



EDUCACIÓN

SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Tecnológico Nacional de México

Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico

Tesis de Doctorado

Inteligencia Artificial Aplicada al Control de
Temperatura en una Habitación Cerrada en
Condiciones de Clima Cálido

presentada por

MC. Luis Adrián López Pérez

como requisito para la obtención del grado de
Doctor en Ciencias en Ingeniería Mecánica

Director de tesis

Dr. José Jassón Flores Prieto

Cuernavaca, Morelos, México. Junio de 2020.



EDUCACIÓN

SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico
Departamento de Ingeniería Mecánica

"2020, Año de Leonor Vicario, Benemérita Madre de la Patria"

Cuernavaca, Morelos, 11 marzo 2020

ESC\FORDOC09

ACEPTACIÓN DEL TRABAJO DE TESIS DOCTORAL

DR. ANDRÉS BLANCO ORTEGA
JEFE DEPTO. ING. MECÁNICA
PRESENTE

Los abajo firmantes, miembros del Comité Tutorial de la Tesis Doctoral del Alumno Luis Adrián López Pérez, manifiestan que después de haber revisado su trabajo de tesis doctoral titulado "Inteligencia Artificial aplicada al control de temperatura en una habitación cerrada en condiciones de clima cálido", realizado bajo la dirección del Dr. José Jassón Flores Prieto el trabajo se ACEPTA para proceder a su impresión.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica

DRA. LILIA MOYA ACOSTA
CENIDET

DR. EFRAÍN SIMÁ MOO
CENIDET

DR. CARLOS RÍOS ROJAS
ITG

DR. ANDRÉS BLANCO ORTEGA
CENIDET

DR. ARTURO ABÚNDEZ PLIEGO
CENIDET

DR. JOSÉ JASSÓN FLORES PRIETO
CENIDET

c.c.p: Guadalupe Garrido Rivera Jefa del Departamento de Servicios Escolares
c.c.p: Gerardo Vicente Guerrero Ramírez Subdirector Académico
c.c.p: Expediente

Interior Internado Palmira S/N, Col. Palmira, C. P. 62490 Cuernavaca, Morelos.

Tel. (01) 777 3 62 77 70, ext. 1421. e-mail: dim@cenidet.edu.mx

www.tecnm.mx | www.cenidet.tecnm.mx



"2020, Año de Leona Vicario, Benemérita Madre de la Patria"

Cuernavaca, Morelos, **12/marzo/2020**

ESC\FORDOC010

M.C. LUIS ADRIÁN LÓPEZ PÉREZ
CANDIDATO AL GRADO DE DOCTOR
EN CIENCIAS EN INGENIERÍA MECÁNICA
P R E S E N T E

Después de haber sometido a revisión su trabajo final de tesis titulado "Inteligencia Artificial aplicada al control de temperatura en una habitación cerrada en condiciones de clima cálido", y habiendo cumplido con todas las indicaciones que el jurado revisor de tesis le hizo, le comunico que se le concede autorización para que proceda a la impresión de la misma, como requisito para la obtención del grado.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica
"Conocimiento y tecnología al servicio de México"

DR. ANDRÉS BLANCO ORTEGA
JEFE DEL DEPARTAMENTO
DE INGENIERÍA MECÁNICA

c.c.p.: Guadalupe Garrido Rivera Jefa del Departamento de Servicios Escolares
c.c.p.: Expediente.

Dedicatoria

Dedico esta tesis con mucho respeto y cariño a:

A Dios, por brindarme la oportunidad de vivir y proporcionarme una excelente familia, de la que me siento muy orgulloso.

A mis padres, que me dieron la vida y me han brindado su apoyo incondicional durante toda mi vida. Gracias papá y mamá por darme la oportunidad de finalizar el doctorado y por creer en mí sobre todas las cosas. Este trabajo se los dedico principalmente a ustedes porque gracias a su apoyo he concluido este trabajo.

A mis hermanos, que siempre han sido un apoyo para mí, a mis sobrinos Edgar, Arturo, David y Mateo por ser los consentidos de la casa.

A todos mis amigos, que me brindaron su amistad durante todos estos años. Se los dedico a ustedes que siempre confiaron en mí.

Agradecimientos

Al Tecnológico Nacional de México-Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (TecNM-CENIDET)

Por brindarme la oportunidad de continuar con mi formación académica.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT)

Por proporcionarme el apoyo económico que me permitió desarrollar este trabajo de investigación.

Al personal administrativo

Por el soporte administrativo proporcionado durante todo el proceso del doctorado. En especial a la señora Roció Salazar por su apoyo y la amistad brindada.

A mi director de tesis

Agradezco al Dr. José Jassón Flores Prieto por el apoyo brindado durante el desarrollo del trabajo, el asesoramiento, sus revisiones y comentarios pertinentes.

A mis padres y hermanos

Agradezco a mis padres Gregorio y Leonor por darme la vida, y por haberme apoyado en todo momento. A mis hermanos que forman parte indispensable en mi vida y que fueron un ejemplo a seguir en los momentos difíciles.

¡A todos mis amigos que siempre me brindaron su apoyo!

Contenido

	Pág.
Lista de figuras.....	iii
Lista de tablas	v
Nomenclatura	vi
Resumen.....	vii
Abstract.. ..	ix
Capítulo 1. Introducción	1
1.1. Planteamiento del problema	2
1.2. Revisión bibliográfica	6
1.2.1. Confort térmico en edificaciones y zonas	6
1.2.2. Controles aplicados a la climatización térmica de edificaciones y el ahorro de energía.....	14
1.2.3. Inteligencia artificial en la climatización térmica de edificaciones	18
1.2.4. Conclusiones de la revisión bibliográfica	23
1.3. Objetivos y alcances.....	24
1.3.1. Objetivo general.....	24
1.3.2. Objetivos específicos	24
1.3.3. Alcances	24
1.4. Estructura de la tesis	25
Capítulo 2. Climatización térmica de edificaciones	26
2.1. Confort térmico.....	27
2.2. Simulación térmica de edificios	28
2.3. Lógica difusa	31
2.4. Redes neuronales artificiales	34
2.5. Lógica difusa-redes neuronales artificiales	37
Capítulo 3. Materiales y métodos	40
3.1. Metodología general de investigación	41
3.2. Etapa 1: Recolección de datos en campo	42
3.2.1. Caso de estudio.....	43
3.2.2. Cuestionario de confort térmico	46
3.2.3. Aplicación de cuestionarios y mediciones en el interior de las edificaciones	47
3.2.4. Muestra representativa	48
3.2.5. Selección de las variables	49
3.3. Etapa 2: Preferencia térmica de los ocupantes y simulación energética de edificaciones	50
3.3.1. Preferencia térmica de los ocupantes.....	50
3.3.2. Simulación energética de una habitación cerrada.....	51
3.4. Etapa 3: Control	62
3.4.1 Modelo lineal	63

