelo. El modelo sirvió para señalar la consecuencia dinámica del enfriador en el sistema HVAC, sin embargo, no evaluó apropiadamente el rendimiento dinámico del funcionamiento del enfriador.

Bendapudi et al. (2005) formuló un modelo dinámico de un enfriador centrífugo; teniendo en cuenta los primeros principios termodinámicos, sin considerar la caída de presión del refrigerante, empleando su descubrimiento del algoritmo de integración de segundo orden del método de Euler modificado más el tamaño de paso de integración correcto provee una rapidez de ejecución más veloz en relación con un método de primer y cuarto grado. Encontró que el modelo pronostica el rendimiento de estado estable en muchas condiciones diferentes. A pesar de ello, los intercambiadores de calor de carcasa y tubos fueron modelados con el método de volumen finito. El mismo autor posteriormente contrastó los siguientes modelos; métodos de volumen finito (FV, por sus siglas en inglés) y límite móvil (MB) usado en modelos de intercambiadores de calor, despreciando la caída de presión del refrigerante en aras de simplificar el cálculo. Por lo tanto, el método MB es más veloz que el método FV y similar precisión. Pero el método FV maneja mejor el transitorio de arranque, además es más sólido que el método MB. Concluyó, ambos métodos no pronostican la carga de refrigerante con precisión porque no hay modelos de fracción de vacío adecuados.

Kohlenbach & Ziegler (2008) formularon un modelo dinámico para enfriadores de absorción de agua y bromuro de litio de simple efecto, partiendo del balance de entalpía en estado estacionario interno y externo para cada componente vital. Simularon la reacción del enfriador de absorción frente a cambios de las condiciones externas. Asumió suposiciones para mostrar la condición ideal, asumiendo sólo las propiedades físicas más significativas las cuales impedía un cálculo de entalpía minucioso para cada punto de estado.

Zhang et al. (2009) supuso que el proceso de compresión es politrópico y estático en la dinámica del compresor. El modelo dinámico del enfriador de tornillo refrigerado por aire compuesto por un compresor de tornillo económico con fines de diseño del controlador. Al contrastar las simulaciones y experimentos dieron como resultado que el modelo simuló con precisión los transitorios del enfriador.

2.1.2 Modelo de zona

Un conjunto de oficinas y/o áreas contiguas son consideradas como zonas HVAC, es importante modelar los ambientes donde se desea implementar sistemas de refrigeración. Para el modelado de la zona, Tashtoush et al. (2005), tuvo en cuentas las siguientes suposiciones para el modelo:

- Temperatura constante en toda la zona, el aire está combinado en su totalidad.
- Considerar igual temperatura de la zona en la pared sur, norte, oeste y este.
- El piso no altera la temperatura de la zona.
- Humedad y temperatura de la zona no influye sobre la densidad de aire constante.
- La sección de mezcla ni la zona pierden carga.

El modelo de zona imita de manera precisa los procesos térmicos dinámicos internos y la interacción con el entorno debido a continuas variaciones. En edificios de una sola zona el valor objetivo de confort térmico y calidad del aire interior es constante en todo el recinto, por ende, el diseño de controlador no es nada complejo, pero no manifiestan factores como: la superposición de zonas, la variabilidad de la carga de refrigeración/calefacción y la radiación solar entre recintos. En edificios de varias zonas el valor objetivo (set points) no es constante en los distintos recintos. En los sistemas HVAC de edificios de varias zonas tiene que modelarse con exactitud para controlar la temperatura efectivamente, la humedad y la calidad de aire del recinto. El resultado es el uso de controladores más complejos como MIMO (Multiple-Input Multiple-Output).

Ghiaus y Hazyuk (2010) supusieron que el modelo térmico de un edificio es lineal, desde el diseño ya se tienen las condiciones climáticas y el programa ocupacional. Entonces se formuló un modelo de zona simple para calcular, en simulación dinámica, usando el balance térmico para circunstancias exteriores comunes. Por tanto, las perturbaciones provocadas por las condiciones climáticas permitieron el rastreo del valor objetivo óptimo. Cabe señalar, que el modelo no tomó en cuenta la transmisión de humedad, la cual es trascendental para el confort térmico.

Los modelos y sus suposiciones antes mencionados usaron el modelo tipo SISO (Single-Input-Single-Output, una sola entrada y salida de una sola variable), solo usaron un controlador lineal, también no tomaron en cuenta parcial o totalmente el efecto térmico del edificio. El modelo de Wang et al. (2007) para interiores apoyados en la conservación de energía y la ecuación de balance térmico aplicada ignoraron el efecto de la ganancia o pérdida de calor en paredes, techo, ventanas y puertas, también ignoraron la ganancia de calor por ocupación y la iluminación, etc. El modelo de zona HVAC de Platt et al. (2010) supuso repartición igual del aire suministrado en lo largo de la zona, y las zonas contiguas tienen igual

temperatura. No considero el almacenamiento térmico de las paredes. Entonces a menor tiempo de predicción resulta más preciso la predicción de la temperatura interior. Goyal et al. (2011) presentó un modelo con redes de resistencia capacitancia (RC) la cual simula la transferencia de calor por convección entre dos zonas. Se ignoró la radiación de calor entre zonas durante la ejecución del modelo. La precisión de predicción de la temperatura de la zona del modelo RC por convección y conducción se asemeja más a la temperatura medida que el modelo por conducción. En el caso del modelo RC solo por convección resulta en una incompatibilidad del modelo, porque el modelo RC no identifica efectos de acoplamiento entre las zonas (Huang et al., 2015).

2.1.3 El modelo de serpentín de calefacción y refrigeración

Los serpentines de calefacción y refrigeración funcionan como intercambiadores de calor, el aire gana o pierde calor del agua circulante en el serpentín. Para modelar el serpentín de calefacción/refrigerante, Okochi & Yao (2016) tuvieron en cuenta los supuestos siguientes:

- Caudales máxicos de agua y aire son invariables.
- No se considera la resistencia térmica de la bobina.
- Temperatura de la masa de la bobina es invariable dentro de ella misma.
- Transferencia de calor en estado estacionario entre el agua y el aire.

Según la literatura los modelos de serpentines de calefacción/refrigeración son catalogados en dos (Jin et al., 2011): modelos de diferencia finita se obtienen cuantiosas ecuaciones adecuadas para la simulación numérica y modelos de parámetros agrupados. Myers et al. (1970) y Kabalec (1989) emplearon ecuaciones diferenciales gobernantes con el fin de estimar la respuesta dinámica de una bobina suponiendo capacitancia infinita del fluido.

Yao et al. (2004) examinaron las características térmicas de serpentines de enfriamiento mediante un modelo dinámico, empleando el método de la teoría de control clásica se soluciona el modelo. Se enfocó en las alteraciones de parámetros de la calidad térmica de los serpentines de refrigeración en distintas condiciones iniciales. Contaba con información completa de la unidad de serpentín de enfriamiento (CCU) y propiedades físicas de los fluidos, como: el espesor, el diámetro y la separación de las aletas y tubos los cuales no se encuentran casi nunca en los catálogos de los fabricantes, es por tal razón improbable realizar este modelo en una experiencia real.

Con el método de los parámetros agrupados se obtienen menos ecuaciones, pero las particularidades de los intercambiadores de calor, el límite móvil entre la zona de la superficie húmeda y la zona de superficie seca son inadvertidas (Jin et al. 2011). Wang & Hihara (2003) presentaron el método de temperatura de bulbo seco equivalente para pronosticar el rendimiento del serpentín de aire en situaciones de refrigeración por partes húmedas y

completamente húmedas. Este modelo resolvió las complicadas características de transferencia de calor y masa del CCU, así, mejoraría la precisión de la predicción.

Jin et al. (2006) presentaron un modelo dinámico de CCU ampliando el modelo de ingeniería de la unidad del serpentín de enfriamiento y mezclarlo con las ecuaciones de balance de energía y masa. Este modelado consiguió particularidades no lineales de un conjunto extenso de operaciones del sistema. Pero utilizaron aire fresco en vez de aire mezclado así la temperatura será constante en la entrada. El modelo hizo una aproximación lineal de la unidad de serpentín de enfriamiento seco y húmedo.

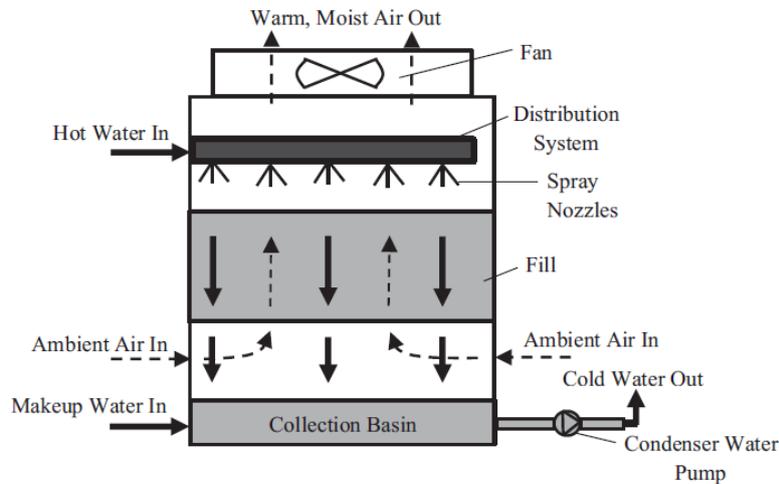
Nassif et al. (2008) formularon un modelo simple de serpentín de calentamiento y enfriamiento en estado estacionario basado en el conjunto de herramientas de Brandemuehl et al. (1993). Unieron el modo de ajuste automático con el modelo físico de estado estacionario dando un excelente rendimiento en términos de exactitud de pronóstico comparado con el modelo en base a la física pura. Pero no tuvieron en cuenta la transferencia de calor latente del serpentín de enfriamiento, también la temperatura de aire suministrado fue invariable y sólo una constante de tiempo.

2.1.4 El modelo de humidificador

El proceso de humidificación entrega vapor de agua al aire atmosférico y/o ambiente, en consecuencia, sube la cantidad de vapor de agua en la mezcla. La humidificación aumenta los niveles de humedad en el aire. El control de la humedad en el aire es una parte muy trascendental en la climatización.

2.1.5 Modelo de torre de enfriamiento

Una torre de enfriamiento transfiere calor y masa producida por el contacto directo entre las gotas de agua caliente con el agua del condensador y el aire ambiental ligeramente frío. Los componentes de la torre de enfriamiento son: ventiladores, un sistema de distribución de agua caliente, boquillas de aspersión, relleno (empaquete), un depósito de recolección y una bomba de condensador. La figura 10 muestra el esquema de torre de enfriamiento de flujo cruzado. El rendimiento de la torre de enfriamiento afecta significativamente el consumo de energía del enfriador.

Figura 10*Esquema de torre de enfriamiento*

Nota. Tomado de “Modeling techniques used in building HVAC control systems: A review” (Afroz et al., 2018)

En el año 1925, Merkel presentó un modelado teórico práctico para torres de enfriamiento, las ecuaciones diferenciales de transferencia de masa y calor. Su modelo de torre de enfriamiento tomó las siguientes hipótesis:

- Relación entre la transferencia de calor y masa es uno (factor Lewis, $Lef = 1$).
- La salida de aire en la torre está saturada con vapor de agua y se determina sólo por su entalpía.
- Despreciar la disminución del caudal de agua por evaporación en el balance de energía.

En las investigaciones hay modelado de torres de refrigeración las que poseen una operación en estado estacionario. El modelo de Merkel asume los procesos de transferencia de calor sensible y latente, pero no tomó en cuenta la pérdida de agua por evaporación y transferencia de calor en las paredes de la torre, también el número de Lewis igual a uno para facilitar el análisis.

Stabat & Marchio (2004) dieron a conocer su modelo simplificado en base a Merkel, los supuestos son temperatura variable de la superficie del agua a lo largo del serpentín. El modelo pronostica los consumos de energía y agua de la torre de enfriamiento en varios modos de operación, como temperatura del bulbo húmedo y flujo de aire no constantes.

Li et al. (2010) formularon un modelo dinámico en base a Modelica para una torre de enfriamiento de contraflujo de tiro mecánico simuló bajo tres premisas de entrada a la torre: condición fija, cambio en la temperatura del agua de entrada del evaporador y cambio en la condición del aire ambiente. Dicho modelo comprobó la efectividad de un esquema de control

de búsqueda de extremos (ESC, an extremum seeking control) para la operación energéticamente eficiente del sistema de agua enfriada.

2.1.6 Modelo de caja de mezclas

La combinación de corrientes de aire en condiciones estacionarias y adiabáticas es usual en los sistemas de HVAC. Una parte del aire de retorno y el aire fresco del exterior se acoplan en una caja de mezcla recorriendo los serpentines de calefacción/refrigeración para llegar a la zona.



Tabla 5

Resumen de estudios realizados de modelos basados en principios físicos

Revista	Papers	Método	Campo de aplicación	Objetivo	Resultados	Ventajas y desventajas
	Model-based estimation of cold room temperatures in a supermarket refrigeration system (2014)	Estimación basada en modelos/filtro Kalman extendido	Cámara frigorífica de un supermercado	Estimar temperaturas de las cámaras frigoríficas en los sistemas energéticos de un supermercado	Predicciones del modelo están dentro $\pm 10\%$ de error de los datos del sensor	(V) El Filtro Kalman Extendido trabaja bien como estimador de las temperaturas de las cámaras frigoríficas. (D) El modelo no puede manejar bien la carga de infiltración cuando la puerta de la cámara frigorífica está abierta.
Applied Thermal Engineering (H-INDEX 173,Q1)	Development of a control algorithm employing data generated by a white box mathematical model (2013)	Modelo matemático de evaporador de tubos concéntricos, Ecuaciones polinómicas extraídas de estándares como ANSI/AR	Evaporador de tubos concéntricos	Controlar la vedel compresor y la apertura de la válvula de expansión	Fueron muy efectivos	(V) Cuando no es posible realizar pruebas experimentales o son muy caras. (V) Con pruebas experimentales se puede obtener un modelo dinámico más preciso.
	Novel integrated CO2 vapour compression racks for supermarkets. Thermodynamic analysis of possible system configurations and influence of operational conditions (2018)	Modeló numéricamente un sistema de muestra con compresión paralela con múltiples eyectores	Sistemas centralizados de HVAC.	Mejorar la eficiencia de los sistemas centralizados de refrigeración de las cadenas de supermercados	Compresores en paralelo permite reducir el consumo de energía hasta 19%	(V) Los bloques de múltiples eyectores reducen el consumo de energía aún más comparado con la solución sin eyectores, sobre todo en condiciones de temperatura ambiente alta.

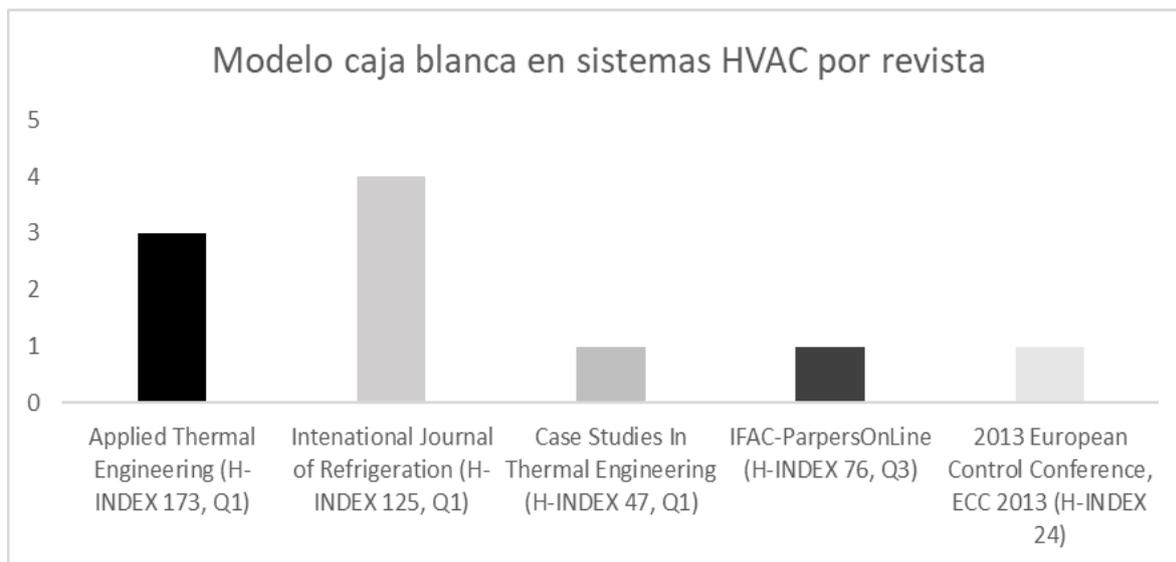
Revista	Papers	Método	Campo de aplicación	Objetivo	Resultados	Ventajas y desventajas
International Journal of Refrigeration (H-INDEX 125, Q1)	Performance characterization of a bubble pump for vapor absorption refrigeration systems (2018)	Modelo matemático para representar el rendimiento de la bomba de burbujas en términos de números no dimensionales	Sistema de refrigeración por absorción de vapor de amoníaco (refrigerante)-agua (absorbente)	Análisis dimensional, considerando la geometría de la bomba de burbujas y las propiedades de la solución	El modelo propuesto y los resultados experimentales coincidieron en un 12% con agua o solución de LiCl-H ₂ O como fluido de trabajo.	(V) Las curvas características proporcionan un mapa estándar que coincide con el uso de la bomba de burbujas en cualquier sistema de refrigeración por absorción de vapor.
	Modular modeling of air-conditioning system with state-space method and graph theory (2019)	Método de espacio de estado, modelo dinámico	Sistemas HVAC	Mejorar la eficiencia de los componentes de sistemas HVAC	Modelo de espacio de estado representa uniforme y muy conveniente para el modelado modular de componentes HVAC	(V) Los modelos modulares pueden emplearse para desarrollar el modelo dinámico de un sistema HVAC real de manera eficiente.
	Proper orthogonal decomposition for reduced order dynamic modeling of vapor compression systems (2021)	Métodos de reducción de orden de modelo no lineal, descomposición ortogonal adecuada	Sistemas HVAC, intercambiador de calor, evaporador y condensador.	Aplicar métodos de reducción de orden de modelo a los sistemas HVAC	Reducción del tiempo de cálculo del 80% comparado con un enfoque estándar de modelado de volumen finito	(V) El modelo de orden reducido es mucho más rápido que un modelo de volumen finito de alta fidelidad con errores de predicción mínimos.
	A state-space dynamic model for vapor compression refrigeration system based on moving-	Modelo dinámico	Sistemas de refrigeración por compresión a vapor	Desarrollar un modelo de respuesta transitoria para sistemas de refrigeración de capacidad variable	Simulaciones tienen buen acuerdo con datos experimentales	(V) Modelo de respuesta transitoria en base a formulación de límites móviles representa más cerca las situaciones reales a

Revista	Papers	Método	Campo de aplicación	Objetivo	Resultados	Ventajas y desventajas
	boundary formulation (2015)					comparación del modelo de parámetros agrupados.
Case Studies in Thermal Engineering (H-INDEX 47, Q1)	Heat storage in solar adsorption refrigeration systems: A case study for indigenous fruits preservation (2022)	Modelación dinámica/ matemático del enfriador	Modelo del Cámara de refrigeración por adsorción solar	Almacenar calor para el sistema de refrigeración por absorción solar para conservar productos autóctonos	El modelo presenta buena concordancia	(V) La producción diaria de refrigeración y el coeficiente de rendimiento solar mejoran significativamente con una unidad de almacenamiento de calor latente.
IFAC-PapersOnLine (H-INDEX 76, Q3)	Dynamic Modeling of a Vapor Compression Cycle (2022)	Balances de masa y energía, Ecuaciones algebraicas	Ciclo de compresión vapor	Modelar con ODE (Ordinary Differential Equation), para la investigación y diseño de controladores de velocidad en compresores	El error de uno de los modelos es insignificante, reduce el tiempo de simulación	(V) Los modelos basados en suposiciones simplificadoras presentan resultados mucho mejores en contraposición del modelo basado en balance de masa y energía. (D) Mejorar los coeficientes de transferencia de calor, en la caída de presión de la válvula de expansión y considerar las capacidades de calor de la pared.
2013 European Control Conference, ECC 2013 (H-INDEX 24)	Physics-based Modeling and Identification for HVAC Systems (2013)	Basados en la física, modelo de temperatura ambiente basado en la física	Sistemas HVAC, un banco de pruebas para experimentos en una sala de laboratorio de un campus	Identificar y validar tres modelos para la concentración de CO2, la temperatura y la humedad de una sala de prueba	Mejora el rendimiento de los modelos paramétricos lineales basados en la física	(V) Los modelos trabajan excelente incluso con un entrenamiento a corto plazo y el modelo de temperatura funciona mejor a comparación con el modelo pbARMAX.

De la tabla 05 se obtiene el siguiente gráfico, en donde la revista International Journal of Refrigeration tiene más investigaciones en modelos de principios físicos (caja blanca) seguida de la revista Applied Thermal Engineering aplicados en sistemas de refrigeración a vapor.

Figura 11

Modelos de principios físicos por revista

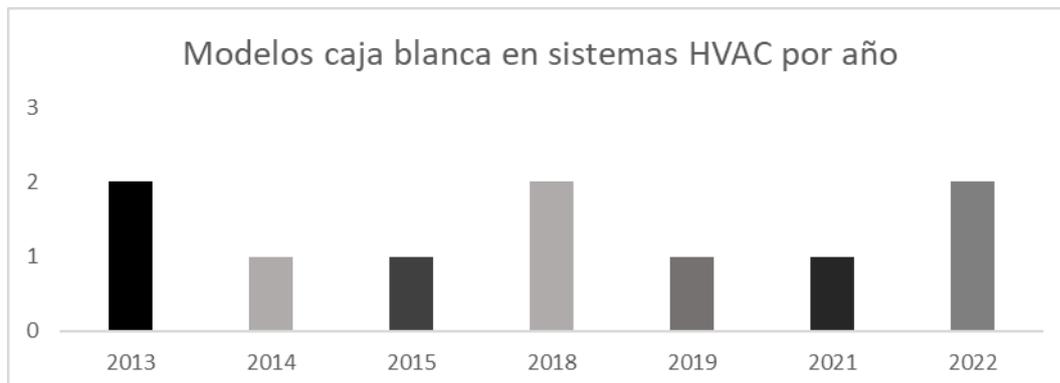


Nota. Elaboración propia

De la tabla 05 se obtiene el siguiente gráfico, los modelos de principios físicos por año, en donde se observa dos investigaciones en los años 2013, 2018 y 2022 y en el resto una y casi ninguna en los años 2016 y 2017, enfocados en sistemas de refrigeración a vapor.

Figura 12

Modelos de principios físicos por año



Nota. Elaboración propia

2.2 Técnicas de Modelación basado en datos (caja negra/empírica)

Se desarrollan a través de un proceso de recopilación de datos de rendimiento del sistema en la práctica real y luego se establece una relación matemática (relación entre la variable de entrada y salida). Según las investigaciones realizadas por Zakia et al (2017), este modelo es adecuado para mejorar el rendimiento del Sistema de refrigeración, se menciona los siguientes tipos:

2.2.1 Modelo de dominio de frecuencia

En los sistemas HVAC existen determinados procesos denominados de movimiento lento, por su gran inercia térmica del sistema. Estos procesos pueden ser modelados a través de modelos de primer y segundo orden con tiempo muerto.

El modelo de primer orden con tiempo muerto es oportuno para exponer un proceso lineal y para el ajuste del controlador PID (Proportional, integral and derivative) en el sistema HVAC es apto. Asimismo, el modelo de segundo orden con tiempo muerto resulta más conveniente en caso de utilizar controladores avanzados dentro del sistema. Ambos modelos son aplicables para sistemas SISO y MIMO.

Cabe señalar que la aplicación de estos modelos abarca capturar la dinámica de procesos versátiles del sistema HVAC de acuerdo a Bi et al (2000), con control de unidades de tratamiento de aire VAV según Huang et al (2010), control de temperatura Rehr et al (2011), que simboliza el atraso de tiempo y las incertidumbres de ganancia del proceso (variaciones dinámicas) y las restricciones dentro del sistema de acuerdo a Li et al (2013) & Huang et al (2009).

Asimismo, el modelo de proceso sobreamortiguado de primer o segundo orden con tiempo muerto posee una estructura comparativa simple y escasos parámetros a definir en función de los datos obtenidos, Afram et al (2014). Como resultado de investigaciones de referencia, se establece el proceso de diseño del controlador de acuerdo a Afram et al (1999). No obstante, el proceso de recolección de datos es demasiado intrusivo con lo que necesita una parada de funcionamiento del sistema Finalmente, estos modelos solo se aplican para sistemas lineales e invariantes en el tiempo, Afram & Janabi (2014).

2.2.2 Algoritmo de minería de datos

Los algoritmos de minería de datos, como la red neuronal artificial (ANN) y la técnica de Support vector machine (SVM), son idóneos de atender problemas complejos de dinámica en sistemas no lineales.

La ANN se ha utilizado ampliamente en el modelado, la predicción, el control y la optimización de la dinámica del sistema de refrigeración de acuerdo a Wei et al (2015), Kusiak et al (2010), Aydinalp et al 2008, Huang et al (2015), Jovanović et al (2015), Gunay et al (2017), Li et al (2009), Hou et al (2006), Kalogirou et al 1997, Shin & Lee (2003), Ascione et al (2017),

Karatasou et al (2006), Neto & Fiorelli (2008), Yuce et al (2014), Moon et al (2015), Mba et al (2016), Pandey et al (2012), Ruano et al (2006), Huang et al (2012), Mustafaraj et al (2011), Garnier et al (2014), Mechaqrane & Zouak (2004), Spindler & Norford (2009), Yokoyama et al (2009), Lu & Viljanen (2009), Kim et al (2016), Chow et al (2002), Tse & Chan (2005), Moon et al (2011), Ruano et al (2006), Hosoz et al (2007), Swider et al (2001), Asadi et al (2014), Tesiero et al (2016), Ferreira et al (2012), Magnier & Haghighat (2010). Actualmente, varias aplicaciones incluyen la predicción de la carga de calefacción/refrigeración como la de Gunay et al (2017), Li et al (2009), Hou et al (2006), Kalogirou et al (1997), Shin & Lee (2003), Yokoyama et al (2009), el rendimiento de los enfriadores según Swider et al (2001), el rendimiento de las torres de refrigeración por Hosoz et al (2007), las condiciones ambientales interiores del edificio, por ejemplo, la temperatura interior según Mba et al 2016, Pandey et al (2012), Ruano et al (2006), Huang et al 2012, Mustafaraj et al (2011), Mechaqrane & Zouak (2004), Spindler & Norford (2009), Lu & Viljanen (2009), Ruano et al (2006), humedad relativa Mba et al (2016), Mustafaraj et al (2011), Lu & Viljanen (2009) y el consumo de energía de calefacción y refrigeración del edificio Aydinalp & Ugursal (2008), Jovanović et al (2015), Ascione et al (2017), Karatasou et al 2006, Neto & Fiorelli (2008), Yuce et al (2014), Moon et al (2015).