3.4.2. Modelo basado en lógica difusa	64
3.4.3. Modelo basado en redes neuronales artificiales	65
3.4.4. Modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales	67
3.5. Etapa 4: Simulación	68
Capítulo 4. Resultados y discusiones	70
4.1. Características de la muestra y condiciones ambientales del estudio de campo	71
4.2. Preferencia térmica de los ocupantes	72
4.2.1. Temperatura del aire interior	72
4.2.2. Humedad relativa	74
4.2.3. Velocidad del aire	75
4.3. Modelos para determinar la temperatura de confort	76
4.3.1. Temperatura de confort	76
4.3.2. Análisis de sensibilidad	78
4.3.3. Modelo lineal	79
4.3.4. Modelo basado en lógica difusa	80
4.3.5. Modelo basado en redes neuronales artificiales	85
4.3.6. Modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales	88
4.4. Simulación térmica de edificaciones	93
4.4.1. Simulación térmica del edificio 900FF de BESTEST	93
4.4.2. Simulación de la climatización térmica del edificio no residencial	94
4.4.3. Simulación de la climatización térmica de una habitación cerrada ubicada en un clima cálido	96
4.5. Comparativo del desempeño energético de los modelos en la climatización térmica del caso de estudio	98
Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones	101
5.1. Conclusiones	102
5.2. Recomendaciones para trabajos futuros	104
Bibliografía	105
Anexo A. Cuestionario de confort térmico	115
Anexo B. Intervalos de los conjuntos difuso del modelo basado en LD optimizado ..	116
Anexo C. Pesos y bias del modelo basado en RNA optimizado	117
Anexo D. Intervalos de los conjuntos difuso del modelo basado en LD-RNA optimizado	118

Lista de figuras

Figura		Pág.
Figura 2.1.	Factores que influyen en la preferencia térmica de los individuos.	28
Figura 2.2.	Parámetros requeridos para la simulación de la climatización térmica de edificaciones.	29
Figura 2.3.	Etapas de un control difuso.	31
Figura 2.4.	Procesamiento general de un sistema difuso tipo Mamdani.	32
Figura 2.5.	Estructura de una neuronal artificial.	34
Figura 2.6.	Funciones de transferencia tipo a) tangencial b) sigmoideal y c) lineal.	35
Figura 2.7.	Estructura de una red neuronal artificial multicapa.	36
Figura 2.8.	Arquitectura de un sistema basado en lógica difusa -redes neuronales artificiales.	38
Figura 3.1.	Metodología de investigación.	42
Figura 3.2.	Sensación anual de calor por bioclima.	44
Figura 3.3.	Edificios educativos estudiados, pertenecientes al TecNM-ITTG.	46
Figura 3.4.	Metodología de la plataforma de simulación de una habitación cerrada.	53
Figura 3.5.	Esquema de la simulación energética de edificaciones.	55
Figura 3.6.	Composición de la plataforma de simulación.	56
Figura 3.7.	Plano de planta del Caso 900FF de BESTEST.	57
Figura 3.8.	Edificio no residencial de tres pisos.	59
Figura 3.9.	Edificio R, utilizado para la simulación de la climatización térmica del caso de estudio.	61
Figura 3.10.	Edificio de estudio en clima cálido.	61
Figura 3.11.	Algoritmo de control de temperatura.	63
Figure 3.12.	Metodología para el diseño del modelo basado en lógica difusa.	65
Figura 3.13.	Metodología para el desarrollo del modelo basado en redes neuronales artificiales.	66
Figura 3.14.	Metodología para el desarrollo del modelo predictivo basado en lógica difusa -redes neuronales artificiales.	68
Figura 3.15.	Componentes de la plataforma de simulación.	69
Figura 4.1.	Condiciones ambientales, conjunto de ropa y nivel de actividad de los ocupantes.	72
Figura 4.2.	Distribución de frecuencias de (a) el voto de sensación térmica, (b) la preferencia térmica y (c) la aceptación térmica, en edificios con sistemas de aire acondicionado.	73
Figure 4.3.	Distribución de frecuencias de (a) la sensación de humedad y (b) la preferencia de humedad, en edificios con sistemas de aire acondicionado.	74
Figure 4.4.	Distribución de frecuencias de (a) la sensación de movimiento del aire y (b) la preferencia de movimiento del aire, en edificios con sistemas de aire acondicionado.	75
Figura 4.5.	Regresión entre (a) la temperatura del aire y la temperatura operativa y (b) la temperatura del aire y la temperatura del globo.	77
Figura 4.6.	Modelo de confort térmico adaptativo para edificios climatizados, para una universidad en Tuxtla Gutiérrez-México.	79
Figura 4.7	Estructura del modelo basado en lógica difusa.	81
Figure 4.8.	Desempeño de los modelos basados en lógica difusa.	83
Figure 4.9.	Variable lingüística a) Actividad, b) Temperatura de corriente exterior, c) Velocidad del aire y d) Temperatura de confort.	84
Figura 4.10.	Comparativo entre las temperaturas de confort determinadas en campo y las determinadas con el modelo basado en lógica difusa propuesto.	85
Figura 4.11.	Desempeño de los modelos basados en redes neuronales artificiales.	86
Figura 4.12.	Arquitectura del modelo basado en redes neuronales artificiales optimizado.	87
Figura 4.13.	Comparación entre las Tcomf determinadas en el estudio de campo y las determinadas con el modelo basado en redes neuronales artificiales optimizado.	88
Figure 4.14.	Estructura del modelo basado en lógica difusa -redes neuronales artificiales inicial.	88
Figure 4.15.	Desempeño de los modelos basados en lógica difusa -redes neuronales artificiales.	90
Figure 4.16.	Variable lingüística a) Nivel de actividad, b) Temperatura de corriente exterior, c) Velocidad del aire y d) Temperatura de confort.	91

Lista de figuras (continuación)

Figura		Pág.
Figura 4.17.	Comparativo entre las temperaturas de confort determinadas en campo y las determinadas con el modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales.	92
Figura 4.18.	Frecuencia de las temperaturas anuales, reportadas en el presente trabajo, BESTEST y por Noël (2004), para el Caso 900FF de BESTEST.	93
Figura 4.19.	Consumo de energía requerido, del reportado y las del presente trabajo, para la climatización térmica del edificio no residencial.	95
Figura 4.20.	Simulación de la temperatura de una habitación cerrada con las condiciones climáticas de la ciudad de Tuxtla Gutiérrez.	96
Figure 4.21.	Comparativo de carga de enfriamiento y grados-día de enfriamiento en la climatización térmica de una edificación cerrada ubicada en clima cálido Aw.	99

Lista de tablas

Tabla		Pág.
Tabla 3.1.	Carga térmica de enfriamiento para la climatización de edificaciones en la república mexicana.	45
Tabla 3.2.	Escalas utilizadas en el estudio de campo.	47
Tabla 3.3.	Características de los instrumentos para la medición de los parámetros ambientales en el interior de las edificaciones.	48
Tabla 3.4.	Funciones de los “Types” que componen la plataforma de simulación.	56
Tabla 3.5.	Propiedades de los materiales del Caso 900FF de BESTEST.	57
Tabla 3.6.	Componentes de muros del Caso 900FF de BESTEST.	58
Tabla 3.7.	Propiedades de la ventana del Caso 900FF de BESTEST.	58
Tabla 3.8.	Componentes de la edificación seleccionada del Caso 900FF de BESTEST.	59
Tabla 3.9.	Descripción de la edificación no residencial.	60
Tabla 3.10.	Propiedades termofísicas de la envolvente de la edificación no residencial.	60
Tabla 3.11.	Propiedades termofísicas de la envolvente de la edificación no residencial.	62
Tabla 4.1.	Condiciones ambientales en el interior y exterior de las edificaciones.	71
Tabla 4.2.	Correlación y regresión lineal de T_a con T_{op} y T_g .	76
Tabla 4.3.	T_{comf} basado en el método de Griffiths’ para edificios climatizados.	77
Tabla 4.4.	Comparativo de la T_{comf} en relación a Indraganti et al. (2013).	78
Tabla 4.5.	Efecto de las variables de entrada en la T_{comf} .	79
Tabla 4.6.	Base de reglas difusas.	82
Tabla 4.7.	Modelos basados en lógica difusa con los mejores desempeños.	83
Tabla 4.8.	Base de reglas para el desarrollo del modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales.	89
Tabla 4.9.	Desempeño de los modelos basados en lógica difusa-redes neuronales artificiales obtenidos durante el proceso de optimización.	90
Tabla 4.10.	Comparativo de la precisión de los modelos de confort.	92
Tabla 4.11.	Comparativo de temperaturas.	94
Tabla 4.12.	Comparativo de las cargas de enfriamiento anual, requeridas para la climatización térmica de la edificación no residencial con las reportadas y las calculadas en el presente trabajo.	95
Tabla 4.13.	Parámetros de la simulación de la climatización térmica de la edificación de estudio.	97
Tabla 4.14.	Comparativo de las T_{comf} determinadas con los modelos propuestos, en la simulación de la climatización térmica de la edificación, en relación a la NOM-008-ENER-2001 y la Guía CIBSE A.	97
Tabla 4.15.	Comparativo del PPD y el PMV determinadas con los modelos de la T_{comf} propuestos, en la simulación de la climatización térmica de una edificación cerrada ubicada en un clima cálido, en relación a la NOM-008-ENER-2001 y Guía CIBSE A.	98

Nomenclatura

a^i	Salida en la capa i de una red neuronal artificial, <i>adimensional</i> .
A_n^l	Valores del conjunto lingüísticos A , <i>adimensional</i> .
b	Sesgo o bias de una red neuronal artificial, <i>adimensional</i> .
B_j^s	Valores del conjunto lingüístico B , <i>adimensional</i> .
δ_l	Centro de gravedad del conjunto difuso de salida $\mu_{B_l(\delta_l)}$ de la l -ésima regla, <i>adimensional</i> .
D	Diámetro de globo, m .
h_c	Coefficiente de transferencia de calor por convección, $W/m^2\text{°C}$.
h_r	Coefficiente de transferencia de calor por radiación, $W/m^2\text{°C}$.
HR	Humedad relativa, %.
I_{clo_tot}	Aislamiento por ropa, <i>clo</i> .
n	Tamaño de la muestra, <i>adimensional</i> .
N	Tamaño de la población, <i>adimensional</i> .
O_i^j	Grado de pertenencia del conjunto difuso i con j elementos, <i>adimensional</i> .
PPD	Porcentaje predicho de insatisfacción, %.
PMV	Voto medio pronosticado, <i>adimensional</i> .
p_R	Entradas de la red neuronal artificial de R elementos, <i>adimensional</i> .
Q_s	Ganancias solares, <i>MWh/año</i> .
Q_i	Ganancias internas, <i>MWh/año</i> .
Q_c	Ganancias y pérdidas por conducción, <i>MWh/año</i> .
Q_m	Ganancias y pérdidas por mecánicas, <i>MWh/año</i> .
Q_s	Pérdidas evaporativas, <i>MWh/año</i> .
Q_{cal}	Carga de enfriamiento calculada, <i>MWh/año</i> .
Q_{rep}	Carga de enfriamiento reportada, <i>MWh/año</i> .
R^j	Reglas difusas, <i>adimensional</i> .
R^2	Coefficiente de determinación, <i>adimensional</i> .
S^i	Numero de neuronas en la capa i de una red neuronal artificial, <i>adimensional</i> .
T_a	Temperatura de aire interior, °C .
T_{base}	Temperatura de referencia o de confort, °C .
T_{cal}	Temperatura interior calculada promedio, °C .
T_{rep}	Temperatura interior reportada promedio, °C .
T_{conf}	Temperatura de confort, °C .
T_e	Temperatura media interior, °C .
T_g	Temperatura de globo, °C .
T_m	Temperatura media diaria exterior, °C .
$T_{m(hoy)}$	Temperatura media diaria exterior para el día de hoy, °C .
T_{mrt}	Temperatura radiante media interior, °C .
T_{op}	Temperatura operativa interior, °C .
$T_{Reportada}$	Temperatura interior reportada promedio, °C .
T_m	Temperatura media de corriente libre exterior, °C .
$T_{m(hoy)}$	Temperatura de corriente libre exterior para el día de hoy, °C .
$T_{m(yesterday)}$	Temperatura de corriente libre exterior para mañana, °C .
V_a	Velocidad del aire, m/s .
w_i	El mínimo de los valores de entrada de un conjunto difuso, en cada regla R_i , <i>adimensional</i> .
$W_{i,R}$	Pesos de la red neuronal artificial, de la capa i con R elementos, <i>adimensional</i> .
x	Dominio o rango de integración, <i>adimensional</i> .
x_i	Observación actual, <i>adimensional</i> .
y	Coordenada al centro de gravedad, <i>adimensional</i> .
y_i	Valor determinado, <i>adimensional</i> .
\bar{y}	Media de y_i , <i>adimensional</i> .
Z	Nivel de confianza, %.
Z_0	Salida de un sistema difuso tipo Takagi-sugeno, <i>adimensional</i> .
α	Coefficiente de Griffiths, <i>adimensional</i> .
ε	Emisividad, <i>adimensional</i> .
$\mu(x)$	Función de pertenencia del conjunto de salida, <i>adimensional</i> .