Asimismo, ANN se ha usado extensamente para controlar y optimizar el ambiente interior, por ejemplo, la temperatura Wei et al (2015), Huang et al (2015), Kim et al (2016), Moon et al (2011), Ferreira et al (2012), humedad relativa Wei et al (2015), Ferreira et al (2012), CO₂ concentración Wei et al (2015), iluminación diurna Kim et al (2016), el rendimiento de los componentes HVAC, por ejemplo, AHU Tse & Chan (2005), enfriador Chow et al (2002) y el consumo de energía del edificio Wei et al (2015), Kusiak et al (2010), Huang et al (2015), Kim et al (2016), Asadi et al (2014), Tesiero et al (2016), Ferreira et al (2012). Además, se puede obtener una reducción significativa en el consumo de energía mediante la aplicación del modelo ANN en los sistemas HVAC de edificios Ferreira et al (2012), Magnier & Haghighat (2010). Recientemente, Zhao & Magoulès (2012) presentó una revisión exhaustiva de los modelos desarrollados para predecir el consumo de energía de los sistemas HVAC y afirmó que los modelos de redes neuronales podrían tener una mayor velocidad de ejecución y precisión en contraste con los modelos de ingeniería detallados. Según Kumar et al (2013) y Aydinalp et al (2008), las ANN se pueden usar para predecir el consumo de energía con mayor coherencia que los modelos de simulación tradicionales y las técnicas de regresión. Diversas investigaciones han establecido la superioridad de los modelos ANN sobre los modelos lineales Mustafaraj et al (2011), Lu & Viljanen (2009) y modelos físicos Spindler & Norford (2009) y Ruano et al (2006), Asimismo Huang et al (2015) y Spindler & Norford (2009) en el modelado de los sistemas HVAC no lineales. Sin embargo, para construir los modelos usando ANN, se requiere una cantidad relevante de parámetros de control.

Usando ANN las estructuras de modelado desarrolladas por la mayoría de los estudios, por ejemplo: Li et al. (2009), Hou et al. (2006), Kalogirou et al. (1997), Ascione et al. 2017,

Karatasou et al. (2006), Mba et al. (2016), Yokoyama et al. (2009), Lu & Viljanen (2009), Ruano et al. (2006) son del tipo de entrada única-salida única (SISO) o entrada múltiple-salida única (MISO). Reducidas investigaciones, por ejemplo, Mba et al. (2016), Mustafaraj et al. (2011), Lu & Viljanen (2009) utilizaron redes neuronales para predecir tanto la temperatura interior como la humedad relativa. Si bien en muy pocos estudios se ha considerado la humedad relativa interior como un factor de confort térmico, en la mayoría de los estudios no se ha considerado este factor para evitar las complicaciones que se derivan de su inclusión. De acuerdo a Zhang et al. (2005) la humedad es un factor importante que contribuye a la sensación térmica y al confort. Además, afecta la percepción de la calidad del aire. Ruano et al. (2006) agregó redes neuronales de función de base radial para construir un modelo adaptativo para predecir la temperatura interior de un edificio escolar como una sola zona. Ferreira et al. (2012) verificó un modelo de control predictivo basado en ANN en un edificio del campus e implementó un enfoque discreto de rama y límite para optimizar el uso de energía. Además, Spindler et al. (2009) construyeron un modelo ANN multizona y multinodo para predecir la temperatura interior en un edificio residencial multizona donde la precisión del modelo predictivo era menor que las obtenidas en otros estudios similares. A través de una revisión extensa, se observa que, durante el desarrollo del modelo, la mayoría de estos estudios, por ejemplo, Gunay et al. (2017), Ascione et al. (2017), consideró todo el espacio como una sola zona o usó una sola habitación a pesar de que muy pocos estudios como Huang et al. (2015) y Garnier et al. (2014) usaron multizona. Los efectos de las interacciones térmicas, como la transferencia de calor por convección entre zonas, rara vez se han abordado en los estudios que utilizan una sola zona. Garnier et al. (2014), construyó una estrategia de control predictivo basada en un modelo multizona ANN para satisfacer el índice de confort térmico de un edificio no residencial. Su resultado mostró que el controlador predictivo que considera la transferencia de calor entre las habitaciones adyacentes ofrece una mejora tanto en la eficiencia energética como en el confort térmico. Motivados por esto, Huang et al. (2015), propuso un nuevo enfoque de modelado basado en modelos ANN para edificios de varias zonas teniendo en cuenta factores como la refrigeración mecánica, la ventilación, las condiciones climáticas y la transferencia de calor entre las zonas adyacentes. Además, examinaron la importancia de considerar la transferencia de calor por convección entre zonas, comparando las precisiones predictivas de los modelos de una sola zona con un modelo multizona y encontraron resultados de predicción más precisos para el modelo multizona.

En comparación con ANN, SVM es resistente al ajuste excesivo de datos y tiene un mejor rendimiento que ANN simple, además, SVM puede encontrar la solución óptima global en los datos y proporciona el mejor ajuste para los datos (Afram et al 2014 y Okochi & Yao 2016). Por el contrario, SVM sufre de la selección de parámetros libres. Un enfoque basado en SVM utiliza los datos separables no linealmente en un espacio de características de mayor dimensión a través de una función de mapeo donde se pueden separar linealmente (Afram & Janabi 2014). Según Lixing et al. (2010) SVM ha sido desarrollado para resolver problemas de

clasificación y reconocimiento de patrones, con la introducción de ϵ -función de pérdida insensible. Además, la función de SVM se puede ampliar para resolver problemas de estimación de regresión no lineal, como las nuevas técnicas conocidas como regresión de vector de soporte (SVR), que han demostrado un rendimiento excelente. SVM es un método de aprendizaje supervisado basado en funciones del kernel que se utiliza para la clasificación y la regresión. Sin embargo, los resultados prácticos anteriores demuestran que debido al desconocimiento de la selección de los tres parámetros (σ , C y ϵ) en un modelo SVR, el modelo puede sufrir de poca precisión de pronóstico de Gunn et al. (1998). Han construido el modelo SVM para estimar la carga de enfriamiento del sistema HVAC del edificio al medir los datos sobre la carga de enfriamiento durante un período para predecir la carga de enfriamiento futura. Posteriormente, han determinado los óptimos globales del parámetro de penalización SVM, la función de pérdida intensiva y la función kernel utilizando la optimización de colonias de hormigas (ACO). Dong et al. (2005) investigó la viabilidad y la capacidad de SVM en el área de pronóstico de carga de edificios. De acuerdo con los hallazgos de su investigación, Neural Network (NN) nunca puede alcanzar una solución global, mientras que la solución de SVM que se ocupa de la programación cuadrática con restricciones lineales es única y óptima. Además, Xuemei et al. (2010) propuso un modelo de pronóstico del sistema de carga de enfriamiento basado en el algoritmo de optimización de enjambre de partículas de recocido estimulado (SA-PSO) que combinaba las ventajas del algoritmo PSO y el algoritmo SA. Sus resultados de simulación numérica establecieron la superioridad de rendimiento del modelo SVM basado en SA-PSO sobre el modelo tradicional de pronóstico de carga SVM. Varias aplicaciones actuales de SVM en sistemas de calefacción, refrigeración y ventilación de edificios incluyen la predicción del consumo de energía del sistema HVAC/edificio (Dong et al. 2005 y Zhao & Magoules 2010), predicción de la carga de enfriamiento del edificio sistema HVAC (Lixing et al., 2010 y Hou et al., 2009) y detección de fallas y diagnóstico de sistemas HVAC (Liang et al., 2007).

Los algoritmos de minería de datos poseen ciertas características, como una fácil implementación, la capacidad de manejar datos ruidosos con muchas variables y relaciones no lineales complejas entre entradas y salidas según Afram & Janabi (2014), Okochi & Yao (2016), eso los hizo fáciles de usar para muchos investigadores y usarlos ampliamente en el sistema de control HVAC. Sin embargo, estos modelos tienen ciertos inconvenientes, tales como: para ambos tipos de algoritmos de minería de datos, no es posible una interpretación física del modelo desarrollado y el rendimiento se degrada cuando las condiciones se desvían de las condiciones de entrenamiento y prueba. Además, estos algoritmos son adecuados para el desarrollo de modelos fuera de línea, mientras que la implementación en línea de estos algoritmos suele ser engorrosa.

2.2.3 Modelo de lógica Difusa

El desarrollo de modelos de lógica difusa (FL) implica la implementación de sentencias if-then-else cuyas reglas se expresan en forma de tabla o base de datos. Se puede subdividir en: Redes adaptativas difusas (FAN), Takagi–Sugeno (T-S) y Sistemas de interferencia difuso basado en redes adaptativas (ANFIS).

Actualmente en los sistemas HVAC existen diversas aplicaciones de los modelos de lógica difusa que incluyen la predicción de la velocidad del motor del ventilador usando ANFIS (Soyguder et al., 2009), controlar la temperatura/condiciones interiores usando FAN (Chen et al., 2006) y T-S (Lü et al., 2007).

Según Angelov & Filev (2004) la naturaleza adaptativa del modelo T-S además de la forma altamente transparente y compacta de las reglas difusas los convierte en un candidato prometedor para el modelado y control en línea de procesos complejos competitivos para las redes neuronales. Este tipo de modelo se usó en control adaptativo no lineal, detección y diagnóstico de fallas, análisis de rendimiento de sistemas dinámicos, series temporales y pronósticos, extracción de conocimiento, agentes inteligentes, comportamiento de los ocupantes y modelado.

Los modelos desarrollados con FL son generalmente muy simples y fáciles de entender (Afram & Janabi, 2014 y Okochi & Yao, 2016). Sin embargo, como FL incorpora la experiencia del operador en el diseño de modelos, los operadores deben tener un conocimiento completo de la planta y sus diversos estados operativos. Además, el desarrollo del modelo FL requiere una gran cantidad de datos de rendimiento para entrenar T–S, FAN y ANFIS (Okochi & Yao, 2016). El conocimiento y los datos requeridos para el desarrollo del modelo FL a menudo no están disponibles para muchos componentes HVAC y, por lo tanto, es difícil modelar estos componentes usando FL. (Afram & Janabi, 2014, Okochi & Yao, 2016).

2.2.4 Modelo estadístico

Los modelos estadísticos se desarrollan sobre la base de cómo se puede generar una muestra de datos a partir de un conjunto de datos masivo siguiendo una tendencia particular según Okochi & Yao (2016). Ejemplos de estos tipos de modelos incluyen regresión simple y multivariante, error de salida (OE), Box-Jenkins (BJ), promedio móvil integrado autorregresivo (ARIMA), exógeno autorregresivo (ARX), exógeno promedio móvil autorregresivo (ARMAX) y respuesta de impulso finito (ABETO) según Coelho L Dos Santos, Askarzadeh A. 2016. Jiménez et al. (2008) utilizó la relación simple de entrada/salida de los modelos estadísticos, que es como sigue:

$$\alpha(q^{-1})y(t) = \frac{\beta(q^{-1})}{\theta(q^{-1})}u(t) + \frac{\gamma(q^{-1})}{\delta(q^{-1})}w(t)$$

Dependiendo de la elección de polinomios del numerador y denominador de entrada, de la salida $y(t)$ y ruido $w(t)$ se formulan diferentes modelos como ARX, ARMAX, ARIMA, FIR, BJ y OE según Afram & Janabi (2014). Si bien algunos de estos modelos, como FIR OE y BJ, no consideran la salida, otros, como AR y ARMA, no consideran la entrada en la ecuación de entrada/salida. Algunos modelos, por ejemplo, ARX y ARMAX, consideran tanto la entrada como la salida en su estructura. Por lo tanto, los modelos ARX y ARMAX son útiles para el diseño del sistema de control de lazo cerrado. El modelo ARMAX muestra un rendimiento de control superior al de ARX, ya que este tipo de modelo tiene la capacidad de integrar la serie temporal de error en la estructura del modelo.

Varios investigadores Mustafaraj, Chen & Lowry (2010), Ríos, Trejo, Castañeda, Hernández & Herrera (2007) han empleado estructuras paramétricas lineales de caja negra como los modelos ARX, ARMAX, BJ y OE para predecir la temperatura ambiente y la humedad relativa de diferentes edificios de oficinas. Mustafaraj et al (2010) investigó diferentes estructuras paramétricas lineales de caja negra como BJ, ARX, ARMAX y OE para identificar la humedad y el comportamiento térmico de una oficina en un edificio comercial moderno. Sus resultados demostraron que todos los modelos proporcionan predicciones razonablemente buenas, pero el modelo BJ supera a los modelos ARMAX y ARX. Romero et al. (2011), evaluó la efectividad del uso de modelos lineales de caja negra para predecir la temperatura del agua enfriada en un sistema enfriador de compresión de vapor de velocidad variable. Su objetivo fue distinguir un modelo de caja negra lineal simple pero preciso entre las estructuras de modelo de ARX, ARMAX, OE y BJ. Similar a Mustafaraj et al. (2010) este estudio también estuvo de acuerdo en que el modelo BJ se ajustaba mejor a la predicción. Por otro lado, Mustafaraj et al. (2004) usaron diferentes modelos autorregresivos, por ejemplo, ARX, OE y BJ para predecir la temperatura del aire interior y descubrió que el modelo OE proporciona el mejor ajuste entre los datos de temperatura del aire interno simulados y medidos. Varias investigaciones existentes establecieron que los modelos no lineales (por ejemplo, NNARX, FFBP y RBF) generalmente funcionan mejor que los modelos lineales (por ejemplo, ARX y ARMAX) en la predicción de la temperatura ambiente de los edificios (Soleimani et al., 2006, Thomas et al., 2007, y Patil et al., 2008). Sin embargo, según Jiménez et al (2008) los modelos paramétricos lineales se pueden utilizar para estimar los parámetros térmicos de los modelos físicos, aunque en otras investigaciones Jiménez & Madsen (2008) establecieron que se requiere un modelo no lineal para una adecuada descripción de las características térmicas. Mustafaraj et al (2011) en su estudio de investigación hizo una comparación entre un modelo ARX paramétrico lineal y un modelo autorregresivo no lineal basado en una red neuronal con entradas externas (NNARX) para predecir la temperatura y la humedad relativa en el interior de la oficina. Sus resultados demostraron que el modelo NNARX no lineal supera al modelo ARX lineal en función de la precisión de la predicción. Esto se debe a que la temperatura ambiente y la humedad relativa se rigen por ecuaciones de difusión no lineales Underwood et al (2002). Sin embargo, sus estudios no incluyeron CO₂, concentración como fuente de

ganancia de calor interna. Más adelante en su investigación, utilizaron controladores PID convencionales que solo son confiables si los parámetros del sistema no cambian demasiado. En realidad, dado que las condiciones de funcionamiento de un sistema HVAC cambian con frecuencia debido a muchos factores, como la variación del clima, el cambio en la carga de calefacción/refrigeración y la fluctuación del nivel de ocupación del día a la noche y de una estación a otra, el sistema parece altamente no lineal y variables de tiempo. Por lo tanto, para obtener un buen rendimiento de control, los parámetros PID convencionales deben ajustarse o reemplazarse por controladores mejorados.

Morosun et al (2010) propuso una estrategia de control predictivo del modelo ARX distribuido para un edificio de varias zonas para regular su temperatura con un modo de funcionamiento intermitente. Determinó que el control predictivo del modelo distribuido (MPC) que considera la interacción térmica entre las zonas supera al MPC que no considera la interacción térmica. Sin embargo, los modelos estadísticos que son lineales e invariantes en el tiempo pueden perder precisión fácilmente cuando existen fuertes no linealidades e incertidumbres dentro de los sistemas Huang et al. (2015). Los modelos estadísticos poseen ciertas ventajas, como requerir un tiempo de cálculo corto, funcionan bien bajo ruido de proceso variable en el tiempo, alcance del desarrollo del modelo con datos limitados; sus desventajas son: baja precisión, incapacidad para capturar la dinámica no lineal del sistema, lo que limita la aplicación de este tipo de modelo en sistemas HVAC limitados de acuerdo a Afram et al. (2014) y Okochi et al (2016). Además, la identificación del modelo MIMO utilizando estos métodos requiere la determinación de una gran cantidad de parámetros Afram et al. (2014). El desarrollo y la validación de modelos que utilizan un rango limitado de datos no son confiables para predecir la temperatura ambiente y la humedad relativa con alta precisión. Los modelos de temperatura interior y humedad relativa de un edificio de oficinas fueron desarrollados por Mustafaraj et al. (2014) utilizando diferentes métodos del modelo de caja negra, como BJ, ARX, estructura ARMAX y modelos OE. A diferencia de otros modelos que consideran periodos de datos más cortos, 6 días (Boaventura et al., 2000), 14 días (Loveday & Craggs, 1993), 21 días (Lowry & Lee, 2004), 26 días (Thomas & Soleimanin, 2007), 30 días (Lu & Viljanen, 2009), 36 días (Ríos et al., 2007), su modelo se desarrolló utilizando datos recopilados durante largos períodos (nueve meses) y se realizaron predicciones para diferentes pasos a seguir. Utilizaron modelos paramétricos lineales para obtener un número bajo y simple de parámetros del modelo. Sin embargo, esto comprometió la precisión, especialmente en la representación del almacenamiento de calor o efecto volante sobre la carga instantánea. El estudio concluye que no existe un modelo específico que pueda caracterizar perfectamente la temperatura y la humedad interior para las cuatro estaciones. Esta afirmación contradice la de Patil et al. (2008) según sus hallazgos, los modelos de regresión lineal como ARX, ARMAX y NNARX son adecuados para describir el comportamiento del invernadero durante la mayor parte del año. Por otro lado, Frausto et al. (2003) y Patil et al. (2008) desarrolla modelos utilizando un año de datos. Sus modelos ARX y ARMAX

desarrollados tenían pedidos más altos (es decir, $n_a = 4$ y $n_b = 5$). Yiu & Wang (2007) desarrollaron un modelo genérico SISO y MIMO para AHU utilizando las estructuras ARX y ARMAX. Sus resultados establecieron la efectividad del modelo MIMO ARMAX sobre el modelo SISO ARMAX. A través de la revisión crítica de parte de la literatura existente sobre modelado estadístico en sistemas HVAC y control de temperatura de edificios, surgen algunas características particulares de este tipo de modelos: Primero, cualquier cambio temporal, físico o arquitectónico de un edificio tiene un impacto sobre la temperatura del espacio, y esto finalmente afecta las variables de entrada y salida del modelo Mustafaraj et al. (2010), Ríos et al. (2007). En segundo lugar, la estructura y el orden óptimos del modelo a menudo se determinan a través de extensas simulaciones numéricas. Yiu & Wang (2007), Mustafaraj et al. (2010). En tercer lugar, existe el riesgo de aumentar rápidamente el error de predicción del modelo en caso de que la predicción se prolongue durante un intervalo de tiempo más largo. Mustafaraj et al. (2010), Ríos et al. (2007). En cuarto lugar, a pesar de que muy pocos investigadores construyeron sus modelos utilizando datos de períodos prolongados recopilados de edificios reales Mustafaraj et al. (2010), Patil, Tantau, & Salokhe (2008), la mayoría de los modelos estadísticos se entrenan utilizando datos de simulación o mediciones limitadas de una pequeña cantidad de componentes HVAC (Yiu & Wang, 2007), Ríos et al. (2007), Lowry & Lee, (2004).

2.2.5 Técnicas de modelación en espacio de estado por identificación

El modelo en espacio de estados es una herramienta que también se utiliza para la modelación de sistemas de refrigeración, se ha registrado en Privara et al. (2012) la propuesta de un modelo del tipo subespacial para la identificación del sistema de refrigeración y, con ello se ha realizado el pronóstico del rendimiento de la operación en todo el edificio. Por otro lado, Jiménez & Madsen (2008) en su estudio de investigación describió y comparó una variedad de modelos estocásticos lineales y, estacionarios utilizados para modelar las características térmicas de edificios y sus componentes, este estudio de investigación descubrió que al aplicar el modelo de regresión no lineal con la función de respuesta de impulso y, el modelo de forma de espacio de estados para modelar sistemas físicos de construcción, el modelo de espacio de estado de tiempo continuo-discreto puede proporcionar un contexto sólido en términos de identificación del sistema. Además, Kulkarni & Hong (2004) propone un método de espacio de estado para modelar el sistema de refrigeración de un edificio, donde describe las características dinámicas mediante la implementación del código de simulación en MATLAB. Consideraron un edificio como una red térmica. Sin embargo, su modelo era más bien un modelo incompleto que cubría solo la temporada de invierno y, por lo tanto, solo se tuvo en cuenta el sistema de calefacción. Asimismo, Privara et al. (2011) usó el método de espacio de estado para identificar el modelo de construcción para un sistema MIMO, pero carecía de la excitación misma. Por otro lado, Yao et al. (2013) construyó un modelo de espacio de estado para revisar el comportamiento transitorio del enfriador de líquido por compresión de vapor. Este estudio concluyó que este

modelo se puede aplicar para predicciones rápidas de características dinámicas de los parámetros claves, encontrar reglas de control, diseñar un buen sistema de control para el sistema de refrigeración, y desarrollar una caja de herramientas de respuesta dinámica para enfriadores.

Una ventaja de la herramienta de espacio de estados es que requiere poco tiempo para ajustarse y se puede extender sin esfuerzo a sistemas multivariables (MIMO) Afram & Janabi (2014). Este tipo de modelo se puede utilizar para investigar las características dinámicas del sistema en una amplia gama de condiciones que son cruciales para el diseño del sistema de control Yao et al. (2013). Además, refleja la relación entre las variables de entrada y salida en el modelo de una manera muy clara y, sobre todo, el modelo se puede expresar en forma de una matriz que es conveniente para el cálculo por procesador. Sin embargo, este método de espacio de estado presenta algunos inconvenientes como: la entrada del sistema podría no excitar el sistema en un número satisfactorio de frecuencias Lennart et al (1999), alguna característica clave de la esencia física del sistema podría perderse en los datos y, el carácter natural de los datos podría crear un problema estadístico sustancial (Mustafaraj et al., 2011)

2.2.6 Modelo geométrico

Los modelos geométricos utilizan métodos matemáticos para modelar objetos reales usando gráficos por computadora y diseño asistido por computadora (CAD) Okochi & Yao (2016). Representan un sistema mediante el uso de formas geométricas bidimensionales (2D) o tridimensionales (3D), como curvas, superficies y volúmenes. Las superficies spline, es decir, Hermite-splines, Bezier-splines, B-splines y thin plate spline (TPS) son herramientas muy comunes utilizadas en el modelado geométrico Okochi & Yao (2016). Las ranuras de placa delgada que tienen características suaves y una buena capacidad de extrapolación se pueden usar de manera efectiva para interpolar datos dispersos. La spline de placa delgada realiza una función especial para mapear los datos de entrada y salida Nishiguchi et al. (2010). TPS tiene ventajas y desventajas particulares en comparación con ANN. Uno de los aspectos positivos de TPS es que no se ve afectado por las condiciones iniciales Okochi & Yao (2016). Por otro lado, TPS es sensible al ruido presente en los datos sobre los que interpola y se vuelve costoso desde el punto de vista computacional a medida que aumenta el tamaño de los datos Nishiguchi et al. (2010). No se puede encontrar mucha literatura sobre este tipo de modelo, especialmente en el sistema HVAC, la aplicación de este tipo de modelo es rara.

2.2.7 Razonamiento basado en datos

El enfoque de razonamiento basado en casos (CBR) es adecuado para un sistema no lineal y mal definido según Afram & Janabi (2014). Estos modelos encuentran casos pasados similares para construir los modelos según Watson et al. (2001). Los modelos maduran con el tiempo y agregan datos a la base de casos en línea para aumentar el rendimiento de la predicción futura lo afirma Afram & Janabi (2014).

El modelado topológico basado en casos (TCBM) es una técnica CBR distintiva en la que los modelos se construyen sobre un subconjunto de datos en lugar de los datos completos según Afram & Janabi (2014), Nishiguchi et al. (2010) usó TCBM para comprimir los datos medidos sin procesar, así como para reducir el ruido de medición y, por lo tanto, minimizó el costo computacional de generar y revisar el modelo. Tsutsui & Kamimura (1996) construyeron un TCBM para monitorear y analizar el deterioro del desempeño del sistema enfriador.

Al usar este modelo, es fácil distinguir entre interpolación y extrapolación según Ruano & Crispim (2006). Sin embargo, la base de casos debe ser exhaustiva para cubrir todos los casos de entrada. Este tipo de modelo no es muy popular ya que el modelo sufre los problemas relacionados con los casos no vistos Okochi & Yao (2016).

2.2.8 Modelo estocástico

Los modelos estocásticos pueden tratar los procesos aleatorios de los sistemas HVAC que actúan como variables aleatorias y, estos procesos pueden modelarse utilizando las funciones de densidad de probabilidad (PDF) Okochi & Yao (2016). Los ejemplos del modelo estocástico incluyen la simulación de los horarios y el nivel de actividad de los ocupantes de acuerdo a Sun et al. (2014)

Una de las características importantes del modelo estocástico es la versatilidad de su aplicación a muchos procesos físicos que pueden aproximarse a las distribuciones normal y uniforme estándar. Como desventaja se presenta la necesidad de una gran cantidad de datos, ya que es un requisito previo para ello, además, el modelo no puede proporcionar predicciones precisas si las funciones de densidad de probabilidad (PDF) no se modelan correctamente Okochi & Yao (2016).

La mayoría de las investigaciones han utilizado modelos estocásticos en su trabajo de simulación; sin embargo, en aplicaciones reales, los resultados pueden no coincidir con el rendimiento real.

Se registra algunas publicaciones como: Page et al. (2018) donde simuló la influencia de los ocupantes en el edificio mediante modelos estocásticos que enfatizaban el horario de los ocupantes y, su nivel de interacción con su entorno interior. Revelaron que su modelo propuesto (debido a las ganancias metabólicas de calor relacionadas), junto con otros modelos de comportamiento asociados que utilizan la presencia de los ocupantes como entrada, tienen influencias directas en el consumo de energía del edificio. Sin embargo, su modelo no tuvo en cuenta los picos no naturales que surgen de repetir el mismo patrón para cada ocupante y el desplazamiento de los ocupantes de una zona a otra. Por otro lado, Oldewurtel et al. (2012) desarrolló un modelo estocástico para el control del clima de edificios y luego lo analizó teniendo en cuenta la incertidumbre que surge de la utilización de los datos de predicción meteorológica. Si bien el resultado de su simulación ha establecido el modelo como una forma muy eficaz de controlar el clima del edificio, aún debe investigarse su

rendimiento en la práctica real. También Sun et al. (2014) desarrolló un modelo estocástico para la ocupación de tiempo extra basado en datos de ocupación medidos de un edificio de oficinas que muestra que este modelo se puede utilizar para generar horarios de ocupantes durante el tiempo extra como entrada para simulaciones de energía del edificio. Aun así, existe la necesidad de mejorar el modelo al incluir las características de horas extras de los ocupantes durante los fines de semana y días festivos.

2.2.9 Modelo instantáneo

Just in Time (JIT) es un modelo instantáneo que comprende un modelo estadístico y uno de los patrones para encontrar datos anteriores similares a los datos actuales Afram & Janabi (2014). El modelo JIT se puede aplicar para modelar los otros componentes del sistema de refrigeración, como el serpentín de enfriamiento y el enfriador, a partir de los datos medidos. En la publicación de lino et al. (2009) se propone el enfoque de un "modelado híbrido" entre el modelo físico y el modelo JIT para la predicción de la carga térmica de edificios y, el control óptimo del ahorro de energía. Como desventaja presenta que el modelo JIT utilizado por este estudio para predecir la curva de demanda de carga térmica basada en la predicción meteorológica en el caso normal no funcionó bien cuando se produjo un nuevo evento que no estaba incluido en los datos anteriores. Su resultado mostró que en la temporada de verano el modelo JIT realizó una buena estimación de la carga térmica ya que las condiciones climáticas eran estables; sin embargo, en un único día meteorológico, la estimación de la carga térmica de este modelo no fue buena. Para implementar la técnica JIT de manera efectiva, se requiere una gran base de datos y también la búsqueda toma un período más largo si el número de parámetros es grande de acuerdo a Afram & Janabi (2014).

Tabla 6

Investigaciones principales con uso de modelo caja negra

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
Energy reports, (H-index Q1)	Artificial intelligence models for refrigeration systems, air conditioning and head pump (2022, 8451-8466)	Algoritmos de entrenamiento	Universidad de Johannesburgo, Sudáfrica	Sistemas RHVAC	Brindar aplicaciones actualizadas de diversas arquitecturas de IA en sistemas RHVAC e identificar limitaciones y perspectivas asociadas, interpretación y precisión se compensan, saturación de entrenamiento y sensibilidad limitada.	El trabajo neuronal feedforward sigue siendo un excelente modelo predictivo para la aproximación del sistema RHVAC, mientras que la mejora en su rendimiento depende de la especificación precisa de los algoritmos de entrenamiento, validación y prueba.	Problemas de gradientes que desaparecen y explotan son limitaciones dominantes para el desempeño de las funciones de activación tradicionales en redes de IA. Problema de gradiente de fuga en las redes neuronales artificiales, especialmente las redes neuronales de avance con más de dos capas ocultas, reduce la precisión de aproximación.
Energy, (H-index , Q1)	Data-Driven Offline Reinforcement Learning for HVAC Systems (2022, 125290)	Métodos basados en redes neuronales artificiales (ANN) para diseño de controladores eficientes	Universidad de Aalborg, Dinamarca	Calefacción por Suelo Radiante (UFH) con una bomba de calor basada en aire-agua	Presentar un método para realizar un entrenamiento previo en un entorno de	Presentar marco novedoso para RL fuera de línea con ajuste fino en línea para sistemas HVAC	La contribución es que al hacer RL fuera de línea se puede eliminar el mal comportamiento durante el entrenamiento temprano

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
						modelo de caja negra.	
	Artificial neural networks to predict energy performance and retrofit scenarios for any member of a building category: A novel approach (2017, 999-1017)	Combinación de modelos HVAC oficinas/residencial	Universita degli Studi di Napoli Federico II, Piazzale Tecchio 80, 80125 Napoli, Italy Universita degli Studi del Sannio, Piazza Roma 21, 82100 Benevento, Italy	Climatización residencial/oficinas	Predicción de desempeño energético de un edificio con uso de redes neuronales artificiales (ANN) para evaluar consumo de energía y confort de ocupantes	Comparando las predicciones de las ANN con los objetivos de EnergyPlus, el coeficiente de regresión está entre 0.960 y 0.995 y el error relativo promedio está entre 2.0% y 11%.	Las ANN desarrolladas pueden reemplazar las herramientas estándar de simulación de rendimiento de edificios, produciendo así una reducción sustancial de los esfuerzos y tiempos computacionales. Esto puede permitir una amplia difusión de enfoques rigurosos para el diseño de reacondicionamiento, que actualmente se ven obstaculizados por la excesiva
Applied energy (H-index, Q1)	Simulation-based optimization of an integrated daylighting and HVAC system using the desing of experiments method (2016, 666-674)	Meta-modelo integrado de Diseño de experimentos (DOE)	University Korea	Climatización residencial	Predecir el rendimiento energético del edificio mediante modelos de regresión de iluminación artificial y modelos de redes neuronales	El sistema IDHVAC se optimizó utilizando el metamodelo integrado y el algoritmo genético (GA), para minimizar el total el consumo de energía al mismo	El modelo IDHVAC optimizado para GA mostró, en promedio, un ahorro de energía del 13,7 % frente a el modelo convencional.

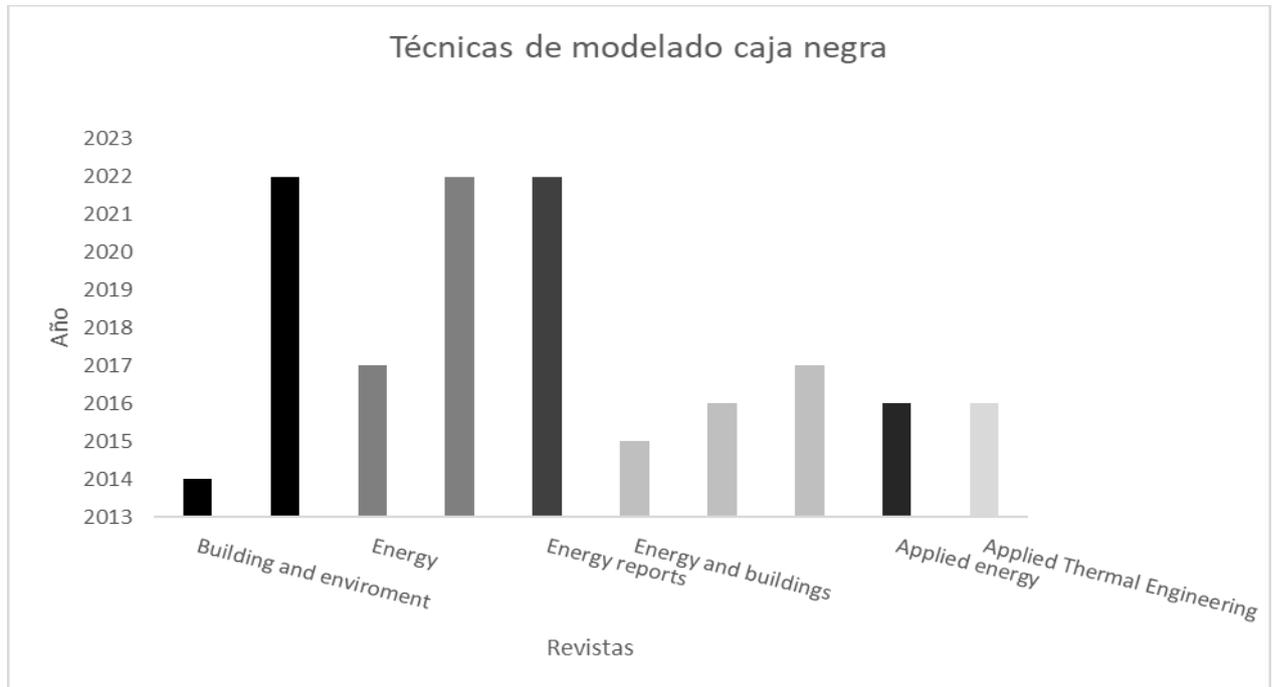
Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
					artificiales (ANN) con una base de datos que fue generado utilizando el modelo EnergyPlus	tiempo que satisface el confort térmico y visual de los ocupantes.	
Energy and buildings,(H-index 93, Q1)	Black-box modeling of residential HVAC system and comparison of gray-box and black-box modeling methods (2015, 94; 121-149)	Combinación modelos residencial	Universidad de Ryerson, 350 Victoria Street, Toronto, M5B 2K3, Canadá	Climatización residencial	Comparar modelos de caja negra con modelos caja gris	El rendimiento de los modelos se comparó mediante inspección visual y métricas analíticas para determinar clasificación de modelos	Los modelos utilizados reveló que casi todos funcionan bien en todos los subsistemas para predecir con precisión resultados en mayoría de escenarios
	Application of artificial neural network for predicting hourly indoor air temperature and relative humidity in modern building in humid region (2016, 32-42)	Combinación modelos residencial Sistemático	University of Duoala, Cameroon University of Yaounde, Cameroon Carleton University, Canada	Climatización residencial	Aplicar sistema neuronal artificial red (ANN) para predicción por hora en edificios con humedad y temperatura elevada seleccionar un modelo de caja negra inversa que	Los resultados testificaron que ANN se puede utilizar para la predicción horaria de TI e IH. Se formuló un número de entradas y parámetros para cada uno de los	los resultados de TI e IH simulados utilizando el modelo ANN fueron fuertemente correlacionada con los datos experimentales, con el coeficiente de correlación de 0.9850 y 0,9853 para HI. para TI y el modelo seleccionado fue el que tenía una red neuronal

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
	Inverse blackbox modeling of the heating and cooling load in office buildings (2017, 200-210)				<p>puede caracterizar patrones de carga de calefacción y refrigeración a nivel de edificio</p> <p>Interpretar el modelo NN (neural network) en lugar de probar su superioridad para predicción de consumo de energía</p>	<p>cinco edificios, seleccionando un modelo de ANN</p> <p>Proponer un modelo NN interpretable para predecir la energía HVAC. Comparar la precisión de predicción e interpretabilidad con modelos basados en datos usados ampliamente (regresión lineal y XGBoost)</p>	<p>artificial de una capa, seis entradas y una hora historial de entrada</p> <p>Los gradientes en el modelo NN no solo se pueden usar para interpretar la característica importante del modelo NN sino también se puede aplicar en el modelo control predictivo (MPC) en el sistema HVAC.</p>
Building and environment (H-index 172, Q1)	Interpreting the neural network model for HVAC system energy data mining (2022, 209, 108449)	Combinación modelos HVAC	Tsinghua University Beijing, China; Lawrence Berkeley National laboratory, Berkeley USA	Climatización residencial	Se propone y prueba un enfoque híbrido para la calibración del modelo energético, que	Optimizó uso de energía de enfriamiento	El modelo de tiempo extra y el enfoque de calibración híbrido se pueden utilizar en simulaciones de energía de edificios. para mejorar la precisión de los resultados y
	Stochastics modeling of overtime occupancy and its application in building energy simulation and	Modelo estocástico	Tsinghua University, Beijing, China Lawrence Berkeley National Laboratory, USA	Climatización residencial			

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
	calibration (2014, 1-12)				combina la directriz 14 de ASHRAE para la calibración del modelo energético durante las horas normales de trabajo, y una prueba KS propuesta para la calibración del modelo energético durante el tiempo extra		comprender mejor las características de las horas extra en el cargo edificios
Applied thermal Engineering (H-index, Q1)	An enhanced bat algorithm approach for reducing electrical power consumption of air conditioning systems based on differential operator (2016, 834-840)	Optimización eficiente	Pontifical Catholic University of Parana (PUCPR), Curitiba, PR, Brazil Federal University of Parana (UFPR) University of	Sistemas HVAC	Proponer método de optimización eficiente para resolver el DOCL por medio de nuevo algoritmo DBA	El DBA produce resultados prometedores en comparación con otros metheurísticas de optimización como el BA original, algoritmo FA, búsqueda de armonía HS, optimización de enjambre CSO,	La simulación del DBA otorga resultados prometedores en comparación con otros metaheurísticas de optimización

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
			Advanced Technology, Kerman, Iran			evolución diferencia DE y estrategia de evolución natural exponencial xNES	



Figura 13*Técnicas de modelado caja negra**Nota.* Elaboración propia

De la tabla 6 se obtiene la figura 13, en donde se visualiza las principales investigaciones realizadas en técnicas de modelado en caja negra, en los diferentes años por diversas revistas. Por ejemplo: la revista Energy and buildings ha realizado investigaciones en los años 2015, 2016 y 2017.

2.3 Técnicas de Modelación Híbrida (Caja gris)

Esta técnica se considera como la mezcla de los modelos descritos en los ítems 2.1 y 2.2, adaptándose a la necesidad del sistema y corregir errores de ambos modelos. Su estructura esencial se configura a través de métodos justificados en la física, y los parámetros del modelo se delimitan con el uso de algoritmos de aproximación en los datos medidos del sistema. La estructura de una planta de refrigeración es bastante compleja en la que se dinamizan las perturbaciones, restricciones e incertidumbres consideradas al ejecutar la dinámica total del sistema. En ese sentido, un modelado adecuado permitirá manejar dichas alteraciones en el sistema de refrigeración. Sin embargo, conforme a las investigaciones realizadas en el tema, la mayoría de los modelos presentan una deficiencia y limitaciones con las perturbaciones e incertidumbres, resultando un gran reto desarrollar un modelo efectivo y preciso para el sistema HVAC que permita también, una disminución en el consumo energético de un edificio, manteniendo el confort en su interior.

En el sistema de refrigeración determinados procesos físicos definidos por ecuaciones termodinámicas, sin embargo, existe también insuficiente información específica del mismo. Esta metodología resulta favorable para aplicaciones de control en cuanto el modelo que se manifiesta adecuadamente, como por ejemplo la función de transferencia (Ghiaus C, Chicinas A, Inard C., 2007).

Ghiaus et al. (2007) desarrollaron un modelo híbrido lineal para simular una UTA (Unidad de Tratamiento de Aire) de volumen de aire regular, sin deshumidificación para mejorar su función de control y con ello conseguir la separación de funciones de transferencia esenciales evitando el acoplamiento entre humedad y la temperatura. Dicho modelo se desarrolló en función a suponer que en cada elemento cambia solo una variable. Aunque estas suposiciones no son alcanzables en la realidad. Asimismo, Afram & Janabi-Sharifi (2015) desarrollaron un modelo de caja gris de en un sistema HVAC residencial y representó los efectos de los controladores de encendido/apagado en el consumo de energía del sistema total. Los controladores avanzados y las estrategias de conservación de energía utilizados con frecuencia en el sistema HVAC existente no se acoplaron en su modelo. Del mismo modo, Vaghefi et al. (2016) desarrollaron un modelo de pronóstico híbrido desde un modelo basado en datos y la física para predecir valores óptimos de punto de ajuste de calefacción y refrigeración. Posteriormente, el modelo desarrollado se utilizó en un control MPC para regular los puntos de ajuste de calefacción y refrigeración que redujeron el costo total de energía. No obstante, no era un modelo adaptativo. Además, no se estimó la variación en el nivel de ocupación, la transferencia de calor y los fenómenos de superficie en la zona. Por otro lado, el enfoque propuesto por Braun & Chaturvedi (2002) utilizó una función de transferencia con parámetros limitándose a satisfacer una representación simple física de los flujos de energía en el edificio. Dicho modelo se utilizó para pronosticar los requisitos transitorios de refrigeración y calefacción del edificio. Esta investigación dispuso que una osmanas de toma de datos son suficientes para entrenar un modelo de caja híbrida, para predecir con exactitud las circunstancias transitorias de enfriamiento o calefacción.

Tabla 7

Investigaciones principales con uso de modelo caja gris/híbrida

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
Control Engineering Practice, (H-index 125 Q1)	Gray-box identification of air-handling unit elements (2007; 15:421-33)	Combinación modelado teórico, modelo discreto, modelos con uso de técnicas de optimización	Université de La Rochelle, Av. M. Crépeau, 17000 La Rochelle, Francia	UTA(Unidades de Tratamiento de Aire)	Mejorar control de las UTA	Modelos dinámicos listos para usarse en software de simulación y síntesis de algoritmos de control	La sintonización del PID se puede realizar directamente con los valores de las UTA
Applied Energy, (H-index 235, Q1)	Distributed agent-based building grey-box model identification (2020; 101, 104427)	Modelo térmico de construcción	University Centre for Energy Efficient Buildings, CTU in Prague, Czech Republic	Climatización residencial	Calibración modelo térmico de construcción	Descripción de problema de modelado y enfoque de identificación de parámetros	Enfoque utilizado permite modificar o agregar de forma rápida e inteligente otros submodelos que luego forman una caja gris
Applied Energy, (H-index 235, Q1)	Gray-box modeling and validation of residential HVAC system for control system design (2015; 137:134-150)	Combinación modelos subsistemas para modelo de sistema completo	Universidad de Ryerson, 350 Victoria Street, Toronto, ON M5B 2K3, Canadá	Climatización residencial	Desarrollar modelos de caja gris de sistemas HVAC residenciales	Modelos utilizados se combinaron para crear modelo HVAC integrado	Alta precisión para predicción de variables

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
	Investigation of demand response potentials of residential air conditioners in smart grids using grey box room thermal model (2017, 207; 324-335)	Combinación modelos HVAC	Universidad Politecnica deHong Kong	Climatización residencial	Predecir con precisión la temperatura de aire interior	Precisión aire interior y simplificar modelo de consumo de AC	No aplicable en otro tipo de ciudades, arquitecturas, etc
	Featured assessment frameworks to evaluate reduced -order grey -box building energy models	Metodología integrada	University College Dublin, Belfield, Dublind, Ireland	Climatización residencial, comercial	Probar y evaluar características del modelo para caja gris en edificios comerciales	Evaluar escalabilidad, flexibilidad e interoperabilidad asociados con modelos de caja gris por medio de evaluación de precisión y complejidad del modelo energético del edificio	Errores de escalabilidad y flexibilidad. Los modelos diseñados coadyuvan a implementar escenarios de reducción de demanda de calor en edificios y lograr sistema energético integrado
	Data-driven two-step identification of building thermal	Modelo capacidad de resistencia	Shangai Jiao Tong University, China	Climatización residencial	Proceso para identificar en dos pasos basado en modelo de	Enfoque propuesto describe con precisión el estado térmico actual del edificio con	Significativo para la gestión energética de edificios

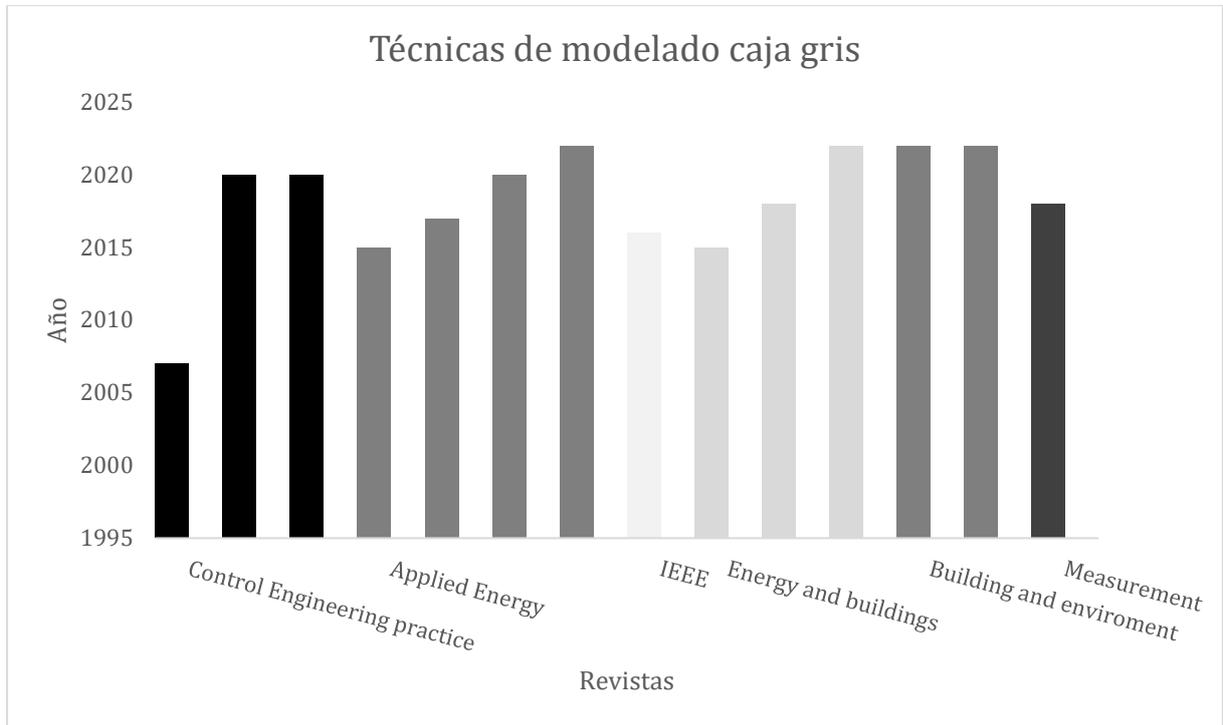
Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
	characteristics: A case study of office building (2022, 326, 119949)				capacidad de resistencia	resultados de identificación racionales	
IEEE Trans Autom Sci Eng	A hybrid physics-based and data driven approach to optimal control of building cooling/heating systems (2016; 13:600-10)	Combinación modelos HVAC	Universidad de Rutgers, Piscataway, NJ08854 EE. UU.	Climatización residencial	Mejorar modelos HVAC residenciales	Modelo propuesto pronostica adecuadamente los valores de temperatura para próximas horas y funciona para demanda total de energía, minimiza costo total de energía	No es un modelo adaptativo y debe mejorar para tiempos prolongados
Energy and buildings, (H-index 93, Q1)	The robustness of black and grey-box models of thermal building behaviour against weather changes (2022, 275; 112460)	Energyplus	Universidad de Aarhus, Inge Lehmanns Gade 10, 800, Aarhus C, Dinamarca	Climatización residencial comercial	Analizar rendimiento predictivo de modelos de caja gris para diferentes datos y épocas del año	El rendimiento predictivo de la caja gris fue ligeramente mejor en comparación con el modelo de caja negra	Investigaciones futuras deben analizar diferencias entre rendimiento predictivo caja gris con caja negra en relación a MPC

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
	Stochastic modelling of flexible load characteristics of split type air conditioners used grey box modelling and random forest method (2022, 273; 112370)	Bosque aleatorio, estocástico, caja gris	Universidad Hunan, China Universidad Stanford, USA	Climatización residencial			
	Parameter estimation for grey box models of bulding thermal behaviour (2018, 169; 58-68)	Combinación modelos HVAC	Universidad del Sureste, Noruega	Climatización residencial	Estudiar dispersión de estimaciones de los parámetros por uso de aleatorización	Se halló el significado de los parámetros de dispersión por aleatorización	Lo hallado permite usarse en sistemas de modelo de control predictivo
	Black-box modeling of residential HVAC system and comparison of gray-box and black-box modeling	Combinación modelos HVAC residencial	Universidad de Ryerson, 350 Victoria Street, Toronto, M5B 2K3, Canadá	Climatización residencial	Comparar modelos de caja negra con modelos caja gris	El rendimiento de los modelos se comparó mediante inspección visual y métricas analíticas para determinar clasificación de modelos	Los modelos utilizados revelaron que casi todos funcionan bien en todos los subsistemas para predecir con precisión resultados en mayoría de escenarios

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
	methods (2015, 94; 121-149)						
Building and environment (H-index 172, Q1)	Influenece of data pre-processing and sensor dynamics on grey-box models for space heating: Analysis using field measurements (2022, 212, 108832)	Combinacion de modelos HVAC residencial	Universidad de Ciencia y Tecnología, Noruega Universidad Aarhus, Dinamarca	Climatización residencial	Determinar con mediciones reales el modelado de caja gris para edificios residenciales aislados	Los resultados confirman que el preprocesamiento de datos tiene influencia mínima en resultados identificados para modelos deterministas	Con los resultados se proporcionan directrices prácticas para modelado de caja gris de edificios con datos de medición de campo
	Interpreting the neural network model for HVAC system energy data mining (2022, 209, 108449)	Combinación modelos HVAC	Tsinghua University Beijing, China; Lawrence Berkeley National laboratory , Berkeley USA	Climatización residencial	Interpretar el modelo NN (neural network) en lugar de probar su superioridad para predicción de consumo de energía	Proponer un modelo NN interpretable para predecir la energía HVAC. Comparar la precisión de predicción e interpretabilidad con modelos basados en datos usados ampliamente	Los gradientes en el modelo NN no solo se pueden usar para interpretar la característica importante del modelo NN sino también se puede aplicar en el modelo control predictivo (MPC) en el sistema HVAC.

Revista	Papers	Método	Universidad	Campo de aplicación	Objetivos	Resultados	Fortalezas/Debilidades/ Ventajas/Desventajas
						(regresión lineal y XGBoost)	
Measurement (H-index, Q1)	Estimation of a room ventilation air change rate using a stochastic grey-box modelling approach (2018, 539-548)	Ecuación diferencial estocástica	Universidad Politecnica de Catalunya, España; Universidad Politecnica de Marche, Italia	Climatización residencial	Evaluar el potencial de utilizar el enfoque estocástico de modelado de caja gris para estimar la tasa de cambio de aire de ventilación	Determinar la tasa de cambio de aire de ventilación en una cámara	Las estimaciones de la tasa de cambios de aire de ventilación fueron estadísticamente diferentes, la variabilidad de las estimaciones fue muy baja. Sin embargo, las estimaciones de las tasas de emisiones humanas de CO2 no fueron estadísticamente diferentes entre todos los modelos y lecturas. De acuerdo con los resultados, cuando se utilizan métodos estocásticos, la altura del sensor es menos importante siempre que se evite la influencia directa.

De la tabla 07 se obtiene la siguiente Figura 14, en donde se visualiza las principales investigaciones realizadas en técnicas de modelado en caja gris en los diferentes años por diversas revistas. Por ejemplo: la revista Applied Energy ha realizado investigaciones en los años 2015, 2017, 2020 y 2022.

Figura 14*Modelos de caja gris por año y revistas**Nota. Elaboración propia*

Capítulo 3

Tecnologías de control

3.1 Tecnologías de control clásico

3.1.1 Control on/off

De acuerdo a Frith (2003) y James et al. (2006) la estrategia de control más usada en los sistemas de transporte refrigerado es un controlador retroalimentado de encendido y apagado simple con histéresis. La histéresis es la diferencia entre los tiempos de apagado y encendido del controlador.