Resumen

En este trabajo se muestra un estudio comparativo del consumo de energía para climatizar una habitación cerrada ubicada en clima cálido, considerando modelos basados en inteligencia artificial y el enfoque adaptativo de confort térmico para determinar la temperatura de confort. El estudio se realiza con la simulación de la climatización térmica de una edificación con condiciones climáticas de Tuxtla Gutiérrez, México. El comparativo se realiza en términos de las cargas de enfriamiento anuales, los grados-día de enfriamiento anuales, el Porcentaje Predicho de Insatisfacción (PPD¹) y el Voto Medio Pronosticado (PMV)², controlando la Temperatura de confort (T_{conf}) de acuerdo a un modelo derivado de la Guía CIBSE³ A, un modelo lineal, un modelo basado en Lógica Difusa (LD), un modelo basado en Redes Neuronales Artificiales (RNA) y un modelo basado en LD-RNA. Los modelos se construyeron con datos recolectados de 293 encuestas subjetivas y con mediciones en campo en 27 edificaciones educativas durante el verano de 2017, en Tuxtla Gutiérrez, México. En la construcción de los modelos, la variable de salida fue la T_{conf} , las variables de entrada fueron seleccionadas con un análisis de sensibilidad. El potencial de ahorro de energía se determina comparando el desempeño de cada modelo en relación a la NOM-008-ENER-2001. Los resultados mostraron que con la temperatura recomendada por la NOM-008-ENER-2001, se requiere una carga de enfriamiento anual de 209.41 kWh/año- m^2 , para 24245.1 h de grados-día de enfriamiento anual. En relación a la NOM-008-ENER-2001, los mayores ahorros de energía se logran con el modelo basado en RNA seguido del modelo lineal con el 43.7% y 15.6% respectivamente. También, los grados-día de enfriamiento resultaron menores con el modelo basado en RNA seguido del modelo lineal, con valores de 33.2% y 23.2%, respectivamente. Los ahorros con el modelo basado en LD-RNA fueron considerables, la carga de enfriamiento se redujo 15.1% y los grados-día de enfriamiento 9.3%. Con el modelo derivado de la Guía CIBSE A, la carga de enfriamiento mostró un incremento del 4.1% y los grados-día de enfriamiento de 4.8%. Con el modelo basado en LD, el incremento en la carga de enfriamiento fue del 1.0% y los grados-día de enfriamiento del 2.5%. Los ahorros de energía pueden ser atribuido al incremento de la T_{conf}

¹ Por sus siglas en inglés: Predicted Percentage of Dissatisfied.

² Por sus siglas en inglés: Predicted Mean Vote.

³ Por sus siglas en inglés: Chartered Institution of Building Services Engineers.

que se determinan con los modelos. Las temperaturas más altas se determinaron con el modelo basado en RNA, con T_{comf} promedio de $27.4 \pm 2.9^{\circ}\text{C}$, seguido del modelo lineal con $25.7 \pm 0.2^{\circ}\text{C}$ y del modelo basado en LD-RNA con $25.7 \pm 1.4^{\circ}\text{C}$. Las temperaturas más bajas se determinaron con el modelo basado en LD con T_{comf} promedio de $24.9 \pm 1.1^{\circ}\text{C}$ y el modelo derivado de la Guía CIBSE A con T_{comf} promedio de $24.7 \pm 0.2^{\circ}\text{C}$. En términos del PPD, el promedio de la insatisfacción térmica fue de $18.1 \pm 3.4\%$, y el PMV de 0.2 ± 0.08 . En la climatización térmica de una habitación cerrada ubicada en clima cálido Aw, el uso de controles basados en inteligencia artificial, considerando el enfoque adaptativo, permiten ahorros de energía significativos, a la par proporcionar el confort térmico requerido por los ocupantes.

Palabras clave: *Confort térmico, Enfoque adaptativo de confort, Modelo de confort térmico, Lógica difusa, Redes neuronales artificiales, Clima cálido, Climatización térmica de edificaciones.*