Normalmente, el encendido y apagado del condensador, ventilador del evaporador y compresor es manipulado por la diferencia de temperatura del espacio de carga del transporte (contenedor) y el valor objetivo (setpoint) de temperatura. Deng et al. (2009) contrastaron métodos de control encendido-apagado tomando en cuenta costos: cuando se reduce la implicancia del costo en la variación de temperatura y deterioro del compresor logró, un periodo de ciclo de temperatura y relación de trabajos óptimos, de esta manera controla la energía entrante con un modelo de primer orden.

Transporte de Alimentos:

Se ha podido constatar según la bibliografía, que el control ON/OFF es utilizado en casi todos los sistemas de refrigeración usados en el transporte de alimentos, según Gac (2002) por los menos existe un millón de vehículos refrigerados y cuatrocientos mil contenedores refrigerados en uso en el mundo. Los principales componentes de un sistema de transporte refrigerado son: sistema de compresión a vapor y, el espacio de carga refrigerado (contenedor). Las entradas al espacio de carga son la temperatura de aire suministrado; la entrada al compresor es la temperatura de salida del evaporador. Intervienen como salida del espacio de carga la temperatura del aire de retorno al ventilador. La temperatura del espacio de carga es empleada para operar el compresor con un control ON/OFF.

De acuerdo con Li & Alleyne (2010), los elementos de flujo de energía, las condiciones del condensador y el evaporador están representados por vectores de estado dinámico en cada instante de tiempo. El vector de estado análogo admite que el modelo del intercambiador de calor tiene una estructura formulada constante como descriptor no lineal. La ventaja para destacar es la simulación numérica cuando hay cambios de modo del modelo,

de esta manera captura la dinámica del ciclo ON/OFF del compresor. El modelo del sistema de compresión a vapor fue realizado en Thermosys (caja de herramientas en Matlab/Simulink), Rasmussen (2002), donde se simuló el encendido y apagado del compresor.

En el modelo de espacio de carga refrigerado de Li & Alleyne (2009), considera los efectos en el transporte de alimentos; la variabilidad ambiental tales como la temperatura ambiente, la velocidad del viento, la radiación solar y la filtración del aire. Los estados dinámicos como la temperatura del espacio de carga, la temperatura de la superficie exterior e interior se precisan en representar la dinámica del modelo. El modelo se contrasta con datos medidos de prueba, demostrando la validez del modelo representa los transitorios del sistema. En base a la oscilación de la temperatura en el tiempo se propuso un esquema de control de encendido y apagado de histéresis óptimo. La función de periodo de tiempo; el punto de ajuste de la temperatura se divide en cuatro periodos de tiempo, el tiempo del punto de ajuste es el inicio del ciclo de oscilación. Teniendo en cuenta el principio del ciclo de histéresis, el periodo de tiempo inicial y el final son el tiempo de apagado del compresor, y en contraposición el segundo y tercer periodo de tiempo el compresor este encendido con el fin de enfriar el espacio de carga cerrado, los periodos de tiempo son funciones de los parámetros de histéresis, incluyendo las condiciones externas como la temperatura ambiente. El segundo periodo de tiempo está en manos del límite superior de la temperatura y el periodo de tiempo final es encontrado del límite inferior de temperatura. Para la estrategia de control se propuso la retroalimentación con histéresis como un problema de control óptimo ON/OFF a través de la definición de una función de costo para la minimización. La función de costo tomó en cuenta; el rendimiento de la temperatura, el tiempo promedio del ciclo de encendido-apagado del compresor y el consumo de energía. El desgaste de los componentes del sistema de refrigeración a vapor es dado por el tiempo promedio del ciclo. Teniendo en cuenta la calidad de los alimentos transportados, entonces se puede evaluar el rendimiento de la temperatura del espacio de carga, Caí (2007). Una de las ventajas de esta estrategia de control es que se puede elegir el tamaño y la frecuencia de la oscilación de la temperatura para alcanzar los requisitos del sistema. La función de pesos da mayor relevancia a los términos en la función de costo, rendimiento de la temperatura por encima o por debajo del punto de ajuste dado, y también penalizar el tiempo promedio del ciclo de encendido-apagado del compresor. Estas funciones de pesos se podrían usar para varios modelos.

En el ahorro de energía promedio en el sistema de transporte refrigerado con histéresis fija y el esquema de control ON/OFF óptimo es superior en 6,2%, pero al consumir menos energía el sistema optimizado tiene mayor frecuencia de ciclos de encendido-apagado del compresor, por tanto, compromete el desgaste de componentes. En el análisis de robustez del costo de rendimiento del sistema real y el previsto con respecto a las incertidumbres y perturbaciones del modelo, el error está dentro del 2%.

Refrigeración en hogares:

Otra aplicación del control ON/OFF es en los refrigeradores de los hogares. Estos refrigeradores son controlados con un relé ON/OFF en el compresor con el fin de tener la temperatura en los límites esperados. La eficiencia de este método de control tiene pérdidas los cuales se traducen en mayor consumo de energía.

El método de control ON/OFF son los menos eficientes, pero Li et al. (2010), obtuvieron otro método para mejorar los límites de temperatura en los sistemas de transporte refrigerado con una función de costo en función del consumo de energía y el deterioro de los componentes de compresor. Leva et al. (2008) tiene un esquema de control ON/OFF adaptable utilizando un filtro lineal con ganancias adaptativas en bucle de esta manera limita las temperaturas en el interior del refrigerador, además tomando en cuenta que los elementos de consumo no son los mismos en el espacio de carga del refrigerador, esto nos sugiere una estrategia de control adaptativa, la conducta de quien usa un refrigerador es variable y muy poco repetitiva. En el desarrollo y comprobación del método de identificación, validaron el esquema de control para ahorrar energía, emplearon un refrigerador doméstico, el cual tiene un tubo capilar como dispositivo de expansión además de un compresor hermético comercial. Dicho compresor cuenta con motor monofásico de fase deslizante. Para arrancar el motor mediante un devanado secundario. Los refrigeradores domésticos tienen un relé tipo PTC (coeficiente de temperatura positiva, dispositivo de control para el arranque del motor), en donde el devanado secundario se desconecta y el devanado primario arranca el motor.

La estrategia de control óptimo ON/OFF es el más usado en los refrigeradores domésticos, la migración de fluidos y los transitorios de arranque-parada del motor del compresor hacen de este método ineficiente. Las frecuencias de los períodos de encendido-apagado afecta negativamente a la eficiencia energética del sistema en general. Debido a las corrientes de arranque y apagado en los ciclos de alta frecuencia, se desperdicia energía por transferencia de calor, conducción y convección, disminuyendo la eficiencia del sistema cuando está a temperaturas muy bajas del refrigerador.

El método de Åström & Hägglund (1984), es el más preciso para esta investigación, y es el más referenciado en la literatura para estos sistemas, por tanto, es tomado en cuenta para mejorar la eficiencia energética del sistema. El modelo de sistema es de primer orden más tiempo muerto representa con mayor fidelidad el funcionamiento real de un refrigerador en condición de ciclo.

3.1.2 Control PID

El control PID clásico es el algoritmo de control más usual, en donde se utilizan algoritmos de tres modos: proporcional (P), integral (I) y derivativo (D). La proporcional hace referencia a cambios proporcionales en el error a la salida del control, es decir es la diferencia entre el punto de ajuste y la variable de proceso. La integral verifica la variable de proceso en

un lapso y rectifica la salida al reducir la compensación de la variable del proceso. El derivativo da seguimiento a la tasa de cambio de la variable de proceso para alterar la salida si hay cambios inusuales. Al compararlo con otro tipo de controladores, el control PID tiene un menor costo en relación con el beneficio obtenido. Del 90-95% de los lazos de control son PID para aplicaciones de sistemas de control (Borase et al., 2020).

Las estructuras más usadas para controladores PID son paralelo y serie; en el tipo paralelo la acción proporcional, integral o derivativa están separados, y son combinados mediante la suma, cada término es independiente del resto. El tipo serie se basa en las características del circuito electrónico análogo y neumático, considerando la ecuación ideal entonces la ganancia proporcional afecta a las tres acciones, y también las constantes derivadas como integrales alteran la acción proporcional. Los más usados son algoritmos de serie no interactiva.

De los métodos de sintonización, los clásicos más conocidos son, el método de prueba y error, el método de respuesta escalonada de Ziegler & Nichols (1942), el método de respuesta de frecuencia de Ziegler-Nichols, el método de sintonización de relés Åström & Hägglund (1984) y el método Cohen-Coon (1953). Estos métodos clásicos de sintonización consideran supuestos en el proceso y la salida deseada, logran conseguir una característica analítica o gráfica del proceso utilizada para configurar el controlador. Los métodos antes mencionados como característica principal son fáciles de implementar y el cálculo es en menor tiempo, para etapas iniciales son excelentes, pero no entregan resultados esperados por los supuestos, por lo tanto un ajuste complementario debe ser tomado en cuenta. Otra desventaja de los métodos clásicos de sintonización es únicamente usada en modelos FOPDT (first-order plus dead-time, primer orden más tiempo muerto) y SOPDT (second-order plus dead-time, segundo orden más tiempo muerto).

Las investigaciones con respecto a los controles PID (proporcional, integral y derivativo) se enfocan más en el ajuste del control (tuning), por ejemplo existe; el autoajuste (self-tuning) referido a procesos ejecutados continuamente cuando el controlador está trabajando regulando procesos, y existe la sintonización automática (autotuning) referido a los procesos bajo demanda ejecutados cuando el controlador está trabajando pero no está regulando procesos continuamente o en tiempo real; además también existe el ajuste genético de PID, afinación robusta y óptima, PID inteligente, PID difuso, PID óptimo, PID adaptable y PID de orden fraccionario.

De los métodos de sintonización inteligente, Fong-Chwee et al. 1998, propusieron controladores PID autoajustable utilizando la técnica de asignación de polos, los cuales daban excelente control en los procesos de tiempo muerto. En la misma línea A. Besharati Rad et al (1997) también introdujeron un método de autoajuste el cual era más veloz, se aprovechó para controladores PID sin sintonización automática, también presentó el método de búsqueda de Newton-Raphson el cual facilita y prescinde complejos métodos de solución de

raíces de la ecuación característica. En el estudio de Koivo & Tantt (1991), se analizó muchos métodos de ajuste de un controlador PID en sistemas SISO (Single Input Single Output, una sola entrada una sola salida) y sistemas MIMO (Multiple Input Multiple Output, múltiple entrada múltiple salida), los enfoques para procesos ignorados se examinan en múltiples variables, sus descubrimientos generalmente son utilizados a sistemas con retardo de tiempo y sistemas de parámetros distribuidos.

El método de Zhuang y Atherton se basa en un instructivo de ajuste automático para un controlador PID diagonal en sistemas TITO (two-input two-output, dos entradas dos salida); con dos controladores de relé consiguió la frecuencia crítica y la ganancia de proceso aplicado a las fórmulas de sintonía, obtuvieron una configuración óptima para su controlador PID, el cual fue utilizado en la generación de fórmulas con el fin de tener parámetros del controlador del proceso FOPDT, muy aplicado en la industria de procesos.

Los procesos integradores e inestables de Poulin & Pomerleau (1996) aportaron un método de ajuste sistémico de PI y PID, su método de sintonización parte de una especificación de resonancia de pico máximo dando como resultado parámetros simples de sintonización. El método para la sintonización de PID de Wang et al. (1999) tiene alto rendimiento en muchos procesos de autorregulación lineal, adapta la respuesta de frecuencia del proceso a una distribución SOPDT modelando las particularidades monótonas y las oscilatorias del proceso, los polos de lazo cerrado se determinaron utilizando métodos clásicos de análisis del lugar geométrico de las raíces, este método fue comprobado para aplicación industrial de sistemas de HVAC.

El esquema de control adaptable en un sistema SISO de Haung et al. (2002) realizado con la sintonización en de controladores PID, utilizó dos bucles adaptativos con el propósito de obtener una robusta estabilidad del sistema, el lazo inicial analiza y sintoniza el controlador en línea sin prescindir del rendimiento nominal del diseño, el segundo bucle cada cierto tiempo detecta errores de modelado en línea y sintoniza otra vez al controlador, luego el sistema lo considera como un sistema nuevo configurado para dar un rendimiento de control efectivo.

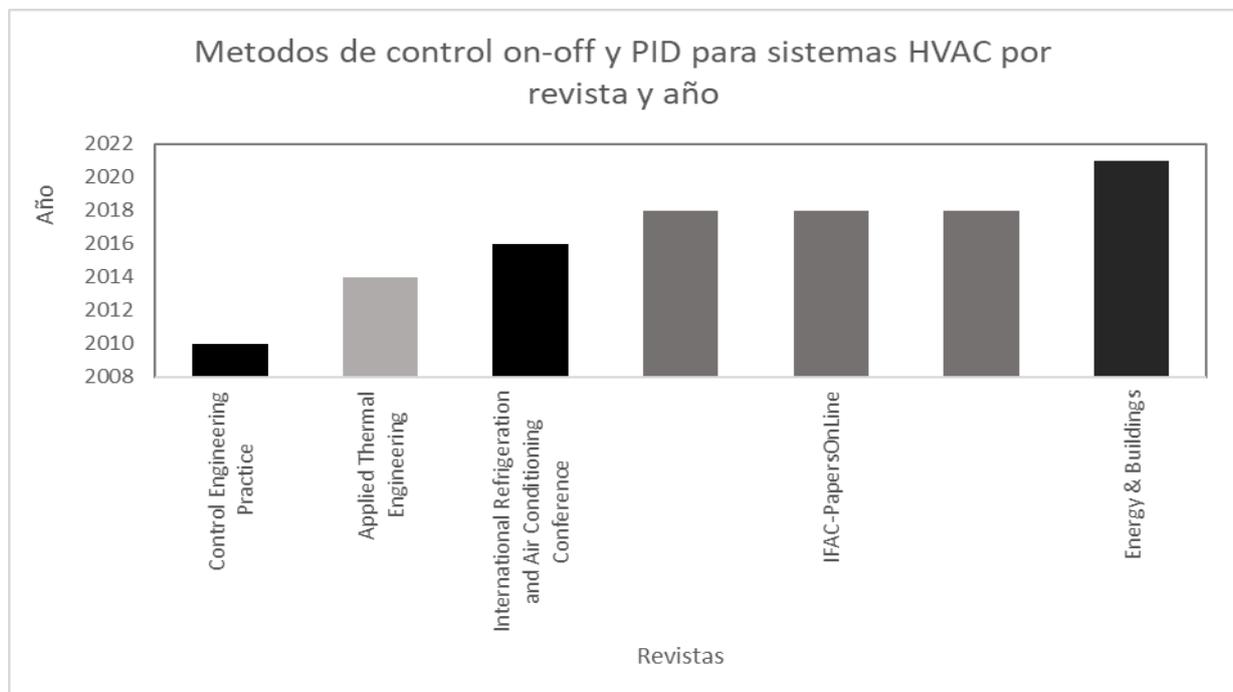
Como última propuesta de método de sintonización está la de B. Kristiansson & B. Lennartson (2002, 2009) donde realizaron un ajuste robusto y óptimo de controladores PI y PID, también propusieron un guía de estimación, un método de diseño analítico y un control de modelo interno robusto, el control de modelo interno para PI y PID en donde el factor de sintonización toma parámetros de sintonización importantes para las particularidades de robustez de la frecuencia media y la alta frecuencia, por tanto es muy recomendable este control de modelo interno robusto para la sintonía de los controladores.

El control PID aplicado en un ciclo de refrigeración trans-crítico con dióxido de carbono (CO₂) como fluido de trabajo, se llevó a cabo en un análisis de control térmico en lazo cerrado de un ciclo de refrigeración, se plantea un modelo de balance de energía concentrado las cuales generan ecuaciones diferenciales de primer orden no lineales para el condensador y evaporador, en donde se controla la temperatura de salida para ambos intercambiadores de calor, el compresor y la válvula estranguladora son modeladas con relaciones simplificadas. Las ecuaciones gobernantes son simplificadas a un sistema lineal y se aplica la estrategia de control PID para lograr eficientes escenarios de control. Se evalúa el sistema no lineal usando un código numérico comercial para mejorar las peculiaridades generales del control. Finalmente, al contrastar ambos criterios, lograr condiciones estables es más complicado con un sistema lineal debido a la temperatura, la cual tiene sobre impulsos muy pronunciados. El control del evaporador no logra un funcionamiento estable debido al rendimiento térmico del condensador.

Se observa la siguiente figura 15, en donde la revista IFAC-PapersOnline tiene la mayor cantidad de investigaciones importantes del método de control PID, las revistas Control Engineering Practice, International Refrigeration and Air Conditioning Conference y Energy & Buildings cuentan con una investigación importante del método de control ON-OFF cada una, finalmente la revista Applied Thermal Engineering solo cuenta con una investigación importante del método de control PID.

Figura 15

Control ON-OFF y PID por revista y año



Nota. Elaboración propia

3.2 Tecnologías de control avanzado

3.2.1 PID mejorado

Las técnicas de control PID mejorado más utilizadas son: el control PID descentralizado, control multivariable por desacoplamiento, control LQG, modelo de control predictivo y control robusto.

Además, se tiene en la bibliografía el diseño robusto MIMO de un PID para sistemas de HVAC, la propuesta de un control robusto de orden fraccional para ayudar a diseñar controladores robustos, el fin de dicha propuesta es conseguir eficiencia energética y cumplir con la demanda de refrigeración. Lograron buen rendimiento de control y una consistente estabilidad para diferentes escenarios de trabajo.

Otra aplicación del control PID mejorado es un enfoque robusto y desacoplado: en un sistema de HVAC el controlador tiene dos PID descentralizados con el fin de controlar la temperatura del fluido secundario del evaporador en consecuencia cumplir la demanda de refrigeración manipulando la velocidad del compresor, y también controlar el grado de sobrecalentamiento manipulando la válvula de expansión. Para minimizar el alto acoplamiento entre variables controladas se resuelve una matriz de desacoplamiento parcial, la sintonización de los PID se logra aplicando parametrización afín y tomando en cuenta la condición de estabilidad robusta. Al comparar el control PID con enfoque robusto y desacoplamiento, tiene buenos índices de desempeño y optimizando el comportamiento dinámico de las variables controladas con respecto al control PID descentralizado.

3.2.2 Control Model Predictive Control MPC

El control predictivo modelo (MPC) es una técnica de control que surgió a fines de la década de 1980 para el control de procesos en la industria química. Las metodologías de MPC se han aplicado a los controles de energía de edificios con el objetivo principal de minimizar el consumo de energía y maximizar el tiempo de servicio.

Actualmente, los edificios inteligentes han suscitado un gran interés conforme las tecnologías de información y comunicación evolucionan, siendo capaces de predecir la temperatura del ambiente, clima y radiación solar. Además, pueden modificar las operaciones en los sistemas de refrigeración de forma oportuna, manteniendo la calidad del aire y el confort al interior de la edificación.

En ese sentido, el MPC resulta una posible solución factible para los sistemas HVAC (Heating, Ventilation, Air Conditioning) en reducir sus costos y hacer uso eficiente de la energía, volviéndose más efectivo en función al procesamiento de sistemas de automatización de edificios, ya que puede aplicar estrictas restricciones en las variables de decisión en relación de requerimientos del confort térmico de los ocupantes (OTC) o usar algoritmos de optimización multiobjetivo para la evaluación de objetivos de energía y confort (Yang et al. 2021). El MPC aplica el modelo de la planta para pronosticar estados futuros del sistema.

El control MPC está conformado por los siguientes elementos: función objetivo, las restricciones y el modelo; estos componentes pueden tener diferentes formas y variaciones, es así que aparecen los siguientes tipos de control MPC: MPC estocástico, MPC robusto, MPC adaptativo, MPC distribuido y MPC híbrido, los mismos que se describen a continuación:

– MPC robusto:

Se entiende que un sistema de control es robusto al mantener la estabilidad y cumplir con los estándares a lo largo de una clase de señales de ruido, un intervalo de revisiones del modelo y un intervalo de rangos de incertidumbre (Santoro et al., 2021).

Por mucho tiempo ha sido cuestión de controversia la robustez de MPC para modelar. Se conoce poco acerca del control robusto en sistemas lineales con restricciones, aun cuando existe una extensa teoría de control robusto en sistemas lineales. Este tipo de problema se ha abordado recientemente en el marco del MPC (Moheimani et al. 2022 & Liu et al. 2021).

Igualmente, el MPC es adaptativo y es controlado por retroalimentación, convirtiéndolo en una alternativa de interés para retos con mediciones de rendimiento y limitaciones estrictas. No obstante, la incertidumbre del modelo y los subsistemas conectados generan dudas notables sobre la confiabilidad y escalabilidad de esta técnica cuando se aplica a HVAC. Como indican Bae et al. (2021), la presencia conjunta de incertidumbre y restricciones físicas plantea serias preocupaciones sobre la robustez.

Al mismo tiempo, el modelado preciso de edificios y sistemas HVAC es un desafío por la discrepancia del modelo o las causas de interrupción. Los elementos comunes de perturbaciones exógenas son cargas de enfriamiento, radiación solar, temperatura externa y nivel de ocupación (Afram et al. 2017). Por lo tanto, las incertidumbres representan un desafío para la estrategia de control de MPC, lo que da como resultado una precisión subóptima. Los problemas pueden solucionarse a través del desarrollo de un sistema MPC robusto, que es una forma abreviada de MPC nominal que asegura que todas las secuencias de incertidumbre factibles satisfagan los criterios de control del estado. En este caso, se supone que la incertidumbre está restringida para una formulación robusta de MPC.

– MPC estocástico:

El control MPC requiere datos futuros sobre la mayoría de las condiciones ambientales y del sistema, como las temperaturas interiores y exteriores, precios de la energía, y los niveles de ocupación. En ese sentido, ya que la mayoría de estos datos proyectados exhiben un comportamiento probabilístico, es fundamental utilizar MPC estocástico como se describe en la investigación de Chang et al. (2022), donde utilizaron un modelo de cadena de Markov para anticipar el comportamiento del MPC estocástico, lo que determinó un ahorro de energía del 40 % con respecto a un controlador PID. Además, el modelo de cadena de Markov mejoró la carga computacional.

Para el MPC robusto la secuencia de control de estado con frecuencia se logra solucionando el modelo de optimización sujeto a todas las posibles secuencias de perturbaciones considerando el peor de los casos; en el MPC estocástico este requisito se convierte en la minimización de una función de costo esperado en relación con las secuencias de perturbaciones. El control MPC requiere la predicción de los estados y entradas del sistema para generar acciones de control, todos estos pronósticos y modelos implican incertidumbre en el sistema, tal como indica la bibliografía Joe (2022), quién examinó la influencia de varias fuentes de incertidumbre en el rendimiento de MPC mediante la simulación de un edificio utilizando EnergyPlus. Esta investigación demuestra que la influencia más significativa en el desempeño de MPC es causada por las discrepancias en la medición de la ocupación y la incertidumbre del modelo. Asimismo, se demuestra que los desajustes en los modelos de plantas pueden alterar el uso de energía hasta en un 40 % y las fluctuaciones de ocupación pueden alterar el consumo de energía hasta en un 30 %. Además, los errores de medición de la temperatura exterior y la carga solar tienen una influencia insignificante en el rendimiento del MPC. Incluso con tales errores, se ha demostrado que los controladores MPC pueden ahorrar entre un 13 y un 40 % de energía en comparación con los controladores tradicionales.

Así también, el rendimiento de MPC se ve afectado por el modelo de construcción, ya que el consumo de energía en el modelo de construcción puede diferir del consumo de energía real (Brandi et al. 2022). Se puede demostrar que los modelos de calor interno que no coinciden pueden tener un efecto en el rendimiento del almacenamiento de energía térmica de MPC (Matsuda et al. 2022).

Del mismo modo en la investigación de Lee et al. (2022), se realizó una evaluación experimental de MPC estocástico con predicciones de ocupación y meteorológicas en un edificio del campus de la Universidad Nacional de Chonnam, Corea; estimándose que este controlador puede ahorrar entre un 6% y un 25% de energía. Por otra parte, la investigación realizada por Lu et al. (2021), quienes formularon un MPC de base probabilística utilizando el pronóstico del tiempo como una variable estocástica. El MPC estocástico genera al menos un 3 % más de ahorro de energía en comparación con un MPC estándar cuando se utiliza la predicción meteorológica (Chen & Zhang, 2021).

– MPC distribuido:

Resulta un esfuerzo informático costoso para el MPC el tamaño del modelo de un edificio en proporción a la cantidad de habitaciones, debido a este inconveniente surgen como alternativas de solución el MPC descentralizado y el MPC Distribuido.

En la investigación realizada por Wang & Zhao, (2022), se diseñó un MPC distribuido con predicción de ocupación y clima utilizando un programa cuadrático secuencial (SQP) y descomposición dual. Asimismo, la investigación de Wang et al. (2021), analizaron cómo se puede usar el MPC distribuido para controlar la asignación de energía entre los agentes en un sistema que integra fuentes de energía renovable. Por otro lado, en la investigación de Yousefi

et al. (2019), se simuló un controlador distribuido utilizando una red de controladores MPC; donde cada MPC tiene acceso a la temperatura media de la zona vecina. La programación dinámica se empleó en este trabajo para proporcionar una solución analítica a los desafíos distribuidos.

El MPC distribuido se otorgó como un método para disminuir los gastos de servicios públicos de calefacción en edificios comerciales multizonas por medio del uso de la metodología de descomposición de Benders. El modelo propuesto fue comparado con el controlador PI en (Taheri et al., 2021).

En el trabajo de investigación de Taheri et al, (2022), se demostró cómo descentralizar el MPC estocástico con probabilidades predeterminadas usando el enfoque de descomposición dual de subgradiente. El problema lineal con un costo de energía y una función de costo para variables de holgura se resolvió utilizando el enfoque de programación lineal. Esta investigación evidencia que un MPC distribuido da como resultado una solución para una construcción de diez zonas que se calcula casi cuatro veces más rápido computacionalmente.