Abstract

This work shows a comparative study of energy consumption to air-conditioning a building located in a warm climate, considering models based on artificial intelligence and the adaptive thermal comfort approach to determine the comfort temperature. The study is carried out with the simulation of the thermal air conditioning of a building with climatic conditions in Tuxtla Gutiérrez, Mexico. The comparative study is carried out in terms of the annual cooling load, the annual cooling degree-days, the predicted percentage of dissatisfaction (PPD) and the predicted mean vote (PMV), controlling the comfort temperature T_{comf} , according to a model derived from the CIBSE Guide A, a linear model, a model based on Fuzzy logic (LD), a model based on Artificial Neural Networks (RNA) and a model based on LD-RNA. The models were constructed with data collected from 293 subjective surveys and with field measurements in 27 educational buildings during the summer of 2017, in Tuxtla Gutiérrez, Mexico. In the construction of the models, the output variable was the T_{comf} , the input variables were selected with sensitivity analysis. The energy saving potential is determined by comparing the performance of each model in relation to NOM-008-ENER-2001. The results showed that with the temperature recommended by NOM-008-ENER-2001, an annual cooling load of $209.41 \text{ kWh/year-m}^2$ is required, for 24245.1 h of degrees-day of annual cooling. In relation to NOM-008-ENER-2001, the greatest energy savings are achieved with the RNA-based model followed by the linear model with 43.7% and 15.6%, respectively. Likewise, the cooling degrees-day were lower with the RNA-based model followed by the linear model, with values of 33.2% and 23.2%, respectively. The savings with the LD-RNA-based model were considerable, the cooling load was reduced 15.1% and the cooling-degree days 9.3%. With the model derived from the CIBSE Guide A, the cooling load showed an increase of 4.1% and the cooling degree-days of 4.8%. With the LD-based model, the increase in the cooling load was 1.0% and the cooling degrees-day of 2.5%. Energy savings can be attributed to the increase in T_{comf} that are determined with the models. The highest temperatures were determined with the RNA-based model, with an average T_{comf} of $27.4 \pm 2.9^\circ\text{C}$, followed by the linear model with $25.7 \pm 0.2^\circ\text{C}$ and the LD-RNA based model with $25.7 \pm 1.4^\circ\text{C}$. The lowest temperatures were determined with the LD-based model with an average T_{comf} of $24.9 \pm 1.1^\circ\text{C}$ and the model derived from the CIBSE Guide A with an average T_{comf} of $24.7 \pm 0.2^\circ\text{C}$. In terms of PPD, the average

thermal dissatisfaction was $18.1\pm 3.4\%$, and the PMV 0.2 ± 0.08 . In thermal air conditioning a closed room located in warm climate Aw, the use of controls based on artificial intelligence, considering the adaptive approach, allow significant energy savings, while providing the thermal comfort required by the occupants.

Keywords: *Thermal comfort, Adaptive comfort approach, Thermal comfort model, Fuzzy logic, Artificial neural networks, Warm climate, Thermal air conditioning of buildings.*

Capítulo 1. Introducción

En este capítulo se muestra el planteamiento del problema, la revisión bibliográfica, los objetivos y los alcances del trabajo.

1.1. Planteamiento del problema

Hoy en día, el incremento de la demanda de energía ha ocasionado un considerable impacto adverso en el medio ambiente, derivando en una creciente tendencia por el uso eficiente de la energía (Chenari *et al.*, 2016). El aumento del consumo energético se atribuye al incremento del nivel de vida de las personas, al desarrollo económico, a la urbanización y los cambios climáticos (Osterman *et al.*, 2012; Allouhi *et al.*, 2015). La Agencia Internacional de Energía estimó un crecimiento del consumo energético anual del 3.1% del 2005-2011 (IEA, 2013). Por su parte, la Administración de Información Energética, publicó un consumo energético mundial de 8.92 Gtoe⁴/año en 2013 y con una tendencia de crecimiento del 56.0% para el 2040 (EIA, 2013). La tendencia en el crecimiento del consumo energético mundial puede afrontarse con el uso eficiente de la energía en los sectores con mayor demanda y con fuentes alternas de energía.

Actualmente la industria de la construcción es uno de los sectores que muestra mayor crecimiento, debido al aumento del tiempo de estancia de las personas en su interior, que a la fecha se ha estimado hasta del 90.0% (Shaikh *et al.*, 2013b; Ma *et al.*, 2017). Hoy en día, el consumo mundial de energía en edificaciones representa entre el 19-50.0% de la energía total generada, con una tendencia en el corto plazo hacia el 60.0%, de acuerdo a Schneider Electric en 2013 (Pérez-Lombard *et al.*, 2008; Griego *et al.*, 2012; Viebahn *et al.*, 2013; Becerik-Gerber y Siddiqui, 2014; Shaikh *et al.*, 2014). El alto consumo de energía puede ser afrontado con la implementación de estrategias que coadyuven a disminuir el consumo de energía en las edificaciones y simultáneamente disminuir su impacto adverso al medio ambiente.

En las edificaciones, el consumo de energía se destinan principalmente a los sistemas de HVAC⁵, llegando a representar el 40-50% del consumo total (Bastide *et al.*, 2006; Pérez-Lombard *et al.*, 2008, Viebahn *et al.*, 2013). Lucintel (2017) publicó que el mercado mundial de equipos de HVAC alcanzará los 120,600 millones de dólares en 2022, con una tasa de

⁴ Por sus siglas en inglés: Gigatons of Oil Equivalent.

⁵ Por sus siglas en inglés: Heating Ventilation and Air Conditioning.

crecimiento anual compuesto del 4.9%. El crecimiento del mercado se atribuye principalmente al incremento del ingreso disponible, al aumento en la industria de la construcción en las economías emergentes, al cambio de las condiciones climáticas a nivel global y al crecimiento en el tiempo de estancia de las personas en el interior de las edificaciones. En el caso de México, el sector de la construcción con sistemas HVAC se ha beneficiado con las mismas causas y tendencias que en el entorno internacional. En 2014, la Asociación Mexicana de Profesionales Inmobiliarios pronosticó un crecimiento del 7.0% para el 2015, que directamente se relaciona con las predicciones de consumo energético en este sector (AMPI, 2017). El considerable crecimiento se observa como una oportunidad para implementar estrategias para utilizar sistemas HVAC más eficientes y que ahorren energía, sin comprometer la sustentabilidad ni el confort térmico de los ocupantes.

En este contexto, el estudio del confort térmico de los ocupantes es una de las estrategias para el uso eficiente de la energía (Mishra y Ramgopal, 2015). El confort térmico involucra aspectos fisiológicos, psicológicos, sociales y culturales de las personas, así como también la ubicación geográfica (Mishra y Ramgopal, 2015; Chenari *et al.*, 2016). En el estudio del confort térmico se utiliza el enfoque estático (ISO, 2005; ANSI/ASHRAE, 2013), y recientemente buscando un mayor número de personas satisfechas el enfoque adaptativo (CEN, 2007; CIBSE, 2006). El enfoque estático, con modelos como el Porcentaje Predicho de Insatisfacción PPD⁶ y el Voto Medio Pronosticado PMV⁷, surgieron como primera opción que consideran las preferencias térmicas (Fanger 1972; ISO, 2005). Sin embargo, los mecanismos físicos y psicológicos de las personas para adaptarse a su medio ambiente no son considerados, por lo que, en ocasiones no reflejan adecuadamente las preferencias térmicas, como sucede en climas tropicales (Nicol y Humphreys, 2002; Sekhar, 2015). Como una alternativa, el enfoque adaptativo considera los mecanismos de adaptación con mayor cobertura de preferencias térmicas (de Dear, 1998; Nicol, 2004). El concepto general del enfoque adaptativo es considerar al usuario como un actor activo que interactúa con el ambiente, que se adapta y que lo modifica según sus preferencias y comodidades.