– MPC basado en la ocupación:

Los sistemas de control avanzado en las edificaciones con nivel de ocupación variable dependen en gran medida de la información sobre el comportamiento de los ocupantes. La información acerca de los estados de ocupación (p. ej., estados de presencia/ausencia) se puede utilizar para graduar las temperaturas restringidas para conservar energía durante los tiempos de desocupación mientras se mantiene suficiente comodidad térmica para los ocupantes a su llegada. Se pueden aprovechar varias funciones para incorporar el comportamiento de los ocupantes en los sistemas de control predictivo. Se han determinado alrededor de 13 características diferentes en investigaciones anteriores para crear modelos de predicción de ocupación. Una selección responsable de esos criterios puede incrementar el rendimiento de la predicción, dada la gama de características disponibles. La hora del día es la función más utilizada, representando más del 34 %, seguida por el día de la semana, que representa alrededor del 16 % de todas las funciones. Es evidente que características tales como la hora del día, el día de la semana, los fines de semana y las estaciones son las que tienen más probabilidades de afectar el rendimiento de la predicción de ocupación, ya que existen relaciones aparentes entre ellas con los patrones de ocupación. Sin embargo, no está claro qué cualidades son las más beneficiosas y cuántas proporcionarán los mejores resultados. La ventilación controlada por demanda (DCV) es un enfoque de control de ahorro de energía que reduce el ritmo del suministro de aire externo a una zona durante los momentos de ocupación parcial. DCV modula la tasa de ventilación a lo largo del tiempo según los datos de los sensores que detectan los contaminantes del aire interior o la ocupación. El DCV tiene dos posibles beneficios: una mejor gestión de las concentraciones de contaminación en interiores y una reducción del uso de energía y la demanda máxima de energía. DCV tiene

el mayor potencial para ser rentable en aplicaciones con las siguientes características: (i) domina un solo o pequeño número de contaminantes, de modo que la ventilación suficiente para controlar la concentración de los contaminantes dominantes proporciona un control efectivo de todos los demás contaminantes; (ii) grandes edificios o habitaciones con ocupación impredecible temporalmente variable o emisión de contaminantes; y (iii) climas con altas cargas de calefacción o refrigeración. Actualmente, la mayoría de los sistemas DCV se basan en el monitoreo y regulación de las concentraciones de CO₂. Pocos estudios de casos bien documentados han cuantificado los ahorros de energía y la rentabilidad de DCV. Los estudios de casos analizados demuestran que, en aplicaciones adecuadas, DCV puede generar ahorros de energía considerables con un tiempo de recuperación típico de unos pocos años.

El control MPC basado en la ocupación puede ser objeto de una investigación separada, ya que en los últimos años se han creado varios modelos de predicción del nivel de ocupación para la integración con técnicas de control sofisticados. Para evitar lidiar con las complejidades asociadas con la predicción de la ocupación, algunos investigadores desarrollaron modelos simplificados. Es el caso de la investigación realizada por Cholewa et al. (2021), donde se introdujo un enfoque matemático para crear las características energéticas de los edificios y sus sistemas de calefacción, independientemente del efecto de sus habitantes. Requiriendo solamente como entradas el calor real entregado al sistema de calefacción y las condiciones climáticas exteriores locales (temperatura, velocidad del viento e insolación solar) de un edificio. En términos de la temperatura exterior correspondiente, el resultado es un modelo energético del edificio.

Asimismo, en la investigación de Bilous et al. (2018), se establece una herramienta práctica para predecir el rendimiento energético de un edificio basada en un modelo de regresión para la predicción de la temperatura del aire interior y una variedad de elementos de influencia internos y externos. Se tienen en cuenta los elementos climáticos externos, como la temperatura del aire exterior, la velocidad y dirección del viento, y las ganancias de calor solar que dependen de la orientación de las superficies de las ventanas del edificio. Las variables internas consisten en la carga de calefacción, el número de pisos, la tasa de intercambio de aire, etc. EnergyPlus se puede combinar con el modelo propuesto para analizar el impacto de las variables que varían con el tiempo en el estado térmico de un edificio.

Por otro lado, Anđelković & Bajatović (2020), desarrollaron un enfoque basado en datos para combinar los resultados de los sistemas de pronóstico del tiempo en modelos de predicción del consumo de energía. Este estudio se basa en la idea de que un pronóstico preciso del uso futuro de la energía beneficiará a todos los participantes del mercado y contribuirá a la creación de un sistema energético más limpio y sostenible.

Resulta necesario referenciar el porcentaje de varios tipos de edificios utilizados como bancos de pruebas en los estudios citados. Es evidente que los edificios residenciales y de oficinas representaron la mayoría de los proyectos de estudio anteriores. Esto se debe a que

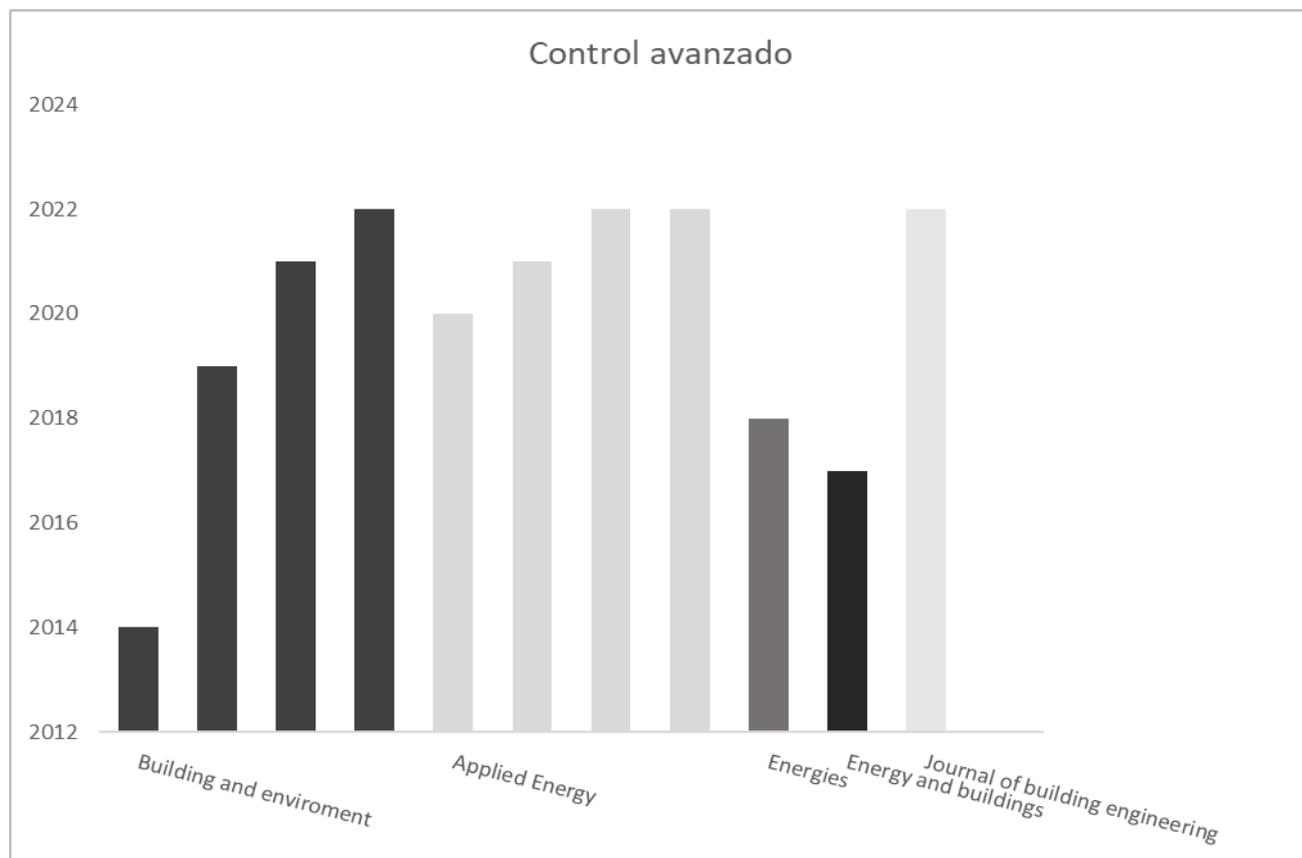
dichas estructuras facilitan a los investigadores la realización de pruebas y la recopilación de los datos necesarios. Por el contrario, la recopilación de datos en otros tipos de edificios comerciales puede generar mayores preocupaciones sobre la privacidad y ha recibido menos atención por parte de los académicos. Los edificios comerciales, como salones, centros de conferencias y hoteles, representan el 14 % de la investigación anterior, y hay menos evidencia sobre la eficacia de la gestión de HVAC de MPC en el sector industrial y otros tipos de edificios.

Los sistemas HVAC en las edificaciones no residenciales como Centros educativos, por ejemplo, emplean una gran cantidad de energía y la reducción de la misma se puede realizar a través de estrategias de control avanzadas. Es así que, el control predictivo modelo (MPC) es una solución factible, siendo que por medio de este MPC se permite adaptar la temperatura del aire de distribución y la tasa de flujo de aire previo a una conferencia.

Como referencia Merema et al. (2022) en su investigación cuyo objetivo fue desarrollar y demostrar un marco MPC para un sistema de aire que controla la temperatura ambiente y CO₂-concentraciones, asegurando la minimización del uso de energía y garantizando la calidad del aire interior y confort en un edificio educativo real por medio de un BACnet para comprobar el rendimiento real. Se compararon dos técnicas de identificación de modelos: un modelo lineal autoregresivo con entrada exógena (ARX-MPC) y un modelo no lineal de resistencia-capacitor de caja gris (RC-NMPC), resultando el modelo ARX-MPC con menor uso computacional, resultando más simple en su estructura. Cabe señalar que ambos modelos presentan una limitación en su rendimiento dependiendo de la calidad de los datos de medición recabados.

Asimismo, los ahorros de energía calculados fueron del 10% al 40% para el uso de energía eléctrica y del 21% al 55% para el uso de energía térmica, dependiendo básicamente de la precisión de pronóstico de ocupación. Sin embargo, este marco MPC no es transferible a otras edificaciones y se requiere períodos más prolongados de medición para sustentar el rendimiento del MPC.

En la siguiente Figura 15, se visualiza las principales investigaciones realizadas en técnicas de control avanzado en los diferentes años por diversas revistas. Por ejemplo: la revista Applied Energy ha realizado investigaciones en los años 2020, 2021 y 2022.

Figura 16*Control avanzado por año y revistas**Nota.* Elaboración propia**3.2.3 MPC – Machine learning**

- MPC basado en datos:

Los modelos MPC inversos o basados en datos son una alternativa a los modelos MPC basados en principios físicos (Ferreira et al., 2012 & Ruano et al., 2016). Los modelos basados en datos son muy simples de crear debido a que no requieren conocimientos del principio físico del sistema. Para construir modelos basados en datos, se precisa un conjunto completo de datos de entrada y salida del sistema en todas las condiciones operativas posibles. Como consecuencia, la sencillez con la que se pueden explicar estos modelos se da debido a una menor capacidad de generalización en comparación con los modelos MPC basados en principios físicos. Cuando los datos de entrenamiento difieren de los datos de prueba, la precisión de los modelos basados en datos disminuye considerablemente. Como resultado, es necesario entrenar dichos modelos con datos que abarquen todas las condiciones operativas posibles; siendo retador para los sistemas a gran escala, como los sistemas HVAC que funcionan en una variedad de circunstancias climáticas durante el año.

Debido a que los modelos se entrenan en un conjunto limitado de situaciones y pueden no ser lo suficientemente precisos en un conjunto diferente de distribuciones de prueba, a veces se utilizan modelos adaptativos. Alternativamente, varios investigadores utilizan modelos diferentes para los sistemas de refrigeración a lo largo de las temporadas de calefacción y refrigeración. Es así como la red neuronal artificial (ANN) es el enfoque más utilizado para modelar sistemas no lineales por su excelente precisión en relación a otros métodos. Las ANN simulan el cerebro humano mediante el uso de muchas neuronas en varias capas. Las ANN debidamente entrenadas podrían aproximarse con precisión a cualquier proceso no lineal. Existen diversas arquitecturas ANN, pero la más frecuente es la estructura de perceptrón multicapa (Ruano et al., 2016).

Del mismo modo las ANN se integran con un modelo del control MPC para proponer un marco de control local y de supervisión para sistemas HVAC con compresores enfriados por aire tal como se muestra en la bibliografía de He et al. (2014); una aplicación para un edificio de campus con una UTA y una VAV se ve en la referencia de Kusiak et al. (2010). Se ha utilizado para una instalación aeroportuaria con cinco zonas térmicas según Kusiak et al. (2011) & Andrew Kusiak et al. (2011). Una aplicación de redes neuronales para un sistema HVAC con terminales VAV y AHU en edificios de oficinas se puede leer en Kusiak et al. (2014). Para un sistema de aire acondicionado autónomo con un compresor podemos apreciar en Wei et al. (2015). Para un edificio de oficinas con ventilación natural integrada se ha realizado en Zeng et al. (2015). Para un edificio de cinco zonas ha investigado Chiang et al. (2014). En cuando a un edificio escolar se puede ver en Kim et al. (2016).

Es importante señalar a las técnicas de machine learning o modelado de aprendizaje automático (ML) es un enfoque de modelado basado en datos que construye un modelo basado simplemente en datos, significando que un modelo de construcción basado en ML podría predecir la dinámica del edificio sin conocer la física y la información del edificio (Hopmann, 2017).

En diversas investigaciones se han aplicado técnicas de ML para predecir ambientes interiores (Romeu et al., 2013), consumos de energía (Edwards et al., 2012), comportamientos de ocupación (Peng et al., 2018 & Wang et al., 2018) y las condiciones climáticas (Devi et al. 2012) para edificios. Por lo tanto, el enfoque de modelado de edificios basado en ML podría ser una solución prometedora para construir MPC para edificios grandes y complejos.

Como referencian también Yang et al. (2020) en su investigación titulada: "Model predictive control with adaptive machine-learning-based model for building energy efficiency and comfort optimization", donde se presenta el sistema un esquema de modelado de dinámica de construcción adaptativo basado en aprendizaje automático que actualiza el modelo de construcción regular utilizando datos de operación de construcción en línea a través de una red neuronal artificial (ANN) dinámica con una estructura exógena autorregresiva no lineal. Asimismo se utiliza una función multiobjetivo con dos necesidades

contradictorias que son la de optimizar la eficiencia energética y el confort térmico interior. El MPC formulado se implementa y evalúa experimentalmente su rendimiento de control para verificar los sistemas de aire acondicionado y ventilación mecánica en dos bancos de pruebas de una sola zona, una oficina y una sala de conferencias, ubicados en Singapur. El sistema de control predictivo del modelo se compara con el sistema de control reactivo original (termostato en la oficina y sistema de gestión del edificio en la sala de conferencias) en cada banco de pruebas. El sistema de control predictivo del modelo reduce un 58,5% el consumo de energía térmica de enfriamiento en la oficina y un 36,7% el consumo de electricidad de enfriamiento en el salón de actos, en contraste con su respectivo control original. Por otro lado, el confort térmico interior en ambos bancos de pruebas también mejora notablemente gracias al sistema de control predictivo del modelo. Con ello se podría reducir en gran medida el tiempo de construcción del modelo a días en comparación con su contraparte que utiliza modelos basados en la física, cuya construcción suele tardar meses. Sin embargo, el enfoque de modelado basado en el aprendizaje automático podría verse enfrentado por la falta de datos esenciales para la preparación de modelos en caso de desarrollo de control predictivo de modelos antes que el edificio se haya convertido operacional.

De igual importancia, algunas investigaciones modernas han aplicado técnicas de ML a MPC para la eficiencia energética y la optimización del ambiente interior en edificios. Por ejemplo, el estudio de Ferreira et al. (2012), donde se implementó un controlador MPC con un modelo de construcción basado en una red neuronal artificial (ANN) en un edificio público para controlar su sistema HVAC para optimizar el consumo de energía y confort térmico interior. Asimismo, la investigación de Bünning et al. (2020), se implementó un controlador MPC con un modelo de construcción basado en bosques aleatorios en un departamento para controlar la temperatura del aire de la habitación, obteniendo una reducción del 24,9 % en el consumo de energía de enfriamiento en comparación con un controlador de histéresis convencional. Además, la investigación de Aswani et al. (2012), implementó un controlador MPC con un modelo de construcción basado en datos en una instalación de prueba de HVAC para optimizar la eficiencia energética de HVAC obteniendo un ahorro de energía promedio de 1,5 MWh en contraste al control original. No obstante, los ensayos en las investigaciones citadas se realizaron en un lapso breve, de horas a días. Generalmente los estudios previos sobre MPC con un modelo de construcción basado en ML en la literatura se basan en simulaciones. Tal es el caso de la investigación de Smarra et al. (2018), desarrollando un controlador MPC utilizando un modelo de construcción basado en bosques aleatorios, demostrando mediante simulaciones que tiene un rendimiento comparable con respecto a un MPC con un modelo de construcción basado en la física típica. Asimismo, los resultados de simulación del estudio realizado por Huang et al. (2014), indicaron una reducción del 5 al 18% en el consumo de energía HVAC, utilizando un modelo de construcción de aeropuerto basado en ANN para evaluar un controlador MPC con un modelo de construcción basado en la física. Por otro lado, las simulaciones hechas en la investigación de Chen et al. (2018), obtuvieron

que el controlador MPC proporciona un mejor confort térmico comparándose con un controlador basado en reglas para edificios de ventilación híbrida usando un modelo de edificio basado en ANN. El estudio realizado por Reynolds et al. (2018), desarrollaron un controlador MPC usando un modelo de construcción basado en ANN para programar puntos de ajuste de calefacción en un edificio, mostrando en sus simulaciones que el controlador MPC logró una reducción de energía del 27 % en comparación con el control convencional. Por su parte la investigación de Afram et al. (2017), desarrollaron un controlador MPC para un edificio residencial utilizando un modelo de construcción basado en ANN y en sus simulaciones se halló una capacidad de ahorro de energía del 6% al 73%. Se requiere aún investigaciones experimentales que permitan evaluar el rendimiento de MPC con un modelo de construcción basado en ML cubriendo un tiempo prolongado.

Es de vital importancia para el MPC de los edificios la precisión del modelo de construcción en la predicción de la evolución futura de las condiciones del edificio, debido a su principio de funcionamiento. Sin embargo, sin el conocimiento preciso de la física del edificio, la construcción de modelos de edificios basados en ML se basa generalmente en datos históricos de operaciones de edificios, planteándose grandes desafíos en la precisión del modelo. En diversas circunstancias, la accesibilidad de datos de operación de edificios de alta calidad es restringida por las limitaciones prácticas tales como el cronograma del proyecto de construcción, contractilidades en la capacidad del sistema Building Automation and Control (BAC) original en la recopilación de datos, etc. También, los datos recopilados por el sistema BAC original son datos de operación del edificio bajo el control del sistema BAC original. Es posible que los datos no capturen las características de operación del edificio cuando están controlados por MPC.

El modelo de construcción también requiere una actualización continua para captar los cambios de algunas características físicas del edificio a lo largo del tiempo debido a cambios en factores externos, como el clima o factores internos, tales como mobiliario interno y distribución de ocupación, etc. Sin embargo, la mayoría de los sistemas MPC basados en ML propuestos en estudios anteriores no tienen el mecanismo de actualización automática del modelo. Una solución a estos desafíos es desarrollar un modelo de construcción basado en ML autoadaptable que explote los datos de operación de construcción en línea para actualizar el modelo de construcción continuamente a medida que MPC controla el edificio en tiempo real.

El estudio de Yang et al. (2020) tuvieron como objetivo desarrollar un sistema MPC utilizando un modelo de construcción basado en ML autoadaptativo para administrar los sistemas ACMV para una eficiencia energética y un confort térmico interior óptimos. El rendimiento de control del sistema MPC se evalúa experimentalmente en edificios de prueba reales. Las novedades de la investigación son: el desarrollo de un esquema de modelado de edificios adaptativo utilizando ML que aborda las principales limitaciones actuales de los

sistemas MPC basados en ML para el control de edificios, y llenando el vacío de largo plazo, evaluación del rendimiento experimental a largo plazo de MPC con modelos basados en ML en edificios reales. El sistema MPC desarrollado que utiliza un modelo de construcción basado en ML se implementa en dos bancos de pruebas de edificios reales (una oficina y una sala de conferencias) que se encuentran en el campus de la Universidad Tecnológica de Nanyang (NTU) en Singapur.

Por otro lado, la investigación de Yang & Pun Wan (2022), titulada: “Machine-learning-based model predictive control with instantaneous linearization - A case study on an air conditioning and mechanical ventilation system”, proyecta un MPC basado en ML con un esquema de linealización instantánea (IL), que aplica datos de operaciones de construcción en tiempo real para linealizar el modelo de construcción basado en ML no lineal para construir un MPC lineal en cada intervalo de control. El MPC basado en ML proyectado con sistema IL se implementa para controlar un sistema de aire acondicionado en una oficina de un edificio de hospital general ubicado en Singapur para la evaluación experimental de su rendimiento de control. El MPC basado en ML con IL se compara con un MPC basado en ML que usa directamente un modelo de construcción basado en ML no lineal y el termostato de oficina original basado en control reactivo. Se muestra en los resultados que se redujo considerablemente el tiempo de cómputo (en más de 70 veces) en comparación con el MPC basado en ML, pero preservó la mayoría de las ventajas del MPC basado en ML. Asimismo, se lograron reducciones del 31,6 % y 26,0 %, en el consumo de energía de enfriamiento en comparación con el termostato original, respectivamente. Además, ambos sistemas MPC mejoraron significativamente el confort térmico interior de la oficina en comparación con el termostato original.

3.3 Inteligencia artificial (IA) en control de sistemas de refrigeración

3.3.1 *Sistemas de control inteligente*

Al reducir el consumo de energía en los equipos, con los sistemas de control inteligente, ello conlleva a mejorar la eficiencia energética,

Aguilar et al. (2021), con la revisión sistemática de la Literatura sobre el uso de la inteligencia artificial en la autogestión energética en edificios inteligentes, definieron que en un dominio donde actualmente hay mucho interés, es en el desarrollo de sistemas de control inteligente, que permitan un mejor aprovechamiento de las plataformas energéticas de los edificios inteligentes. En este contexto existen varios desafíos:

- Desarrollar controles dinámicos basados en RL métodos. En este contexto, se pueden definir varios enfoques, como DRL, RL en línea o RF con señales de recompensa, para considerar la dinámica y la incertidumbre del contexto.

- Definir esquemas de control adaptativo y distribuido para edificios integrados en sistemas energéticos inteligentes, que consideran los modelos adaptativos y bandas de confort para las diferentes estaciones y comportamientos de los usuarios.
- Formular un enfoque de control distribuido inteligente para los diferentes subsistemas en un edificio como el sistema de iluminación LED, el sistema HVAC, etc.

Tabla 8

Resumen de estudios realizados de control de IA y ahorro de energía

Referencia	Método de control (IA)	Parámetros de salida	Consumo de energía/beneficios
Bengea et al. (2015)	MPC	La temperatura	20% de reducción en temporada de invierno 70% de reducción en temporada de verano
West et al. (2014)	MPC/ estocástico lineal	La temperatura	15% en el consumo total de energía 16% en el consumo total de energía en comparación con PI
Salamone et al. (2016)	MPC	-	20% de reducción en temporada de invierno 16% en el consumo total de energía en comparación con PI
Ma Y et al. (2012)	MPC	La temperatura	20% de reducción en temporada de invierno 16% en el consumo total de energía en comparación con PI
Wallace et al. (2012)	MPC	Temperatura del aire, humedad, velocidad del aire	16% en el consumo total de energía en comparación con PI
Katsigarakis et al. (2016)	PI/ lógica genética	La temperatura	-
Jazizadeh et al. (2014)	Lógica difusa	Flujo de aire	39% de reducción de energía en el flujo de aire promedio
Ghahramani et al (2014)	Lógica difusa	Flujo de aire	13% de reducción en el flujo de aire promedio diario
Mokhtar et al (2014)	Lógica difusa/ algoritmo adaptativo gaussiano	La temperatura	-
Hussain et al (2014)	Lógica difusa/ Lógica genética	Temperatura del aire, humedad, velocidad del aire	16,2 % de reducción de energía 4 % a 9 % de reducción de energía en comparación con el controlador PI

Behrooz et al (2015)	MPC	Temperatura del aire, humedad, velocidad del aire	
Kirubakaran et al (2015)	Lógica difusa	La temperatura	-
Sourbron et al (2013)	MPC/PSO	La temperatura	-
Klaučo et al (2014)	MPC	La temperatura	15% de reducción en el consumo de energía 31% de ahorro en el costo de la energía
Lee YM et al (2015)	MPC/NARX	La temperatura	
Ruano A et al (2015)	MPC/NARX	Temperatura del aire, humedad, velocidad del aire	-
Sturzenegger et al (2015)	MPC/NARX	La temperatura	17% de reducción en el consumo de energía

Nota. Príncipe, Amanda Shankar Hati (2021). A comprehensive review of energy-efficiency of ventilation system using Artificial Intelligence page 10. Indian Institute of Technology (Indian School of Mines), Dhanbad, India. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111153>.

Tabla 9

Oportunidades de mejora de la eficiencia energética en el sistema de ventilación

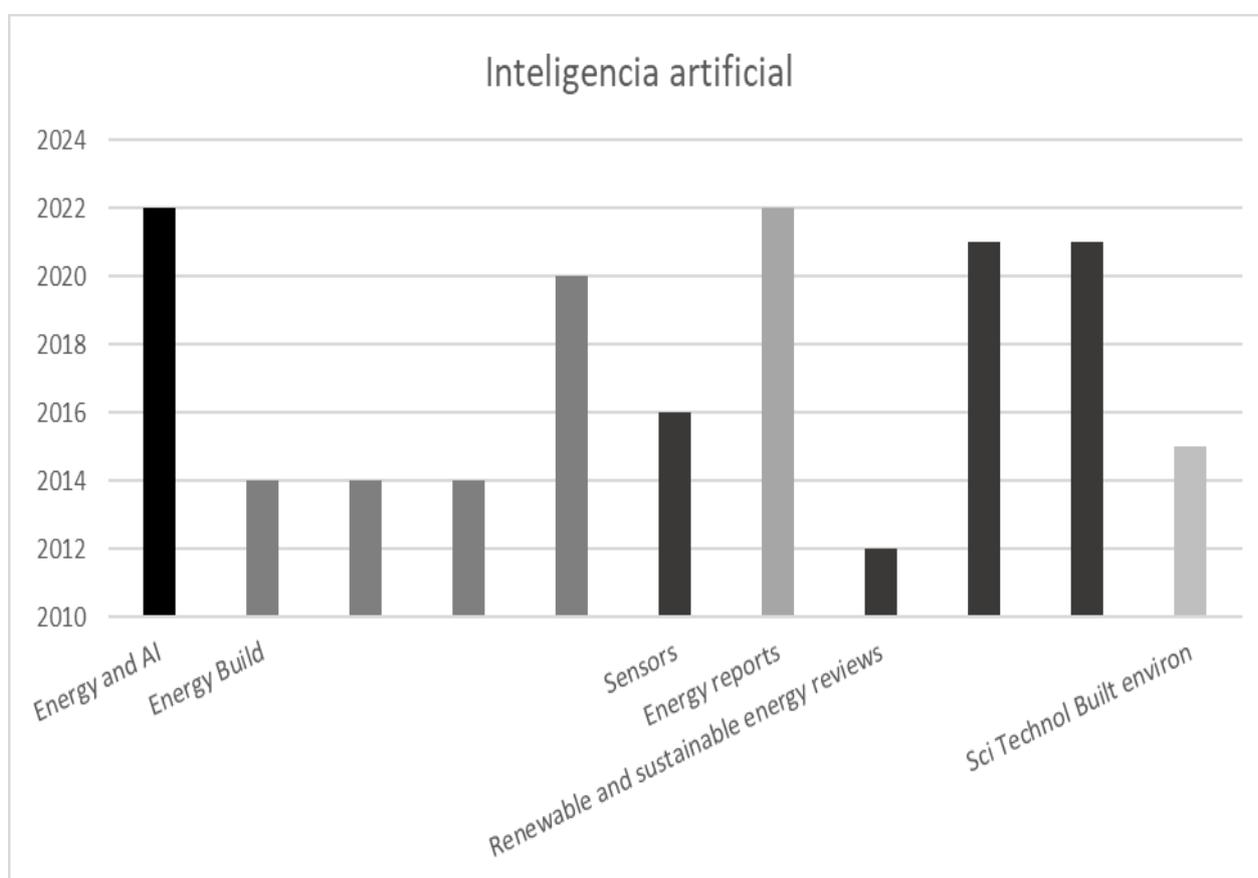
Categoría de mejora de la eficiencia energética	Medidas de mejora de la eficiencia energética	El ahorro de energía rango %
Diseño y selección de componentes. Quian et al. (2017)	Mediante la selección del material y las aspas del ventilador adecuado.	5 – 15
	Mediante el modelado adecuado del sistema de ventilación.	10 – 20
	Mediante el uso de motores eficientes.	1 – 5
	Instalación de componentes mecánicos eficientes como engranajes y transmisión.	10 – 20

Control y ajuste. Saidur et al (2012), Hati et al. (2021)	Sustitución de los métodos de control convencionales, como la válvula y el acelerador, con VSD.	5 – 50
Predicción del flujo de aire. Voukantsis et. al. (2011)	Método artificial de selección adecuada para la estimación del flujo de aire.	1 – 8

Nota. Príncipe, Amanda Shankar Hati (2021). A comprehensive review of energy-efficiency of ventilation system using Artificial Intelligence page 10. Indian Institute of Technology (Indian School of Mines), Dhanbad, India. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111153>.

Figura 17

Control avanzado IA



En la siguiente Figura 17, se visualiza las principales investigaciones realizadas en técnicas de control avanzado en los diferentes años por diversas revistas. Por ejemplo: la revista Energy Build ha realizado investigaciones en los años 2014 y 2020.

La IA es una rama de la informática que desarrolla sistemas con capacidades de inteligencia y razonamiento más próximas a las de los humanos. La capacidad de las redes neuronales biológicas simplificadas motiva a la IA a aplicarse a modelos computacionales de redes de neuronas artificiales (Park & Lek, 2016). La importancia de los sistemas de inteligencia artificial incluye: (i) la capacidad de aprender la relación funcional entre las entradas y salidas de datos, (ii) la precisión aproximada de las funciones continuas, (iii)

predecir datos lineales/no lineales invisibles, y (iv) utilizar la generalización y la flexibilidad funciona con mayor precisión que los métodos estadísticos tradicionales (Gill et al.,2020). El objetivo principal del desarrollo del sistema de IA es asegurar una precisión más cercana a los humanos en el razonamiento, la acción, la percepción y la incertidumbre. Los sistemas de IA modelan y pronostican aplicaciones de ingeniería de series temporales no lineales, reconocen patrones y clasifican y resuelven problemas agrupados (Hosoz & Ertunc, 2016). El uso de redes neuronales es una tendencia de vanguardia para el desarrollo de sistemas de bombas de calor, refrigeración y aire acondicionado.

Han surgido modelos de inteligencia artificial (IA) en las últimas décadas para sistemas RHVAC. Los rendimientos de predicción de varias estructuras de IA y la precisión de la aproximación universal, como las redes neuronales de avance, las redes neuronales de función de base radial, la inferencia neurodifusa adaptativa y las redes neuronales recurrentes, crean un gran interés para la vanguardia de las investigaciones científicas, en las que se analizan las topografías existentes de los modelos de redes neuronales para el modelado del sistema RHVAC, la predicción de energía y las fallas, y la detección y el diagnóstico. Los estudios muestran que las estructuras de IA requieren estandarización y mejora para ajustar hiperparámetros (como peso, sesgo, funciones de activación, número de capas ocultas y neuronas). Por otro lado, la selección de funciones de activación, validación y algoritmos de aprendizaje depende de la idoneidad del autor para una aplicación específica, retropropagación, la selección de prueba de error del número de capas ocultas y las neuronas de las capas ocultas, y los algoritmos de aprendizaje de Levenberg-Marquardt, siguen siendo metodologías predominantes para desarrollar estructuras de IA. Para la aplicación de modelos de IA las principales limitaciones en los sistemas RHVAC incluyen gradientes de explosión o desaparición, interpretación y compensación de precisión, y saturación de entrenamiento y sensibilidad limitada.

Como hace referencia DS Adelekana et al. (2022), tuvo como objetivo brindar aplicaciones actualizadas de diferentes arquitecturas de IA en sistemas RHVAC e identificar las limitaciones y perspectivas asociadas, la interpretación y la precisión se compensan, y la saturación del entrenamiento y la sensibilidad limitada.

Cabe señalar que la conservación de la energía, la gestión del rendimiento y la mejora de la tecnología de los sistemas de refrigeración, calefacción, ventilación y aire acondicionado (RHVAC) son los principales desafíos, ya que es casi imposible desarrollar un sistema RHVAC ideal con la capacidad de abordar las recomendaciones dinámicas de Las Naciones Unidas para la Protección del Medio Ambiente (PNUMA) y de los consumidores con respecto a la seguridad, el rendimiento y la economía óptimos (Adelekan et al.,2021). Las complejidades que surgen de (i) la eliminación gradual y la actualización de los fluidos de trabajo convencionales (refrigerantes) como las categorías de clorofluorocarbonos (CFC), hidroclorofluorocarbonos (HCFC) e hidrofluorocarbonos (HFC), (ii) identificación de

refrigerantes ideales compatibles con el patrón de usuario emergente, especialmente para stand -el sistema RHVAC solo, centralizado o descentralizado, y (iii) las cláusulas de compatibilidad para fuentes renovables (como eólica, solar, mareomotriz, geotérmica) como energía alternativa son justificaciones para el desarrollo de un nuevo sistema RHVAC (Sarbú et al, 2014). Es así que, los problemas multiobjetivo complejos que requieren soluciones de alta precisión para optimizar el coste y el rendimiento del RHVAC ideal se resuelven utilizando técnicas de inteligencia artificial (Mohanraj et al.,2012).

Del mismo modo, la comparación de los enfoques de prueba experimentales y teóricos con modelos basados en inteligencia artificial muestran una mayor velocidad, precisión y un tiempo de evaluación más corto (Aprea et al.,2017). En investigaciones recientes muchos modelos engorrosos y monitoreo de sistemas de ingeniería que utilizan modelos de IA están disponibles (Aprea et al. 2017; Mohanraj et al.,2012). Las observaciones de la velocidad computacional eficiente, la simplicidad y la capacidad para resolver problemas lineales y no lineales multivariantes utilizando IA son conclusiones comunes. Los modelos de IA mapean de manera excelente la relación entre las variables de entrada y salida sin requerir ecuaciones analíticas (Mohanraj et al.,2012).

Los estudios sobre los sistemas de IA están evolucionando rápidamente y cada vez es más difícil identificar variaciones en las clasificaciones emergentes. La distinción entre los enfoques de aprendizaje automático, inteligencia artificial y ciencia de datos es casi inexistente. Las IA combinan metodologías de algoritmos de aprendizaje automático (como vector de soporte, árbol de decisión, red neuronal basada en k, aprendizaje bayesiano, aprendizaje profundo), neurocomputación y técnicas de ciencia de datos (incluidas estadísticas, visualización, minería de texto, experimentación, pronóstico de series temporales, minería de procesos, paradigmas de procesamiento, preparación de datos) para mejorar su capacidad de imitar las funciones cognitivas humanas requeridas. Muchos sistemas de ingeniería, incluidos los de refrigeración y aire acondicionado, adoptan técnicas de IA de procesamiento de lenguaje natural, ciencia de decisiones, sesgo, visión, robótica, lingüística, Hosoz & Ertunc (2016); Esén et al. (2008); Mirnaghi & Haghghat (2020), debido a la capacidad de la IA para extraer información útil sin requerir suposiciones y ecuaciones complejas a través de algoritmos de aprendizaje automático y minería de datos.

El aprendizaje automático de IA se clasifica en aprendizaje supervisado, semisupervisado, no supervisado, profundo y reforzado según el tipo de datos (continuo, discreto, cualitativo, cuantitativo) y el requisito de la tarea. Siendo que los algoritmos de aprendizaje supervisado son más adecuados para problemas de clasificación y regresión debido a sus precisiones de predicción y modelado (Lizhi et al., 2021). Por el contrario, los algoritmos de aprendizaje no supervisados son adecuados para problemas de agrupamiento. La necesidad de ventajas superiores a los algoritmos de aprendizaje supervisado y no

supervisado condujo al desarrollo del aprendizaje semisupervisado. Por lo tanto, permite el mapeo de datos etiquetados y no etiquetados (Ver Gangadhar & Shanta (2018)).

En el aprendizaje reforzado, los pasos óptimos hacia la meta objetiva dependen de las consecuencias del entorno de entrenamiento previo. El aprendizaje profundo combina la inicialización de pesos y sesgos utilizando algoritmos de ajuste de propagación hacia atrás y aprendizaje no supervisado (Jelmer et al.,2020). La mayoría de los algoritmos de aprendizaje de IA pueden minimizar las funciones de error (o función de pérdida, función de costo) al rastrear con precisión los parámetros óptimos globales a través de técnicas de optimización (como optimización de partículas de enjambre, simples, máquinas de vectores de soporte y monitoreo de visualización de descenso de gradiente, descenso de gradiente por lotes, estocástico), descenso de gradiente, descenso de mini gradiente). Las neuronas de IA estiman los modelos de relación de datos de entrada y salida.

Las interconexiones neuronales entre estas capas permiten la recepción y transmisión de señales. La arquitectura de red de neuronas artificiales más antigua es el Perceptrón multicapa (MLP) dispuesto de forma realimentada. La red neuronal artificial Feedforward permite solo el procesamiento de señales de reenvío utilizando neuronas iguales a las variables de entrada y salida identificadas. La estructura simplificada de las redes neuronales NN consta de al menos una entrada, una salida y una capa oculta. Recepción, el procesamiento y la transmisión de señales de información ocurren entre estas múltiples capas de bloques computacionales interconectadas. Estas capas contienen neuronas equipadas con funciones de suma y transferencia preinfundidas. Las neuronas reciben un número exacto de señales de entrada y transmiten una estimación no lineal de estas señales de entrada como señales de salida. Las salidas estimadas no lineales de los nodos o neuronas consisten en la señal de entrada de valor real, pesos, sesgos, función de suma y función de activación. Por lo general, las funciones de suma suman todos los pesos y sesgos asignados a la señal de entrada. Las salidas computacionales de una neurona se comprimen en diferentes rangos (como 0 y 1, +1 y -1, etc.) según sus funciones de activación seleccionadas (como funciones sigmoideas, tangentes hiperbólicas, binarias, lineales, etc.). La clasificación de IA, la previsión, el reconocimiento de patrones, etc., los atributos se correlacionan directamente con las funciones de activación seleccionadas (Enrique et al., 2018).

La IA imita las capacidades de neurocomputación del cerebro humano. Por lo tanto, existen diversas estructuras de IA con capacidades de funcionamiento únicas y controles de mecanismos para el procesamiento de información y la toma de decisiones.

Varias clasificaciones de sistemas de IA de acuerdo con las estructuras (como retroalimentación, función de base radial, redes neuronales modulares, convolucionales y recurrentes autoorganizadas de Kohonen (ver Mulholland et al.,1995), tipo de funciones (suma, activación, transferencia), algoritmos (aprendizaje o validación), enfoque de mapeo de

función de costo (descenso de gradiente, descenso de gradiente por lotes, etc.) y medición estadística del rendimiento (RMSE, R2, COV, etc.).

Sin embargo, comprender la capacidad de los sistemas de IA para aplicaciones futuras requiere detalles de las variedades disponibles dentro de las estructuras de IA existentes. Por ejemplo, la investigación de Mohanraj et al. (2012) se verificó el rendimiento y las características de las estructuras de las redes neuronales artificiales, la red neuronal con polarización radial, el sistema de inferencia neurodifuso adaptativo, la red neuronal de avance multicapa, la red neuronal de regresión generalizada para el modelado predictivo de acondicionadores de aire, bombas de calor y sistemas de refrigeración. Los autores no proporcionaron información sobre las características de las capacidades de la estructura de IA para modelar híbridos de estos sistemas. Dado que la justificación principal para adoptar redes neuronales artificiales es la capacidad de resolver procesos de sistemas complejos, las complejidades encontradas con la integración de sistemas de calefacción, refrigeración y energía únicos e híbridos, el análisis de energía y exergía, la construcción de pronósticos de carga RHVAC.

La detección y el diagnóstico de fallas de RHVAC se pueden resolver con estructuras de IA (Haddi et al., 2015; Gill et al., 2019a; Chen,2020; Zhimin et al.,2014). Las redes neuronales de inteligencia artificial pueden modelar adecuadamente sistemas erráticos o aleatorios (Haslinda et al.,2013). Otras justificaciones para seleccionar redes neuronales inteligentes artificiales incluyen (i) capacidades de razonamiento (Gill et al.,2019b); y retención de la memoria (Sendra-Arranz & Gutiérrez,2020).

Además, las tecnologías de modelado disponibles para AC se identifican como ARIMA, red neuronal de retropropagación y red neuronal recurrente de memoria a largo plazo a corto plazo (Chonggang et al., 2020). Aunque estos modelos dependen de modelos de regresión, ARIMA y las redes neuronales de retropropagación no son sensibles a la aleatoriedad inducida por el entorno. La identificación de los autores de la baja sensibilidad de la red neuronal de retropropagación a las variaciones ambientales (datos aleatorios) alentó el desarrollo de una experiencia que retiene la red neuronal de memoria a corto plazo (también llamada red neuronal recurrente) para una predicción de energía del aire acondicionado. Los requisitos de selección y las justificaciones para adoptar cualquier arquitectura de IA dentro de los sistemas RHVAC dependen de las diferentes características de la aplicación. Optimización de la seguridad, el rendimiento y la economía de los sistemas de refrigeración, aire acondicionado y calefacción (RACHP) ha sido un desafío significativamente complejo en las últimas décadas. Abundantes estudios de optimización sobre los subcomponentes de RACHP, reemplazo de fluidos de trabajo primarios/secundarios (refrigerantes), temperatura ambiente/operativa, etc., afirman un tiempo computacional prolongado como justificación para aumentar el enfoque de modelado de IA (Li et al., 2019; Tomczak & Kaminski,2001).

Así como la inteligencia artificial (IA) se ha aplicado ampliamente en los sistemas de energía, como el calentamiento solar de agua, los sistemas HVAC, la generación de energía y la previsión de carga. (Kalogirou et al., 2001), también la IA se ha aplicado en los sistemas de energía renovable en diversos aspectos, como la predicción del potencial de la energía solar, el análisis de incertidumbre estocástica de varios niveles, los controles inteligentes, la detección y el diagnóstico de fallas, las optimizaciones de un solo objetivo y de múltiples objetivos. Las aplicaciones de la IA en el análisis de incertidumbre estocástica y el diseño robusto incluyen generalmente el desarrollo de modelos no lineales basados en datos, la predicción del rendimiento energético basado en la incertidumbre, la incertidumbre y el análisis estadístico.

Los controles inteligentes con IA también se han estudiado en energía solar fotovoltaica (como el seguimiento del punto de máxima potencia con el cambio del voltaje del terminal fotovoltaico al voltaje óptimo identificado), turbinas eólicas (como el control pasivo de pérdida y estrategias activas de control de cabeceo) y almacenamientos naturales de energía de refrigeración/calefacción (como una estrategia inteligente de carga/descarga). Para garantizar la seguridad, fiabilidad, y la operación de estabilidad de los sistemas renovables, la detección y el diagnóstico de fallas basados en IA pueden proporcionar un monitoreo del sistema en línea con alta automatización. red neuronal profunda.

La transición a la neutralidad de carbono en los sectores de la construcción requiere combinaciones de sistemas renovables e inteligencia artificial (IA) para lograr robustez, confiabilidad, automatización y flexibilidad. Como lo señala la investigación de Zhou et al. (2022), donde se realizó una revisión exhaustiva de las aplicaciones de IA en sistemas renovables para informar sobre el progreso, la tendencia y los desafíos actuales. Analizando los mecanismos de aprendizaje subyacentes de varias aplicaciones basadas en IA, en términos de técnicas de modelado sobre pronóstico de energía solar, análisis de incertidumbre estocástica de niveles múltiples, controles inteligentes, detección y diagnóstico de fallas, optimizaciones de objetivos únicos y múltiples y edificios inteligentes.

Además, las técnicas de IA en el uso de energía renovable se han analizado claramente, con respecto a la evaluación del potencial solar, el análisis de incertidumbre estocástica de niveles múltiples, los controles inteligentes, detección y diagnóstico de fallos, optimizaciones mono y multiobjetivo. Los resultados hallados determinaron que, en comparación con los modelos físicos, los modelos basados en datos muestran superioridad en la simplificación y modificación de modelos, alta precisión de predicción y eficiencia computacional. Para mejorar la solidez operativa del sistema en escenarios de incertidumbre multinivel, se propuso un enfoque genérico con inteligencia artificial, que incluye el desarrollo de modelos basados en datos no lineales, la predicción del rendimiento energético basada en la incertidumbre, la incertidumbre estocástica y el análisis estadístico. Además, la inteligencia artificial también se puede aplicar en sistemas renovables para seguridad, confiabilidad y estabilidad. Dicha

investigación proporciona una hoja de ruta clara sobre el desarrollo histórico, los avances recientes, las técnicas y el progreso de vanguardia, y el futuro. optimizaciones mono y multiobjetivo. Los resultados mostraron que, en comparación con los modelos físicos, los modelos basados en datos muestran superioridad en la simplificación y modificación de modelos, alta precisión de predicción y eficiencia computacional. Para mejorar la solidez operativa del sistema en escenarios de incertidumbre multinivel, se propuso un enfoque genérico con inteligencia artificial, que incluye el desarrollo de modelos basados en datos no lineales, la predicción del rendimiento energético basada en la incertidumbre, la incertidumbre estocástica y el análisis estadístico.

Así también, los edificios son uno de los principales consumidores de energía en las ciudades, generándose diversas investigaciones al respecto. De manera especial en los sistemas de gestión de energía de los edificios los cuales deben estar a la vanguardia en los próximos años. Con ello las técnicas de inteligencia artificial desempeñan un rol fundamental en estas mejoras.

Aguilar et al. (2021), en su investigación, destaca una revisión sistemática de la literatura sobre investigaciones que se han realizado en los últimos años para mejorar los sistemas de gestión de energía para edificios inteligentes utilizando técnicas de inteligencia artificial, siendo su aporte de originalidad donde se agrupan según el concepto de “Ciclos Autónomos de Tareas de Análisis de Datos”, que define que un sistema de gestión autónomo requiere de tareas especializadas, como tareas de seguimiento, análisis y toma de decisiones para alcanzar objetivos en el entorno , como mejorar la eficiencia energética. Esta organización del trabajo nos permite establecer no solo el posicionamiento de las investigaciones, sino también la visualización de los desafíos y oportunidades actuales en cada dominio.

Conclusiones

En relación con la agroexportación en el Perú, podemos advertir que, los sistemas de refrigeración desempeñan un rol fundamental en la sociedad y en el sector industrial, puesto que estos sistemas preservan la calidad de los alimentos, inclusive en el traslado de un continente a otro.

Se puede decir que en la pandemia del COVID-19 los sistemas de refrigeración se desempeñan como un medio de propagación importante, sin embargo un diseño con ventilación apropiada, dirección de flujo de aire y presión diferencial coadyuvan a aliviar el riesgo de transmisión, el diseño defectuoso aumentaría su propagación; por ello se requiere realizar un rediseño científico con dispositivos anti pandémicos que permita neutralizar virus, así como cualquier microorganismo que afecte al aire en el interior de un ambiente.

En la visita técnica realizada, se evidenció que el consumo eléctrico de los equipos de refrigeración en la cámara de frío representa aproximadamente el 37.26% del consumo total del centro de distribución de la citada planta. Por lo que es importante, el estudio de una estrategia de automatización en ese sector.

Los modelos matemáticos basado en primeros principios deben asumir ciertas hipótesis, como por ejemplo la temperatura constante de un estado a otro, o de los caudales entre componentes o etapas, de tal manera que estos supuestos ayuden en la minimización de los tiempos de simulación de los modelos. Ya que no es bueno tener un modelo complejo que conlleve mucho tiempo de computación.

Las hipótesis de los modelos basado en primeros principios deben considerar las limitaciones de la plataforma de software en la que se va a ejecutar, a pesar de lo comentado, se ha podido apreciar en diferentes artículos científicos que este tipo de modelos en los sistemas de refrigeración presentan buena concordancia al contrastar con datos reales o experimentales.

Asimismo, es de indicar que, para la atención de problemas complejos de dinámica en sistemas no lineales, son idóneos los Sistemas de Red Neuronal Artificial (ANN) y la Técnica de Support Vector Machine (SVM). En comparación con ANN, el SVM es resistente al ajuste excesivo de datos y tiene un mejor rendimiento que ANN simple, además, SVM puede encontrar la solución óptima global en los datos y proporciona el mejor ajuste para los datos.

El Data Mining poseen ciertas características, como una fácil implementación, la capacidad de manejar datos ruidosos con muchas variables y relaciones no lineales complejas entre entradas y salidas, esto permitió el uso en sistemas de control HVAC. Por otro lado, estos modelos cuentan con inconvenientes como la dificultad en la interpretación física del modelo desarrollado, asimismo, el rendimiento se degrada cuando las condiciones se desvían de las condiciones de prueba.

La implementación de la estrategia de control ON/OFF no implica demasiada inversión, pero al tratar de mantener el espacio refrigerado dentro del valor objetivo la frecuencia de encendido y apagado aumenta, por lo tanto, hay mayor desgaste de los componentes del sistema de refrigeración a vapor, en especial el compresor, otra consecuencia es aumento de costo energéticamente por tanto tiene una baja eficiencia energética.

Los controles PID son muy utilizados para sistemas de control por sus beneficios a un menor costo, es decir evita el desgaste de componentes del equipo en los sistemas de refrigeración por compresión de vapor, de esta manera, hay un ahorro en el mantenimiento o cambio de componentes. El enfoque de las investigaciones con respecto al control PID está concentrando en la sintonización de sus parámetros y el autoajuste de control.

La técnica de caja gris es una mezcla de los modelos de caja blanca y negra que se adapta a la necesidad del sistema y corregir errores de ambos modelos. Su estructura esencial se configura a través de métodos justificados en la física, y los parámetros del modelo se delimitan con el uso de algoritmos de aproximación en los datos medidos del sistema. La estructura de una planta de refrigeración es bastante compleja en la que se dinamizan las perturbaciones, restricciones e incertidumbres consideradas al ejecutar la dinámica total del sistema. En ese sentido, un modelado adecuado permitirá manejar dichas alteraciones en el sistema de refrigeración. Sin embargo, conforme a las investigaciones realizadas en el tema, la mayoría de los modelos presentan una deficiencia y limitaciones con las perturbaciones e incertidumbres, resultando un gran reto desarrollar un modelo efectivo y preciso para el sistema HVAC que permita también, una disminución en el consumo energético de un edificio, manteniendo el confort en su interior.

Para obtener una mejora en el rendimiento de un sistema de refrigeración, se han efectuado modelos como por ejemplo los modelos "basado en datos" que implica un proceso de recopilación de información del rendimiento del sistema en la realidad y, posterior a ello, se establece un algoritmo matemático vinculado a la relación entre la variable de entrada y salida.

Es indispensable usar estrategias efectivas en control avanzado en los sistemas de refrigeración, ya que es el principal factor de consumo en un edificio y de esta forma, mejora la eficiencia energética en los edificios, garantizando el confort y calidad de aire al interior. No obstante, la selección e implementación de la técnica correcta de modelado para mejorar de

forma precisa y efectiva los sistemas de refrigeración, es un gran reto, aun cuando en las últimas décadas ha habido grandes avances.

El MPC resulta una posible solución factible para los sistemas HVAC (Heating, Ventilation, Air Conditioning) en reducir sus costos y hacer uso eficiente de la energía, volviéndose más efectivo en función al procesamiento de sistemas de automatización de edificios, ya que puede aplicar estrictas restricciones en las variables de decisión en relación de requerimientos del confort térmico de los ocupantes (OTC) o usar mecanismos de optimización multiobjetivo para la evaluación de objetivos de energía y confort . El MPC aplica el modelo de la planta para pronosticar estados futuros del sistema.

A pesar de que se han realizado numerosos estudios sobre la construcción de modelos MPC, solo unos pocos artículos de investigación han utilizado algoritmos más sofisticados, como enfoques de aprendizaje profundo, para capturar patrones más ocultos en conjuntos de datos relevantes. Además, se descubrió que la mayor parte de las investigaciones anteriores se centró en los sistemas de control MPC en edificios de oficinas o residenciales.

Se requiere usar enfoques cada vez más sofisticados, como el aprendizaje profundo, para descubrir patrones no lineales en perfiles de carga, niveles de ocupación, generación renovable y dinámicas de transferencia de calor, además de usar el aprendizaje por refuerzo para desarrollar algoritmos de control basados en la ocupación y comparar los resultados con el control basado en MPC.

Los edificios inteligentes con automatización completa son candidatos futuros para el próximo tipo de diseño de edificios. Por lo tanto, MPC se destaca como uno de los candidatos prometedores para el esquema de control, ya que equilibra los objetivos de optimización conflictivos y la reducción de las cargas de refrigeración y calefacción El rendimiento del controlador MPC se puede mejorar mediante una mejor estimación y predicción de los factores de perturbación, como la relación de humedad, la temperatura ambiente, la radiación solar, la tasa de ocupación, etc.

Uno de los retos en sistemas de refrigeración en edificios inteligentes, es la definición de esquemas de control adaptativos y distribuidos para los edificios integrados en sistemas energéticos inteligentes. Otro de los retos se encuentra vinculado al enfoque de control distribuido inteligente para los diferentes subsistemas en un edificio como el sistema de iluminación LED o el sistema HVAC, entre otros.