⁶ Por sus siglas en inglés: Predicted Percentage of Dissatisfied.

⁷ Por sus siglas en inglés: Predicted Mean Vote.

Hoy en día, con base al enfoque adaptativo, se han venido desarrollando modelos para determinar la Temperatura de confort (T_{comf}) preferida por los ocupantes, considerando que en la climatización, la temperatura es el parámetro térmico con mayor influencia en el confort térmico y en el que se puede lograr mayores ahorros de energía (Attia y Carlucci, 2015; Frontczak y Wargocki, 2011). Los modelos adaptativos permiten mayores intervalos de temperatura y consecuentemente menores cargas térmicas de enfriamiento, dando a la vez lugar a ahorros de energía y a mayores porcentajes de personas satisfechas térmicamente (Sánchez-García *et al.*, 2019).

En los modelos adaptativos se encuentran los recomendados por estándares internacionales y locales, que determinan la T_{comf} en función de la temperatura de corriente exterior. Los modelos adaptativos recomendados por estándares internacionales, entre las que se encuentra el ASHRAE⁸ 55, el CEN⁹ EN15251 y la Guía CIBSE¹⁰ A, se desarrollaron con base a encuestas y mediciones aplicadas en edificaciones localizadas alrededor del mundo (Nicol y Humphreys, 2002; Nicol, 2004). Sin embargo, diversos trabajos consideran que los modelos recomendado por los estándares internacionales determinan T_{comf} menores a las preferidas por los ocupantes, como sucede en climas tropicales (Nicol y Humphreys, 2002; McCartney y Fergus, 2002; Indraganti, 2010; Deb y Ramachandraiah, 2010; Kwong *et al.*, 2014; Attia y Carlucci, 2015; Singh *et al.*, 2018). Por su parte, los modelos adaptativos locales se han venido desarrollando con base a encuestas y mediciones aplicadas en función del clima y el tipo de edificación (Djongyang *et al.*, 2010; Taleghani *et al.*, 2013; Mishra y Ramgopal, 2013; Yang *et al.*, 2014; Zomorodian *et al.*, 2016; Djamila, 2017; Enescu, 2017; Carlucci *et al.*, 2018). Sin embargo, los estudios se han realizado principalmente para zonas tropicales de la región Indo Malaya y del Pacífico del Sur, mientras que en zonas tropicales de América latina se ha tratado de manera limitada, siendo que al incrementarse la T_{comf} se deriva en un considerable ahorro y uso eficiente de la energía (Villadiego y Velay-Dabat, 2014). Por otra parte, los modelos adaptativos actuales aún son escasos con nivel predictivo bajo, con coeficientes de determinación R^2 de 0.012-0.87 (Rajasekar y Ramachandraiah, 2010; Indraganti *et al.*, 2013; Indraganti *et al.*, 2014; Rijal *et al.*, 2015; Manu *et al.*, 2016;

⁸ Por sus siglas en inglés: American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers.

⁹ Por sus siglas en inglés: European Committee for Standardization.

¹⁰ Por sus siglas en inglés: Chartered Institution of Building Services Engineers.

Damiati *et al.*, 2016; Indraganti y Boussaa, 2017; Yu *et al.*, 2017; Takasu *et al.*, 2017; Kleber y Wagner, 2017; Yang *et al.*, 2017; Koelblen *et al.*, 2018; Singh *et al.*, 2018; Thapa *et al.*, 2018; Kim y de Dear, 2018; Tartarini *et al.*, 2018; Wu *et al.*, 2019; López-Pérez *et al.*, 2019).

Entre las técnicas de control que son capaces de proporcionar las condiciones de confort térmico requerido por los ocupantes se encuentran los algoritmos basados en Redes Neuronales Artificiales (RNA), Lógica Difusa (LD) e híbridas LD-RNA. Los sistemas de control basados en inteligencia artificial han venido surgiendo dando respaldo a la precisión, confiabilidad, flexibilidad y comodidad que se demanda en la actualidad. Por ejemplo, los sistemas de inteligencia artificial basados en redes neuronales y lógica difusa permiten modelar sistemas complejos no lineales; esto se debe a que han sido desarrolladas buscando simular la forma como el cerebro manipula información inexacta. Las redes neuronales requieren de la lógica difusa por que necesitan disponer de sistemas expertos con capacidad de procesar información, tomar decisiones y responder a estímulos de forma similar al cerebro humano. Los sistemas basados en lógica difusa precisan de las redes neuronales para aprender nuevos hábitos con el desarrollo dinámico de nuevas reglas (Peng y Chen, 2015; Amirkhani *et al.*, 2015). Estos sistemas de inteligencia artificial han mostrado ser una herramienta adecuada en la optimización de procesos, sin embargo, es conveniente evaluar el potencial de ahorro de energía durante su operación. Buscando el incremento de la capacidad predictiva y el ahorro de energía, se han venido desarrollando modelos basados en inteligencia artificial IA, logrando un R^2 de hasta 0.97 (Mba *et al.*, 2016; Deng y Chen 2018; Attoue *et al.*, 2018; Yoon *et al.*, 2018; Peng *et al.*, 2019). Sin embargo, los trabajos aún son escasos y las variables predictoras se basan en el enfoque estático (Enescu, 2017). Así también, el potencial que tienen los modelos adaptativos basados en IA en el ahorro de energía en la climatización térmica de edificaciones, hasta la fecha no ha sido evaluada (Pérez-Lombard *et al.*, 2008; Mirinejad *et al.*, 2012; Vakiloroya *et al.*, 2014; Ahmad *et al.*, 2016; Brøgger y Wittchen, 2017). El ahorro de energía podría alcanzar un impacto considerable al aumentar la T_{comf} y su intervalo de funcionamiento, al reducir el tiempo de funcionamiento y /o la potencia de los sistemas de aire acondicionado (Kwong *et al.*, 2014; Saber *et al.*, 2016; Mohandes *et al.*, 2019).