Investigaciones pasadas generalmente han llevado a cabo estudios experimentales o de simulación de sistemas HVAC de edificios, como residenciales, comerciales, educativos, etc. BMS se puede incorporar fácilmente en este tipo de edificios con MPC, ya que tiene una mejor tecnicidad. Algunos de los principales problemas que obstaculizan el crecimiento del mercado MPC en los sistemas de la vida real son la falta de expertos calificados y eficientes, el costo de la modernización, etc.

El MPC supera a otros controladores convencionales como PID, RBC, PI, control heurístico, etc. En cuanto a ahorro energético, minimización de costes consumos, maximización del confort térmico, etc.

Las técnicas de IA desempeñarán un rol fundamental en las mejoras de gestión de energía de los edificios los cuales deben estar a la vanguardia en los siguientes años.



Referencias bibliográficas

- Abdul Afram, Farrokh Janabi-Sharifi, Black-box modeling of residential HVAC system and comparison of gray-box and black-box modeling methods, *Energy and Buildings*, Volume 94, 2015, Pages 121-149, ISSN 0378-7788, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.02.045>.
- E.A. Abdelaziz, R. Saidur, S. Mekhilef, A review on energy saving strategies in industrial sector, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 15, Issue 1, 2011, Pages 150-168, ISSN 1364-0321, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2010.09.003>.
- Abdul Afram, Farrokh Janabi-Sharifi, Gray-box modeling and validation of residential HVAC system for control system design, *Applied Energy*, Volume 137, 2015, Pages 134-150, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.10.026>.
- Abdul Afram, Farrokh Janabi-Sharifi, Supervisory model predictive controller (MPC) for residential HVAC systems: Implementation and experimentation on archetype sustainable house in Toronto, *Energy and Buildings*, Volume 154, 2017, Pages 268-282, ISSN 0378-7788, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.08.060>.
- Adelekan, D.S., Ohunakin, O.S., Oladeinde, M.H., Jatinder, Gill, Atiba, O.E., Nkiko, M.O., Atayero, A.A., 2021. Performance of a domestic refrigerator in varying ambient temperatures, concentrations of TiO₂ nanolubricants and R600a refrigerant charges. *Heliyon* 7 (2), 6156.]
- Afram A, Janabi-Sharifi F, Fung AS, Raahemifar K. Artificial neural network (ANN) based model predictive control (MPC) and optimization of HVAC systems: a state of the art review and case study of a residential HVAC system. *Energy Build* 2017;141:96–113
- Afram A., & Janabi-Sharifi F. (2014). Review of modeling methods for HVAC systems. *Applied Thermal Engineering*, 67(1-2), 507-19.
- Afroz Z., Shafiullah G.M., Urmee T., & Higgins G. (2018). Modeling techniques used in building HVAC control systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 83, 64-84.
- Aguilar J., Garces-Jimenez A., R-Moreno M.D., Rodrigo García, A systematic literature review on the use of artificial intelligence in energy self-management in smart buildings,

- Renewable and Sustainable Energy Reviews, Volume 151, 2021, 111530, ISSN 1364-0321,
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111530>(<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S136403212100808X>).
- Ajayi, O.O., Ukasoanya, D.E., Ogbonnaya, M., Salawu, E.Y., Okokpujie, I.P., Akinlabi, S.A., Akinlabi, E.T., & Owoeye, F.T. (2019). Investigation of the Effect of R134a/Al2O3 – Nanofluid on the Performance of a Domestic Vapour Compression Refrigeration System. *Procedia Manufacturing*, 35, 112-117.
- Aleksandar S. Anđelković, Dušan Bajatović, Integration of weather forecast and artificial intelligence for a short-term city-scale natural gas consumption prediction, *J. Cleaner Prod.* (ISSN: 0959-6526) 266 (2020) 122096
- Ali Yousefi, Reza Saadati Fard, Uri T. Eden, Emery N. Brown, State-space global coherence to estimate the spatio-temporal dynamics of the coordinated brain activity, in: 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2019, pp. 5794–5798
- Andrew Kusiak, Fan Tang, Guanglin Xu, Multi-objective optimization of HVAC system with an evolutionary computation algorithm, *Energy* 36 (5) (2011) 2440–2449
- Andrew Kusiak, Guanglin Xu, Fan Tang, Optimization of an HVAC system with a strength multi-objective particle-swarm algorithm, *Energy* 36 (10) (2011) 5935–5943
- Andrew Kusiak, Guanglin Xu, Zijun Zhang, Minimization of energy consumption in HVAC systems with data-driven models and an interior-point method, *Energy Convers. Manage.* 85 (2014) 146–153
- Andrew Kusiak, Mingyang Li, Fan Tang, Modeling and optimization of HVAC energy consumption, *Appl. Energy* 87 (10) (2010) 3092–3102
- Angelov PP, Filev DP. An approach to online identification of Takagi-Sugeno fuzzy odels. *IEEE Trans Syst Man Cybern Part B (Cybern)* 2004;34:484–98.
- Antonio E Ruano, Shabnam Pesteh, Sergio Silva, Helder Duarte, Gonçalo Mestre, Pedro M Ferreira, Hamid R Khosravani, Ricardo Horta, The IMBPC HVAC system: A complete MBPC solution for existing HVAC systems, *Energy Build.* 120 (2016) 145–158
- Aprea, C., Greco, A., Maiorino, A., 2017. An application of the artificial neural network to optimize the energy performances of a magnetic refrigerator. *Int. J. Ref.* 82, 238–251.
- Asadi E, Silva MG d, Antunes CH, Dias L, Glicksman L. Multi-objective optimization for building retrofit: a model using genetic algorithm and artificial neural network and an application. *Energy Build* 2014;81:444-56.

- Ascione F, Bianco N, De Stasio C, Mauro GM, Vanoli GP. Artificial neural networks to predict energy performance and retrofit scenarios for any member of a building category: a novel approach. *Energy* 2017;118:999-1017.
- Åström K.J., & Hägglund T. (1984). Automatic tuning of simple regulators. *IFAC Proceedings Volumes*, 17(2), 1867-1872.
- Åström, K.J., & T. Hägglund (1984). Automatic tuning of simple regulators with specification on phase and amplitude margins. *Automatica*, 20(5), 645-651.
- Aswani A, Master N, Taneja J, Krioukov A, Culler D, Tomlin C. Energy-efficient building HVAC control using hybrid system LBMPC. *IFAC Proc* 2012;45(17):496–501
- Aydinalp-Koksall M, Ugursal VI. Comparison of neural network, conditional demand analysis, and engineering approaches for modeling end-use energy consumption in the residential sector. *Appl Energy* 2008;85:271-96.
- B. Merema, D. Saelens, H. Breesch. Demonstration of an MPC framework for all-air system in non-residential buildings. *Building and Environment* 215.(2022) 109053, <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109053>
- Baakeem, S.S., Orfi, J., & Alabdulkarem A. (2018). Optimization of a multistage vapor compression refrigeration system for various refrigerants. *Applied Thermal Engineering*, 136, 84-96.
- Behrooz F, Mariun NB, Marhaban MH, Radzi MAM, Ramli AR. New design approach to MIMO nonlinear controller for direct expansion air conditioning system in building automation system. In: 2015 IEEE 15th International conference on environment and electrical engineering. IEEE; 2015, p. 1706–12. [123] Drgoňa J, Kvasnica M. Comparison of MPC strategies for building control. In: 2013 international conference on process control. IEEE; 2013, p. 401–6.
- Bejarano G., Alfaya, J.A., Rodríguez, D., Morilla, F., & Ortega, M.G. (2018). Benchmark for PID control of Refrigeration Systems based on Vapour Compression. *IFAC-PapersOnLine*, 51(4), 497-502.
- Bendapudi S., Braun J.E., & Groll E.A. (2005). Dynamic model of a centrifugal chiller system—model development, numerical study, and validation. *ASHRAE Transactions*, 111, 132148.
- Bengea SC, Li P, Sarkar S, Vichik S, Adetola V, Kang K, et al. Faulttolerant optimal control of a building HVAC system. *Sci Technol Built Environ* 2015;21(6):734–51.
- Besharati R.A., Lo W.L., & Tsang K.M. (1997). Self-tuning PID controller using Newton–Raphson search method. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 44(5), 717-725.

- Bi Q, Cai W-J, Lee E-L, Wang Q-G, Hang C-C, Zhang Y. Robust identification of first-order plus dead-time model from step response 1999/01/01 *Control Eng Pract* 1999;7:71–7.
- Bi Q, Cai W-J, Wang Q-G, Hang C-C, Lee E-L, Sun Y, et al. Advanced controller auto-tuning and its application in HVAC systems. *Control Eng Pract* 2000;8:633-44.
- Black-box modeling of residential HVAC system and comparison of gray-box and black-box modeling methods, *Energy and Buildings*, Volume 94, 2015, Pages 121-149, ISSN 0378-7788, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.02.045>.
- Boaventura Cunha J, Couto C, Ruano A. A greenhouse climate multivariable predictive controller. In: *Proceedings of the International Conference and British-Israeli Workshop on Greenhouse Techniques towards the 3rd Millennium* 534; 2000, pp. 269–276.
- Boon Chiang Ng, Intan Zaurah Mat Darus, Hishamuddin Jamaluddin, Haslinda Mohamed Kamar, Application of adaptive neural predictive control for an automotive air conditioning system, *Appl. Therm. Eng.* 73 (1) (2014) 1244–1254
- Brandemuehl M.J., Gabel S., & Andresen I. (1993). HVAC 2 toolkit: a toolkit for secondary HVAC system energy calculations. TC 4.7 Energy Calculations: ASHRAE.
- Braun J, Chaturvedi N. An inverse gray-box model for transient building load prediction. *HVAC&R Res.* 2002;8:73–99.
- Browne M.W., & Bansal P.K. (2002). Transient simulation of vapour-compression packaged liquid chillers. *International Journal of Refrigeration*, 25(5), 597-610.
- Bruno F. Santoro, Diego F. Mendoza, David Rincon, Budget-constrained economic model predictive control: A user-friendly proposal for HVAC, *Chem. Eng. Res. Des.* 176, 2021, ISSN 0263-8762, <https://doi.org/10.1016/j.cherd.2021.10.003>.
- Bünning F, Huber B, Heer P, Aboudonia A, Lygeros J. Experimental demonstration of data predictive control for energy optimization and thermal comfort in buildings. *Energy Build* 2020;211:109792
- Cai, J. (2007). Control of refrigeration systems for trade-off between energy consumption and food quality loss. Ph.D. thesis, Dept. of Electronic Systems, Aalborg University, Denmark.
- Chen J, Augenbroe G, Song X. Lighted-weighted model predictive control for hybrid ventilation operation based on clusters of neural network models. *Autom Constr* 2018;89:250–65
- Chen K, Jiao Y, Lee ES. Fuzzy adaptive networks in thermal comfort. *Appl Math Lett* 2006;19:420–6.
- Chen, Li, 2020. Designing a short-term load forecasting model in the urban smart grid system. *Appl. Energy* 266, 114850.

- Chonggang, Zhou, Zhaosong, Fang, Xiaoning, Xu, Xuelin, Zhang, Yunfei, Ding, Xiangyang, Jiang, Ying, Ji, 2020. Using long short-term memory networks to predict energy consumption of air-conditioning systems. *Sustainable Cities Soc.* 55, 102000.
- Chow TT, Zhang GQ, Lin Z, Song CL. Global optimization of absorption chiller system by genetic algorithm and neural network. *Energy Build* 2002;34:103-9.
- Christian Ghiaus, Adriana Chicinas, Christian Inard, Grey-box identification of air-handling unit elements, *Control Engineering Practice*, Volume 15, Issue 4, 2007, Pages 421-433, ISSN 0967-0661, <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2006.08.005>.
- D.S. Adelekan, O.S. Ohunakin, B.S. Paul, Artificial intelligence models for refrigeration, air conditioning and heat pump systems, *Energy Reports*, Volume 8, 2022, Pages 8451-8466, ISSN 2352-4847, <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.06.062>
- Deng, H.-L., Larsen, L., Stoustrup, J., & Rasmussen, H. (2009). Control of systems with costs related to switching: applications to air-condition systems. *IEEE Multi-conference on Systems and Control*, 554-559.
- Devi CJ, Reddy BSP, Kumar KV, Reddy BM, Nayak NR. ANN approach for weather prediction using back propagation. *Int J Eng Trends Technol* 2012; 3(1):19–23)
- Dong B, Cao C, Lee SE. Applying support vector machines to predict building energy consumption in tropical region. *Energy Build* 2005;37:545–53.
- Doyun Lee, Ryoza Ooka, Yuki Matsuda, Shintaro Ikeda, Wonjun Choi, Experimental analysis of artificial intelligence-based model predictive control for thermal energy storage under different cooling load conditions, *Sustainable Cities Soc.* (2022) 103700
- Edwards RE, New J, Parker LE. Predicting future hourly residential electrical consumption: a machine learning case study. *Energy Build* 2012; 49:591–603)
- Esen, Hikmet, Inalli, Mustafa, Sengur, Abdulkadir, Esen, Mehmet, 2008. Performance prediction of a ground-coupled heat pump system using artificial neural networks. *Expert Syst. Appl.* 35 (4), 1940–1948
- Ferreira PM, Ruano AE, Silva S, Conceicao EZE. Neural networks based predictive control for thermal comfort and energy savings in public buildings. *Energy Build* 2012;55:238–51
- Fong-Chwee T., & Sirisena H.R. (1988). Self-tuning PID controllers for dead time processes. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 35(1), 119-125.
- Frausto HU, Pieters JG, Deltour JM. Modelling greenhouse temperature by means of autoregressive models. *Biosyst Eng* 2003;84:147–57.
- Frith, J. (2003). Temperature prediction software for refrigerated container cargoes. *Proceedings of the Institute of Refrigeration*, 1-12.

- Gac, A. (2002). Refrigerated transport: What's new? *International Journal of Refrigeration*, 25(5), 501-503.
- Gangadhar, Shobha, Shanta, Rangaswamy, 2018. Computational analysis and understanding of natural languages: Principles, methods and applications. *Handbook of Statist.* 38 (8), 197–228. <http://dx.doi.org/10.1016/bs.host.2018.07.004>].
- Garnier A, Eynard J, Caussanel M, Grieu S. Low computational cost technique for predictive management of thermal comfort in non-residential buildings. *J Process Control* 2014;24:750-62.
- Ghahramani A, Jazizadeh F, Becerik-Gerber B. A knowledge based approach for selecting energy-aware and comfort-driven HVAC temperature set points. *Energy Build* 2014;85:536–48.
- Ghiaus C., & Hazyuk I. (2010). Calculation of optimal thermal load of intermittently heated buildings. *Energy Build*, 42(8), 1248-1258.
- Gill, J., & Singh, J. (2017). Energy analysis of vapor compression refrigeration system using mixture of R134a and LPG as refrigerant. *International Journal of Refrigeration*, 84, 287-299.
- Gill, J., Singh, J., Ohunakin, O.S., Adelekan, D.S., 2019a. Energy analysis of a domestic refrigerator system with ANN using LPG/TiO₂–lubricant as replacement for R134a. *J. Therm. Anal. Calorim.* 135, 475–488.
- Gill, J., Singh, J., Ohunakin, O.S., Adelekan, D.S., 2019b. Ann approach for irreversibility analysis of vapor compression refrigeration system using R134a/LPG blend as replacement of R134a. *Therm. Anal. Calorim.* 135 (4), 2495–2511.
- Gill, J., Singh, J., Ohunakin, O.S., Adelekan, O.S., Atiba, O.E., Nkiko, M.O., Atayero, A.A., 2020. Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) approach for the irreversibility analysis of a domestic refrigerator system using LPG/TiO₂ nanolubricant. *Energy Rep.* 6, 1405–1417]
- Goyal S., Liao C., & Barooah P. (2011). Identification of multi-zone building thermal interaction model from data. 2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference, 181-186.
- Gunay B, Shen W, Newsham G. Inverse blackbox modeling of the heating and cooling load in office buildings. *Energy Build* 2017;142:200–10.
- Gunn SR. Support vector machines for classification and regression. *ISIS Tech Report* 1998;14.
- Hadi, Taghavifar, Simin, Anvari, Rahim Khoshbakhti, Saray, Shahram Khalilarya, Samad, Jafarmadar Hamid, Taghavifar, 2015. Towards modeling of combined cooling, heating and power system with artificial neural network for exergy destruction and exergy

- efficiency prognostication of tri-generation components. *Appl. Therm. Eng.* 895, 156–168.
- Haslinda, Mohamed Kamar, Robiah, Ahmad, Kamsah, N.B., Ahmad Faiz, Mohamad Mustafa, 2013. Artificial neural networks for automotive airconditioning systems performance prediction. *Appl. Therm. Eng.* 50 (1), 63–70.
- Hati AS, Chakrabarti P, Abawajy JH, Keong NW, et al. Development of energy efficient drive for ventilation system using recurrent neural network. *Neural Computing and Applications* 2021;1–10.
- Homod R.Z. (2013). Review on the HVAC system modeling types and the shortcomings of their application. *Journal of Energy*, 2013, 10.
- Hopmann C. Machine Learning to improve indoor climate and building energy performance MSci thesis University of Illinois at Chicago; 2017.
- Hosoz M, Ertunc HM, Bulgurcu H. Performance prediction of a cooling tower using artificial neural network. *Energy Convers Manag* 2007;48:1349-59.
- Hosoz, M., Ertunc, H.M., 2016. Modelling of a cascade refrigeration system using artificial neural network. *Int. J. Energ. Res.* 30, 1200–1215.
- Hou ZJ, Lian ZW, Yao Y, Yuan XJ. Cooling-load prediction by the combination of rough set theory and an artificial neural-network based on data-fusion technique. *Appl Energy* 2006;83:1033-46.
- Huang G, Wang S, Xu X. A robust model predictive control strategy for improving the control performance of air-conditioning systems. *Energy Convers Manag* 2009;50:2650-8
- Huang G, Wang S, Xu X. Robust model predictive control of VAV air-handling units concerning uncertainties and constraints. *HVACR Res* 2010;16:15–33.
- Huang H, Chen L, Hu E. A neural network-based multi-zone modelling approach for predictive control system design in commercial buildings. *Energy Build* 2015;97:86–97.
- Huang H, Chen L, Hu E. Model predictive control for energy-efficient buildings: an airport terminal building study. In: 11th IEEE international conference on control & automation (ICCA). IEEE; 2014, June. p. 1025–30
- Huang H, Chen L, Mohammadzaheri M, Hu E. A new zone temperature predictive modeling for energy saving in buildings. *Procedia Eng* 2012:142-51.
- Huang H., Chen L., & Hu E. (2015). A neural network-based multi-zone modelling approach for predictive control system design in commercial buildings. *Energy and Buildings*, 97, 86-97.
- Huang H-P., Roan M-L., & Jeng J-C. (2002). On-line adaptive tuning for PID controllers. *IEE Proceedings - Control Theory and Applications*, 149(1), 60-67.

- Hussain S, Gabbar HA, Bondarenko D, Musharavati F, Pokharel S. Comfortbased fuzzy control optimization for energy conservation in HVAC systems. *Control Eng Pract* 2014;32:172–82.
- Iino Y, Murai M, Murayama D, Motoyama I, Kuzusaka S, Ueta K. Hybrid modeling with physical and JIT model for building thermal load prediction and optimal energy saving control. In: *Proceedings of the ICCAS-SICE 2009 - ICROS-SICE International Joint Conference 2009*; 2009, pp. 2008–2011.
- Inna Bilous, Valerii Deshko, Iryna Sukhodub, Parametric analysis of external and internal factors influence on building energy performance using nonlinear multivariate regression models, *J. Build. Eng. (ISSN: 2352-7102)* 20 (2018) 327–336
- Jaewan Joe, Investigation on pre-cooling potential of UFAD via model-based predictive control, *Energy and Buildings*, Volume 259, 2022, 111898, ISSN 0378-7788, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.111898>.
- James, S. J., James, C., & Evans, J. A. (2006). Modeling of food transportation systems - a review. *International Journal of Refrigeration*, 29(6), 947-957.
- Jazizadeh F, Ghahramani A, Becerik-Gerber B, Kichkaylo T, Orosz M. User-led decentralized thermal comfort driven HVAC operations for improved efficiency in office buildings. *Energy Build* 2014;70:398–410.
- Jelmer, M., Wolterink, Konstantinos Kamnitsas, Christian, Ledig, Ivana, Išgum, 2020. Deep Learning: Generative Adversarial Networks and Adversarial Methods. In: *The Elsevier and MICCAI Society Book Series*, pp. 547–574.
- Jiaming Wang, Tianyi Zhao, Medium dynamic diffusion characteristics in the pipeline network of variable flow HVAC system towards online decoupling control oriented, *Energy Build.* (2022) 111827
- Jiménez MJ, Madsen H, Andersen KK. Identification of the main thermal characteristics of building components using MATLAB. *Build Environ* 2008;43:170–80.
- Jimenez MJ, Madsen H. Models for describing the thermal characteristics of building components. *Build Environ* 2008;43:152–62.
- Jin G.Y., Tan P.Y., Ding X.D., & Koh T.M. (2011). Cooling coil unit dynamic control of in HVAC system. 2011 6th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, 942-947.
- Jin G-Y., Cai W-J., Wang Y-W., & Yao Y. (2006). A simple dynamic model of cooling coil unit. *Energy Conversion and Management*, 47(15-16), 2659-2672.
- Jovanović RŽ, Sretenović AA, Živković BD. Ensemble of various neural networks for prediction of heating energy consumption. *Energy Build* 2015;94:189–99.

- Jubair A. Shamim, Wei-Lun Hsu, Hirofumi Daiguji, Review of component designs for post-COVID-19 HVAC systems: possibilities and challenges, *Heliyon*, Volume 8, Issue 3, 2022, e09001, ISSN 2405-8440, <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09001>.
- Kabelac S. (1989). The transient response of finned crossflow heat exchangers. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 32(6), 1183-1189.
- Kalogirou S, Neocleous C, Schizas C. Building heating load estimation using artificial neural networks. In: *Proceedings of the 17th international conference on Parallel architectures and compilation techniques*, 1997, p. 14.
- Kalogirou SA. Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 2001;5:373–401.28]
- Kamyar, A., Saidur, R. & Hasanuzzaman, M. (2012). Application of Computational Fluid Dynamics (CFD) for nanofluids. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 55(15-16), 4104-4115.
- Karatasou S, Santamouris M, Geros V. Modeling and predicting building's energy use with artificial neural networks: methods and results. *Energy Build* 2006;38:949-58.
- Katsigarakis K, Kontes G, Giannakis G, Rovas D. Sense-think-act framework for intelligent building energy management. *Comput-Aided Civ Infrastruct Eng* 2016;31(1):50–64.
- Kibria, M. T., Islam, M. A., Saha, B. B., Nakagawa, T., & Mizuno, S. (2019). Assessment of environmental impact for air-conditioning systems in Japan using HFC based refrigerants. *Evergreen*, 6(3), 246-253.
- Kim W, Jeon Y, Kim Y. Simulation-based optimization of an integrated daylighting and HVAC system using the design of experiments method. *Appl Energy* 2016;162:666-74.
- Kirubakaran V, Sahu C, Radhakrishnan T, Sivakumaran N. Energy efficient model based algorithm for control of building HVAC systems. *Ecotoxicol Environ Safety* 2015;121:236–43.
- Klaučo M, Kvasnica M. Explicit MPC approach to PMV-based thermal comfort control. In: *53rd IEEE conference on decision and control*. IEEE; 2014, p. 4856–61.
- Kohlenbach P., & Ziegler F. (2008). A dynamic simulation model for transient absorption chiller performance. Part I: the model. *International Journal of Refrigeration*, 31(2), 217-225.
- Kohlenbach P., & Ziegler F. (2008). A dynamic simulation model for transient absorption chiller performance. Part II: numerical results and experimental verification. *International Journal of Refrigeration*, 31(2), 226-233.
- Koivo H.N., & Tantt J.T. (1991). Tuning of PID controllers: Survey of SISO and MIMO techniques. *IFAC Proceedings Volumes*, 24(1), 75-80.

- Kristiansson B., & Lennartson B. (2002). Robust and optimal tuning of PI and PID controllers. *IEE Proceedings - Control Theory and Applications*, 149(1), 17-25.
- Kulkarni MR, Hong F. Energy optimal control of a residential space-conditioning system based on sensible heat transfer modeling. *Build Environ* 2004;39:31–8.
- Kumar R, Aggarwal R, Sharma J. Energy analysis of a building using artificial neural network: a review. *Energy Build* 2013;65:352-8.
- Kusiak A, Li M, Tang F. Modeling and optimization of HVAC energy consumption. *Appl Energy* 2010;87:3092-102.
- Lee YM, Horesh R, Liberti L. Optimal HVAC control as demand response with on-site energy storage and generation system. *Energy Procedia* 2015;78:2106–11.
- Lennart L. *System identification: theory for the user* 494. Upper Saddle River, NJ: PTR Prentice Hall; 1999. p. 1–14.
- Lennartson B., & Kristiansson B. (2009). Evaluation and tuning of robust PID controllers. *IET Control Theory & Applications*, 3(3), 294-302.
- Leva, A., Piroddi, L., Felice, M. D., Boer, A., & Paganini, R. (2010). Adaptive relay based control of household freezers with on-off actuators. *Control Engineering Practice*, 18(1), 94-102.
- Li Q, Meng Q, Cai J, Yoshino H, Mochida A. Predicting hourly cooling load in the building: a comparison of support vector machine and different artificial neural networks. *Energy Convers Manag* 2009;50:90-6.
- Li X, Li Y, Seem JE, Li P. Dynamic modeling and self-optimizing operation of chilled water systems using extremum seeking control. *Energy Build* 2013;58:172-82.
- Li X., Li Y., & Seem J.E. (2010). Dynamic modeling of mechanical draft counter-flow wet cooling tower with modelica. 687-694.
- Li, B., & Alleyne, A.G. (2009). A full dynamic model of a HVAC vapor compression cycle interacting with a dynamic environment. *Proceedings of the American Control Conference*, 3662-3668.
- Li, B., & Alleyne, A.G. (2010). A dynamic model of a vapor compression cycle with shut-down and start-up operations. *International Journal of Refrigeration*, 33(3), 538-552.
- Li, Z.X., Renault, F.L., Gómez, A.O.C., Sarafraz, M.M, Khan, H., Safaei, M.R., Filho, E.P.B., 2019. Nanofluids as secondary fluid in the refrigeration system: Experimental data, regression, ANFIS, and NN modelling. *Int. J. Heat Mass Transf.* 144, 118635.
- Liang J, Du R. Model-based fault detection and diagnosis of HVAC systems using support vector machine method. *Int J Refrig* 2007;30:1104–14.