1.2. Revisión bibliográfica

La revisión bibliográfica se direccionó al confort térmico, los controles aplicados y la aplicación de inteligencia artificial en la climatización térmica de edificaciones y el ahorro de energía.

1.2.1. Confort térmico en edificaciones y zonas

Chen y Chang (2012) estudiaron la presencia de los síntomas del síndrome del Edificio Enfermo (SEE) y la incomodidad térmica de los ocupantes, en edificios con HVAC. La investigación se llevó a cabo en el edificio de oficinas de una universidad local en Singapur, que presenta un clima tropical, cálido húmedo. La recolección de datos se realizó en un periodo de tres semanas, en las que se realizaron cuestionarios presenciales y en línea, con 210 y 98 personas encuestadas, respectivamente. Los cuestionarios presenciales se aplicaron en 18 oficinas y los cuestionarios en línea se aplicaron en una sola planta del edificio. El cuestionario comprendía tres temas principales: síntomas del SEE, percepción de las condiciones térmicas individuales, valores de aislamiento de la ropa. El cuestionario respecto a SEE se basó en las preguntas recomendadas por el Instituto de Epidemiología Ambiental de Singapur. El cuestionario de la percepción de las condiciones térmicas individuales se diseñó basadas en ISO 10551:2001. Los valores del aislamiento de la ropa se calcularon con base a los valores recomendados en ASHRAE 55-2010. Los resultados muestran un bajo índice de los síntomas del SEE en comparación con investigaciones similares en otras regiones geográficas. En el confort térmico los investigadores observaron un malestar general por enfriamiento excesivo, debido a que los ocupantes prefieren temperaturas interiores más bajas, entre 5.0-6.0°C de diferencia con la temperatura exterior. En los valores de aislamiento, el 60.0% de los ocupantes utilizaron ropas más gruesas, el 14.0% utilizaban chaquetas ligeras y camisas manga larga. El perfil de ropa difiere significativamente de la del entorno ambiental exterior, donde las ropas hechas con materiales finos son predominantes. En climas tropicales existe el problema del sobre enfriamiento, esto puede ser debido a malas estrategias de climatización. Aplicar sistemas de HVAC considerando las preferencias de la T_{conf} , los rasgos fisiológicos y culturales de los ocupantes es una de las soluciones al problema de sobre enfriamiento.

Azizpour *et al.* (2013) realizaron un estudio comparativo de la temperatura preferida de los ocupantes y la T_{comf} , en un hospital. La investigación se realizó en el centro médico de la universidad de Kebangsaan, Malaysia; ubicada en una zona climática Af, bajo la clasificación de Köppen-Geiger. La recolección de datos se llevó a cabo con un estudio de campo en los meses de mayo 2011 y febrero 2012. Aplicando encuestas al personal del hospital en diez diferentes zonas. Calculando en cada zona el PMV y el Voto de Sensación Térmica (VST) de los ocupantes. Los datos obtenidos se analizaron de forma objetiva y subjetiva. En el análisis subjetivo, la T_{comf} preferida por los ocupantes fue de 23.4°C . En el análisis objetivo, se encontró que la temperatura preferida de los ocupantes es de 20.3°C . Por lo que la T_{comf} preferida difiere en $\pm 2.0^{\circ}\text{C}$ con la temperatura calculada con el PMV. De la investigación se observa que personas bajo una misma edificación con actividades similares, perciben diferentes valores en el confort térmico. Esta diferencia puede ser ocasionada por las características fisiológicas y psicológicas, de cada individuo.

Schulze y Eicker (2013) controlaron en condiciones de confort a tres cuartos de oficinas ubicadas en Alemania, Italia y Turquía, utilizando VN. El flujo del aire exterior se simuló y controló, en la simulación usaron las ecuaciones gobernantes de flujo para diferentes condiciones de contorno, y se utilizó EnergyPlus. La temperatura interior, el bióxido de carbono y las aberturas de compuerta de ventilación se consideraron. En los resultados se observó que la calidad del aire interior se puede mantener con facilidad en verano. En la climatización térmica de edificaciones con VN en climas fríos, las estrategias de control sobre las aberturas son cruciales para evitar la sensación de frío, incluso en verano.

Saber *et al.* (2014) analizaron las últimas investigaciones publicadas sobre las aplicaciones de los Sistemas de Enfriamiento por Altas Temperaturas (SEAT), en edificios tropicales. Los autores analizaron los sistemas de enfriamiento por aire-agua, considerando la clasificación por panel de enfriamiento radiante, enfriamiento por losa radiante y vigas frías pasivas/activas. Limitando la investigación a estudios realizados en edificios ubicados en climas tropicales, según la clasificación de Köppen-Geiger. Los resultados en el confort, los SEAT son capaces de proporcionar un ambiente confortable y saludable cuando es acompañado por un sistema de ventilación. Lo anterior porque los ocupantes en zonas

tropicales prefieren un mayor movimiento del aire, en comparación con los climas secos y templados. En ahorro de energía, los autores estimaron que los SEAT pueden proporcionar un ahorro entre el 6.0-41.0%, dependiendo de la estrategia de diseño y el escenario de operación del sistema. Teniendo en cuenta las preferencias en confort de los ocupantes en zonas tropicales, los SEAT son una opción viable para ahorrar energía.

Attia y Carlucci (2015) compararon diferentes modelos de confort térmico en edificios de energía neta cero, en climas cálidos. La investigación se llevó a cabo en un módulo residencial de apartamentos en el Kairo, Egipto, con clasificación climática de Köppen-Geiger Bwh, pero debido al río Nilo, presenta un clima cálido húmedo. En la investigación compararon el ahorro de energía de los modelos de Fanger, Giovani, los modelos adaptativos ASHRAE 55 y EN15251. La investigación se dividió en dos etapas: experimentación y simulación. La experimentación se llevó a cabo con el prototipo de un modelo residencial de apartamentos, con un área de 120 m^2 . Con los datos obtenidos se modeló y simuló el comportamiento energético en EnergyPlus. Los resultados de la comparación de los modelos, EN15251, ASHRAE 55 y Giovani, con el modelo Fanger, se obtuvo un ahorro del consumo energético del 16.0%, 21.0% y 24.7%, respectivamente. El ahorro obtenido en la comparación de los modelos, puede ser debido a que el modelo de Fanger ocupa una temperatura rígida de confort, mientras que EN15251, ASHRAE 55 y Giovani utilizan temperaturas de confort más altas y variables con el tiempo. Con las temperaturas predichas por modelos adaptativos de confort pueden lograrse significantes ahorros de energía en la climatización térmica de edificaciones.