- Liangliang Chen, Ying Zhang, Accelerated distributed model predictive control for HVAC systems, *Control Eng. Pract.* 110 (2021) 104782)
- Lixing D, Jinhu L, Xuemei L, Lanlan L. Support vector regression and ant colony optimization for HVAC cooling load prediction. In: *Proceedings of the 2010 International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation (3CA)*; 2010, pp. 537–541.
- Lizhi, Wang, Zhaohui, Zhang, Xiaobo, Zhang, Xinxin, Zhou, Pengwei, Wang, Yongjun, Zheng, 2021. A deep-forest based approach for detecting fraudulent online transaction. *Adv. Comput.* 120, 1–38.].
- Loveday DL, Craggs C. Stochastic modelling of temperatures for a full-scale occupied building zone subject to natural random influences. *Appl Energy* 1993;45:295–312.
- Lowry G, Lee M-W. Modelling the passive thermal response of a building using sparse BMS data. *Appl Energy* 2004;78:53–62.
- Lü H, Jia L, Kong S, Zhang Z. Predictive functional control based on fuzzy T-S model for HVAC systems temperature control. *J Control Theory Appl* 2007;5:94–8.
- Lu T, Viljanen M. Prediction of indoor temperature and relative humidity using neural network models: model comparison. *Neural Comput Appl* 2009;18:345-57.
- Ma Y, Vichik S, Borrelli F. Fast stochastic MPC with optimal risk allocation applied to building control systems. In: *2012 IEEE 51st IEEE conference on decision and control*. IEEE; 2012, p. 7559–64.
- Magnier L, Haghghat F. Multiobjective optimization of building design using TRNSYS simulations, genetic algorithm, and artificial neural network. *Build Environ* 2010;45:739-46.
- Maher Ala'raj, Mohammed Radi, Maysam F. Abbod, Munir Majdalawieh, Marianela Parodi, Data-driven based HVAC optimisation approaches: A Systematic Literature Review, *Journal of Building Engineering*, Volume 46, 2022, 103678, ISSN 2352-7102, <https://doi.org/10.1016/j.jobee.2021.103678>.
- Mahmood Khatibi, Samira Rahnama, Pierre Vogler-Finck, Jan Dimon Bendtsen, Alireza Afshari, Investigating the flexibility of a novel multi-zone air heating and ventilation system using model predictive control, *J. Build. Eng.* Volume 49, 2022, 104100, ISSN 2352-7102, <https://doi.org/10.1016/j.jobee.2022.104100>.(2022) 104100
- Man Wang, Zhe Wang, Yang Geng, Borong Lin, Interpreting the neural network model for HVAC system energy data mining, *Building and Environment*, Volume 209, 2022, 108449, ISSN 0360-1323, <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108449>.
- Maomao Hu, Fu Xiao, Lingshi Wang, Investigation of demand response potentials of residential air conditioners in smart grids using grey-box room thermal model, *Applied*

Energy, Volume 207, 2017, Pages 324-335, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.05.099>.

- Mba L, Meukam P, Kemajou A. Application of artificial neural network for predicting hourly indoor air temperature and relative humidity in modern building in humid region. *Energy Build* 2016;121:32-42.
- Mead I. International energy outlook 2017. US Energy Information Administration; 2017.
- Mechaqrane A, Zouak M. A comparison of linear and neural network ARX models applied to a prediction of the indoor temperature of a building. *Neural Comput Appl* 2004;13:32-7.
- Minoli D, Sohraby K, Occhiogrosso B. IoT Considerations, requirements and architectures for Smart Buildings – Energy Optimization and Next Generation Building Management Systems. *IEEE Internet Things J* 2017;4(1):269–83.
- Mirnaghi, M.S., Haghghat, F., 2020. Fault detection and diagnosis of large-scale HVAC systems in buildings. *Energy Build.* 229, 110492.
- Mohanraj, M., Jayaraj, S., Muraleedharan, C., 2012. Applications of artificial neural networks for refrigeration, air-conditioning and heat pump systems—A review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 16 (2), 1340–1358.
- Mokhtar M, Liu X, Howe J. Multi-agent Gaussian adaptive resonance theory map for building energy control and thermal comfort management of uclan's westlakes samuel lindow building. *Energy Build* 2014;80:504–16.
- Moon JW, Jung SK, Kim Y, Han S-H. Comparative study of artificial intelligencebased building thermal control methods – application of fuzzy, adaptive neurofuzzy inference system, and artificial neural network. *Appl Therm Eng* 2011;31:2422-9.
- Moon JW, Jung SK, Lee YO, Choi S. Prediction performance of an artificial neural network model for the amount of cooling energy consumption in hotel rooms. *Energies* 2015;8:8226–43.
- Moroşan P-D, Bourdais R, Dumur D, Buisson J. Building temperature regulation using a distributed model predictive control. *Energy Build* 2010;42:1445–52.
- Mulholland, M., Hibbert, D.B., Haddad, P.R., Parslov, P., 1995. A comparison of classification in artificial intelligence, induction versus a self-organizing neural networks. *Chemometr. Intell. Lab. Syst.* 30 (1), 117–128.
- Mustafaraj G, Chen J, Lowry G. Development of room temperature and relative humidity linear parametric models for an open office using BMS data. *Energy Build* 2010;42:348–56.
- Mustafaraj G, Lowry G, Chen J. Prediction of room temperature and relative humidity by autoregressive linear and nonlinear neural network models for an open office. *Energy Build* 2011;43:1452-60.

- Myers G.E., Mitchell J.W., & Lindeman C.F. (1970). The transient response of heat exchangers having an infinite capacitance rate fluid. *Journal of Heat Transfer*, 92(2), 269-275.
- Nassif N., Moujaes S., & Zaheeruddin M. (2008). Self-tuning dynamic models of HVAC system components. *Energy and Buildings*, 40, 1709–1720.
- Neto AH, Fiorelli FAS. Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption. *Energy Build* 2008;40:2169-76.
- Nishiguchi J, Konda T, Dazai R. Data-driven optimal control for building energy conservation. In: *Proceedings of the SICE Annual Conference 2010*; 2010, pp. 116–120.
- O.M. Brastein, D.W.U. Perera, C. Pfeifer, N.-O. Skeie, Parameter estimation for grey-box models of building thermal behaviour, *Energy and Buildings*, Volume 169, 2018, Pages 58-68, ISSN 0378-7788, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.03.057>.
- Okochi G.S., & Yao Y. (2016). A review of recent developments and technological advancements of variable-air-volume (VAV) air-conditioning systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 59, 784-817.
- Oldewurtel F, Parisio A, Jones CN, Gyalistras D, Gwerder M, Stauch V, et al. Use of model predictive control and weather forecasts for energy efficient building climate control. *Energy Build* 2012;45:15–27.
- Oskar Fahlstedt, Alenka Temeljotov-Salaj, Jardar Lohne, Rolf André Bohne, Holistic assessment of carbon abatement strategies in building refurbishment literature — A scoping review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 167, 2022, 112636, ISSN 1364-0321, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112636>.
- P.M. Ferreira, A.E. Ruano, S. Silva, EZE Conceicao, Neural networks based predictive control for thermal comfort and energy savings in public buildings, *Energy Build*. 55 (2012) 238–251
- Pandey S, Hindoliya D, Mod R. Artificial neural networks for predicting indoor temperature using roof passive cooling techniques in buildings in different climatic conditions. *Appl Soft Comput* 2012;12:1214-26.
- Park, Y.S., Lek, S., 2016. Artificial neural networks: Multilayer perceptron for ecological modelling. *Develop. Environmen. Modell.* 28, 123–140
- Patil SL, Tantau HJ, Salokhe VM. Modelling of tropical greenhouse temperature by auto regressive and neural network models. *Biosyst Eng* 2008;99:423–31.
- Peng Y, Rysanek A, Nagy Z, Schlüter A. Using machine learning techniques for occupancy-prediction-based cooling control in office buildings. *Appl Energy* 2018;211:1343–58
- Platt G., Li J., Li R., Poulton G., James G., & Wall J. (2010). Adaptive HVAC zone modeling for sustainable buildings. *Energy and Buildings*, 42(4), 412-421.

- Poulin E., & Pomerleau A. (1996). PID tuning for integrating and unstable processes. IEE Proceedings - Control Theory and Applications, 143(5), 429-435.
- Príncipe, Amanda Shankar Hati (2021). A comprehensive review of energy-efficiency of ventilation system using Artificial Intelligence. Indian Institute of Technology (Indian School of Mines), Dhanbad, India. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111153>.
- Prívará S, Široký J, Ferkl L, Cigler J. Model predictive control of a building heating system: the first experience. Energy Build 2011;43:564–72.
- Prívará S, Váňa Z, Cigler J, Ferkl L. Predictive control oriented subspace identification based on building energy simulation tools. In: Proceedings of the 2012 20th Mediterranean Conference on Control & Automation (MED); 2012, pp. 1290–1295.
- Qian Z, Wang F, Guo Z, Lu J. Performance evaluation of an axial-flow pump with adjustable guide vanes in turbine mode. Renew Energy 2016;99:1146–52.
- Qiugang Lu, Leonardo D González, Ranjeet Kumar, Victor M Zavala, Bayesian optimization with reference models: A case study in MPC for HVAC central plants, Comput. Chem. Eng. 154 (2021) 107491
- Rasel Ahmed, Shuhaimi Mahadzir, Nor Erniza Mohammad Rozali, Kallol Biswas, Fahad Matovu, Kamran Ahmed, Artificial intelligence techniques in refrigeration system modelling and optimization: A multi-disciplinary review, Sustainable Energy Technologies and Assessments, Volume 47,2021, 101488, ISSN 2213-1388,<https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101488>.
- Rasmussen, B.P. (2002). Control-oriented modeling of transcritical vapor compression systems. M.S. thesis, University of Illinois at Urbana-Champaign, USA.
- Rehrl J, Horn M. Temperature control for HVAC systems based on exact linearization and model predictive control. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Control Applications (CCA); 2011, pp. 1119–1124.
- Reynolds J, Rezgui Y, Kwan A, Piriou S. A zone-level, building energy optimisation combining an artificial neural network, a genetic algorithm, and model predictive control. Energy 2018;151:729–39
- Reza Moheimani, Paniz Hosseini, Saeed Mohammadi, Hamid Dalir, Recent advances on capacitive proximity sensors: From design and materials to creative applications, C (ISSN: 2311-5629) 8 (2) (2022) URL <https://www.mdpi.com/2311-5629/8/2/26>
- Ríos-Moreno GJ, Trejo-Perea M, Castañeda-Miranda R, Hernández-Guzmán VM, Herrera-Ruiz G. Modelling temperature in intelligent buildings by means of autoregressive models. Autom Constr 2007;16:713–22.

- Rodríguez, D., Bejarano, G., Alfaya, J.A. Ortega, M.G. (2018). Robust and Decoupling Approach to PID Control of Vapour-compression Refrigeration Systems, *IFAC-PapersOnLine*, 51(4), 698-703.
- Romero J, Navarro-Esbrí J, Belman-Flores J. A simplified black-box model oriented to chilled water temperature control in a variable speed vapour compression system. *Appl Therm Eng* 2011;31:329–35.
- Romeu P, Zamora-Martínez F, Botella-Rocamora P, Pardo J. Time-series forecasting of indoor temperature using pre-trained deep neural networks. In: *International conference on artificial neural networks*. Springer, Berlin, Heidelberg; 2013. p. 451–8
- Roy, Z., & Halder, G. (2020). Replacement of halogenated refrigerants towards sustainable cooling system: A review. *Chemical Engineering Journal Advances*, vol. 3, 100027.
- Ruano A, Crispim E, Conceicao E, Lúcio MM. Prediction of building's temperature using neural networks models. *Energy Build* 2006;38:682-94.
- Ruano A, Silva S, Pesteh S, Ferreira P, Duarte H, Mestre G, et al. Improving a neural networks based HVAC predictive control approach. In: *2015 IEEE 9th international symposium on intelligent signal processing (WISP) proceedings*. IEEE; 2015, p. 1–6.
- Ruano AE, Crispim EM, Conceição EZE, Lúcio MMJR. Prediction of building's temperature using neural networks models. *Energy Build* 2006;38:682-94.
- S. A. Vaghefi, M. A. Jafari, Member, IEEE, J. Zhu, J. Brouwer, and Y. Lu, A Hybrid Physics-Based and Data Driven Approach to Optimal Control of Building Cooling/Heating Systems, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, Vol. 13, N°2, April 2016, <https://doi.org/10.1109/TASE.2014.2356337>
- S. Yang, H. Pun Wan, W. Chen, B. Feng Ng y S. Dubey (2020) en su investigación titulada: "Model predictive control with adaptive machine-learning-based model for building energy efficiency and comfort optimization"
- Saidur R, Mekhilef S, Ali MB, Safari A, Mohammed H. Applications of variable speed drive (VSD) in electrical motors energy savings. *Renew Sustain Energy Rev* 2012;16(1):543–50.
- Saidur R., Hasanuzzaman M., Mahlia T.M.I., Rahim N.A., & Mohammed H.A. (2011). Chillers energy consumption, energy savings and emission analysis in an institutional buildings. *Energy*, 36(8), 5233-5238.
- Saidur, R., Leong, K. & Mohammad, H. (2011). A review on applications and challenges of nanofluids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(3), 1646-1668.
- Salamone F, Belussi L, Danza L, Ghellere M, Meroni I. An open source "smart lamp" for the optimization of plant systems and thermal comfort of offices. *Sensors* 2016;16(3):338.

- Saman Taheri, Ali Razban, A novel probabilistic regression model for electrical peak demand estimate of commercial and manufacturing buildings, *Sustainable Cities Soc.* 77 (2022) 103544
- Saman Taheri, Mohammad Jooshaki, Moein Moeini-Aghaie, Long-term planning of integrated local energy systems using deep learning algorithms, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 129, 2021, 106855)
- Sarbu, I., 2014. A review on substitution strategy of non-ecological refrigerants from vapour compression-based refrigeration, air-conditioning and heat pump systems. *Int. J. Ref.* 46, 123–141
- Sendra-Arranz, R., Gutiérrez, A., 2020. A long short-term memory artificial neural network to predict daily HVAC consumption in buildings. *Energy Build.* 216, 109952.
- Shin K-W, Lee Y-S. The study on cooling load forecast of an unit building using neural networks. *Int J Air-Cond Refrig* 2003;11:170-7.
- Shiyu Yang, Man Pun Wan, Machine-learning-based model predictive control with instantaneous linearization – A case study on an air-conditioning and mechanical ventilation system, *Applied Energy*, Volume 306, Part B, 2022, 118041, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.118041>.
- Shiyu Yang, Man Pun Wan, Wanyu Chen, Bing Feng Ng, Swapnil Dubey, Experiment study of machine-learning-based approximate model predictive control for energy-efficient building control, *Appl. Energy* 288 (2021) 116648, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116648>.
- Silvio Brandi, Massimo Fiorentini, Alfonso Capozzoli, Comparison of online and offline deep reinforcement learning with model predictive control for thermal energy management, *Automation in Construction*, Volume 135, 2022, 104128, ISSN 0926-5805, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104128>.
- Smarra F, Jain A, de Rubeis T, Ambrosini D, D’Innocenzo A, Mangharam R. Datadriven model predictive control using random forests for building energy optimization and climate control. *Appl Energy* 2018;226:1252–72
- Soleimani-Mohseni M, Thomas B, Fahlen P. Estimation of operative temperature in buildings using artificial neural networks. *Energy Build* 2006;38:635–40.
- Soyguder S, Alli H. Predicting of fan speed for energy saving in HVAC system based on adaptive network based fuzzy inference system. *Expert Syst Appl* 5//2009;36:8631–8.
- Spindler HC, Norford LK. Naturally ventilated and mixed-mode buildings-Part I: thermal modeling. *Build Environ* 2009;44:736-49.

- Stabat P., & Marchio D. (2004). Simplified model for indirect-contact evaporative cooling-tower behaviour. *Applied Energy*, 78(4), 433-451.
- Sturzenegger D, Gyalistras D, Morari M, Smith RS. Model predictive climate control of a swiss office building: Implementation, results, and cost–benefit analysis. *IEEE Trans Control Syst Technol* 2015;24(1):1–12.
- Sun K, Yan D, Hong T, Guo S. Stochastic modeling of overtime occupancy and its application in building energy simulation and calibration. *Build Environ* 2014;79:1–12.
- Swider DJ, Browne MW, Bansal PK, Kecman V. Modelling of vapour-compression liquid chillers with neural networks. *Appl Therm Eng* 2001;21:311-29.
- T. Bäumelt, J. Dostál, Distributed agent-based building grey-box model identification, *Control Engineering Practice*, Volume 101, 2020, 104427, ISSN 0967-0661, <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2020.104427>.
- Tari, M., & Lanusse, P. (2018). A MIMO Robust Design of a PID for Refrigeration Systems based on Vapour Compression, *IFAC-PapersOnLine*, 51(4), 871-876.
- Tashtoush B., Molhim M., & Al-Rousan M. (2005). Dynamic model of an HVAC system for control analysis. *Energy*, 30(10), 1729-1745.
- Tesiero R, Nassif N, Singh H. Artificial Intelligent Approaches for Modeling and Optimizing HVAC Systems. In: *Proceedings of the 2013 National Conference on Advances in Environmental Science and Technology*; 2016, pp. 211–220.
- Thea Hauge Broholt, Michael Dahl Knudsen, Steffen Petersen, The robustness of black and grey-box models of thermal building behaviour against weather changes, *Energy and Buildings*, Volume 275, 2022, 112460, ISSN 0378-7788, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112460>.
- Thomas B, Soleimani-Mohseni M. Artificial neural network models for indoor temperature prediction: investigations in two buildings. *Neural Comput Appl* 2007;16:81–9.
- Tomasz Cholewa, Alicja Siuta-Olcha, Andrzej Smolarz, Piotr Muryjas, Piotr Wolszczak, Rafał Anasiewicz, Constantinos A. Balaras, A simple building energy model in form of an equivalent outdoor temperature, *Energy Build.* (ISSN: 0378-7788) 236 (2021) 110766
- Tomczak, E., Kaminski, W., 2001. Drying kinetics simulation by means of artificial neural networks. In: *Handbook of Conveying and Handling of Particulate Solid*. Elsevier, 0444502351, 9780444502353.
- Tse WL, Chan WL. An automatic data acquisition system for on-line training of artificial neural network-based air handling unit modeling. *Measurement* 2005;37:39-46.

- Tsutsui H, Kamimura K. Chiller condition monitoring using topological case-based modeling. American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, Inc., Atlanta, GA (United States) 0001–2505; 1996.
- Underwood CP. HVAC Control Systems: Modelling, Analysis and Design. Routledge; 2002.
- Voukantsis D, Karatzas K, Kukkonen J, Räsänen T, Karppinen A, Kolehmainen M. Intercomparison of air quality data using principal component analysis, and forecasting of PM10 and PM2.5 concentrations using artificial neural networks, in Thessaloniki and Helsinki. *Sci Total Environ* 2011;409(7):1266–76.
- Wallace M, McBride R, Aumi S, Mhaskar P, House J, Salsbury T. Energy efficient model predictive building temperature control. *Chem Eng Sci* 2012;69(1):45–58.
- Wang J., & Hihara E. (2003). Prediction of air coil performance under partially wet and totally wet cooling conditions using equivalent dry-bulb temperature method. *International Journal of Refrigeration*, 26(3), 293-301.
- Wang J., Zhang C., & Jing Y. (2007). Hybrid CMAC-PID Controller in Heating Ventilating and Air-Conditioning System. 2007 International Conference on Mechatronics and Automation, 3706-3711.
- Wang Q-G., Lee T-H., Fung H-W., Bi Q., & Zhang Y. (1999). PID tuning for improved performance. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 7(4), 457-465.
- Wang S.W., Wang J., & Burnett J. (2000). Mechanistic model of centrifugal chillers for HVAC system dynamics simulation. *Building Services Engineering Research and Technology*, 21(2), 73-83.
- Wang W, Chen J, Hong T. Occupancy prediction through machine learning and data fusion of environmental sensing and Wi-Fi sensing in buildings. *Autom Constr* 2018; 94:233–4326, 27
- Wanqi Xiong, Jiandong Wang, A semi-physical static model for optimizing power consumption of HVAC systems, *Control Engineering Practice*, Volume 96, 2020, 104312, ISSN 0967-0661, <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2020.104312>.
- Watson I. A case study of maintenance of a commercially fielded case-based reasoning system. *Comput Intell* 2001;17:387–98.
- Wei X, Kusiak A, Li M, Tang F, Zeng Y. Multi-objective optimization of the HVAC (heating, ventilation, and air conditioning) system performance. *Energy* 2015;83:294-306.
- Wemhoff A.P., & Frank M.V. (2010). Predictions of energy savings in HVAC systems by lumped models. *Energy Build*, 42(10), 1807-1814.
- West SR, Ward JK, Wall J. Trial results from a model predictive control and optimisation system for commercial building HVAC. *Energy Build* 2014;72:271–9.

- Wonuk Kim, Yongseok Jeon, Yongchan Kim, Simulation-based optimization of an integrated daylighting and HVAC system using the design of experiments method, *Appl. Energy* 162 (2016) 666–674
- Wu, D., Hu, B., & Wang, R.Z. (2021). Vapor compression heat pumps with pure Low-GWP refrigerants. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 138, 110571.
- Xiao Wang, Tongmao Zhang, Alessandra Parisio, Virtual storage plant aggregating electrical energy storages and HVAC systems providing regulating reserve and voltage regulation, *IFAC-PapersOnLine* 54 (6) (2021) 1–7
- Xiaofei He, Zijun Zhang, Andrew Kusiak, Performance optimization of HVAC systems with computational intelligence algorithms, *Energy Build.* 81 (2014) 371–380
- Xingji Yu, Kristian Stenerud Skeie, Michael Dahl Knudsen, Zhengru Ren, Lars Imsland, Laurent Georges, Influence of data pre-processing and sensor dynamics on grey-box models for space-heating: Analysis using field measurements, *Building and Environment*, Volume 212, 2022, 108832, ISSN 0360-1323, <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.108832>.
- Xiupeng Wei, Andrew Kusiak, Mingyang Li, Fan Tang, Yaohui Zeng, Multi-objective optimization of the HVAC (heating, ventilation, and air conditioning) system performance, *Energy* 83 (2015) 294–306
- Xucheng Chang, Bing Kong, Energy efficient thermal comfort predictive control for household heat metering room, *Energy Reports*, Volume 8, Supplement 4, 2022, Pages 259-268, ISSN 2352-4847, <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.01.111>.
- Xuebo Liu, Yingying Wu, Haifeng Zhang, Hongyu Wu, Hourly occupant clothing decisions in residential HVAC energy management, *J. Build. Eng.* 40 (2021) 102708, ISSN 2352-7102, <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.102708>.
- Xuemei L, Lixing D, Lanlan L. A novel building cooling load prediction based on SVR and SAPSO. In: 2010 International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation (3CA); 2010, pp. 528-532.
- Yao Y, Huang M, Chen J. State-space model for dynamic behavior of vapor compression liquid chiller. *Int J Refrig* 2013;36:2128–47.
- Yao Y., Lian Z., & Hou Z. (2004). Thermal analysis of cooling coils based on a dynamic model. *Applied Thermal Engineering*, 24(7), 1037-1050.
- Yaohui Zeng, Zijun Zhang, Andrew Kusiak, Predictive modeling and optimization of a multi-zone HVAC system with data mining and firefly algorithms, *Energy* 86 (2015) 393–402
- Yeonjin Bae, Saptarshi Bhattacharya, Borui Cui, Seungjae Lee, Yanfei Li, Liang Zhang, Piljae Im, Veronica Adetola, Draguna Vrăbie, Matt Leach, et al., Sensor impacts on building and

- HVAC controls: A critical review for building energy performance, *Adv. Appl. Energy* 4 (2021) 100068
- Yiu JC-M, Wang S. Multiple ARMAX modeling scheme for forecasting air conditioning system performance. *Energy Convers Manag* 2007;48:2276–85.
- Yokoyama R, Wakui T, Satake R. Prediction of energy demands using neural network with model identification by global optimization. *Energy Convers Manag* 2009;50:319-27.
- Yu F.W., & Chan K.T. (2012). Improved energy management of chiller systems by multivariate and data envelopment analyses. *Applied Energy*, 92, 168-174.
- Yuce B, Li H, Rezguy Y, Petri I, Jayan B, Yang C. Utilizing artificial neural network to predict energy consumption and thermal comfort level: an indoor swimming pool case study. *Energy Build* 2014;80:45–56.
- Yuekuan Zhou, Artificial intelligence in renewable systems for transformation towards intelligent buildings, *Energy and AI*, Volume 10, 2022, 100182, ISSN 2666-5468, <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2022.100182>.
- Yuki Matsuda, Ryoza Ooka, Development of a prediction model tuning method with a dual-structured optimization framework for an entire heating, ventilation and air-conditioning system, *Sustainable Cities and Society*, Volume 79, 2022, 103667, ISSN 2210-6707, <https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.103667>.
- Zhang Q, Wong YW, Fok SC, Bong TY. Neural-based air-handling unit for indoor relative humidity and temperature control. *ASHRAE Trans* 2005;111:63–70.
- Zhang W.J., Zhang C.L., & Ding G.L. (2009). Transient modeling of an air-cooled chiller with economized compressor. Part I: model development and validation. *Applied Thermal Engineering*, 29(11-12), 2396-2402.
- Zhao H-x, Magoulès F. A review on the prediction of building energy consumption. *Renew Sustain Energy Rev* 2012;16:3586–92.
- Zhao HX, Magoules F. Parallel support vector machines applied to the prediction of multiple buildings energy consumption. *J Algorithms Comput Technol* 2010;4:231–49.
- Zhihao Jiang, Jinqing Peng, Rongxin Yin, Maomao Hu, Jingyu Cao, Bin Zou, Stochastic modelling of flexible load characteristics of split-type air conditioners using grey-box modelling and random forest method, *Energy and Buildings*, Volume 273, 2022, 112370, ISSN 0378-7788, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112370>.
- Zhimin, Du, Bo, Fan, Xinqiao, Jin, Jinlei, Ch., 2014. Fault detection and diagnosis for buildings and HVAC systems using combined neural networks and subtractive clustering analysis. *Build. Environ.* 73, 1–11.

Ziegler J.G., & Nichols N.B. (1942). Optimum settings for automatic controllers. ASME, 115, 220-222.

Ziqing Wei, Fukang Ren, Yikang Zhu, Bao Yue, Yunxiao Ding, Chunyuan Zheng, Bin Li, Xiaoqiang Zhai, Data-driven two-step identification of building thermal characteristics: A case study of office building, Applied Energy, Volume 326, 2022, 119949, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119949>.