Mishra y Ramgopal (2015) con el objetivo de identificar tendencias, analizaron estudios de campo del confort térmico en edificaciones, desde 1973-2013, en edificios con corriente libre (FR¹¹) y edificios con HVAC. Los investigadores analizaron aspectos ambientales, fisiológicos y culturales, que afectan el confort térmico de los ocupantes, agrupándolas respecto a su ubicación, por zonas climáticas, de acuerdo a la clasificación de Köppen-Geiger. En los resultados identificaron que las personas tienen una gran capacidad de adaptarse a su entorno climático, ya sea en FR o HVAC. Diferenciándose en que los edificios

¹¹ Por sus siglas en inglés: Free running.

con FR tienen zonas de confort más estrechas en comparación con los edificios con HVAC. Los estudios de campo analizados, demuestran que los individuos son propensos a percibir el mismo ambiente térmico diferente. Con excepción a los climas tipo A, los otros tipos de clima tienen amplios rangos de temperatura neutra y de confort; debido a que los climas tipo A tienen una mínima variación estacional. Al diseñar e implementar una estrategia de control para climatizar edificaciones y ahorrar energía, es necesario tomar en cuenta aspectos fisiológicos, psicológicos sociales, culturales y geográficos de las personas que utilizarán el espacio.

Ionescu *et al.* (2015) investigaron la evolución de los edificios energéticamente eficientes y las técnicas utilizadas para el uso eficiente de la energía a través de la historia hasta el presente. Hicieron una revisión histórica de las tecnologías aplicadas, del 5500-2004 D.C., incluyendo los conceptos modernos de las características de diseño de un edificio energéticamente eficiente. Expone la importancia de diseñar Edificios Energéticamente Eficientes (EEE), para la disminución de los gases de efecto invernadero y del ahorro en términos económicos que esto implica. Los EEE no es un concepto reciente, pues desde que el hombre adoptó una vida sedentaria, inició la búsqueda de acondicionar el espacio donde desarrolla sus actividades lo más cómoda posible, de acuerdo a sus necesidades. Los EEE incluyen el ahorro monetario, impacta directamente en la sociedad y en el medio ambiente.

Sekhar (2015) investigó los desarrollos significativos en la comprensión de los problemas de confort térmico en edificios ubicados en climas cálidos y húmedos. Explorando algunas opciones viables para el confort térmico que consideran prometedores, por ser soluciones sostenibles y energéticamente eficientes. Hicieron una revisión del estado del arte de los últimos 25 años en edificios escolares y de oficina. Enfocando la investigación a la preferencia de los ocupantes en cuestiones de confort térmico, el efecto causado por sobre enfriamiento y la humedad relativa del aire. Los resultados en términos de confort demuestran que, en la mayoría de los casos citados, los ocupantes prefieren temperaturas altas a velocidades elevadas de aire y temperaturas ligeramente menores a la temperatura neutra. Algunos estudios mostraron que la falta de movimiento del aire a elevadas temperaturas provoca un mayor nivel de incomodidad térmica. Los resultados del análisis en

el caso de sobre enfriamiento, es debido a que el sistema de aire acondicionado es de mayor tamaño al necesario o de tamaño inadecuado. El sobre enfriamiento afecta a la humedad del aire interior, afectando el confort térmico y la percepción en la calidad del aire. En climas tropicales, la zona del confort térmico es muy limitado. El sobre enfriamiento ocasiona mayor gasto de energía y que los ocupantes tengan que utilizar más ropa de la necesaria. La deshumidificación inadecuada puede ocasionar problemas en las vías respiratorias.

Amasyali y El-gohary (2016) hicieron un comparativo de la conducta de los ocupantes, el consumo de energía y el confort térmico, en edificios de oficinas y residenciales, en Arizona, Illinois y Pensilvania, Estados Unidos. Compararon la importancia de los niveles de satisfacción de los ocupantes de diferentes estados, a través de tres categorías, que se consideran relacionados al consumo de energía. La categoría uno agrupa factores que pueden impactar directamente en la conducta del consumo de energía: confort térmico, confort visual y la calidad del aire interior. La categoría dos comprende la salud y la productividad personal. La categoría tres estudia los factores que motivan la conducta del ahorro de energía: protección ambiental y el ahorro en el pago de la tarifa eléctrica. La recolección de datos se llevó a cabo a través de 618 encuestas en línea. Los datos obtenidos se analizaron con cinco métodos estadísticos: Razón de correlación, Coeficientes de correlación de Spearman, Coeficientes de concordancia de Kendall, Prueba de Kruskal-Wallis, Prueba de Mann-Whitney. En el análisis los investigadores mostraron que las tres categorías fueron moderadamente importantes para la mayoría de los ocupantes. En los resultados, destaca la inconformidad en el cumplimiento de algunas medidas para ahorrar energía, 11.2-21.4%. El 24.8-38.6% consideró que la salud y la productividad personal se ven afectados negativamente por las condiciones ambientales interiores. Los resultados indican el extenso trabajo que existe para lograr edificios energéticamente eficientes, en este caso la comprensión y mejora de la conducta del consumo de energía. Al considerar la conducta de los ocupantes como una variable en el implemento de sistemas de acondicionamiento de espacios, es posible lograr considerables ahorros de energía.

Amin *et al.* (2016) investigaron las preferencias de confort térmico de los ocupantes en un complejo residencial de 1104 habitaciones ubicado en Sounthampton, Reino Unido. La sala

estaba ocupada por estudiantes nacionales e internacionales, de condiciones climáticas muy diferentes. Obtuvieron la información a través de 223 cuestionarios aplicado a los residentes con mínimo un año de antigüedad en el edificio. El cuestionario se realizó en el mes de marzo de 2015 y el monitoreo de la temperatura fue en el mes de febrero del mismo año. En los resultados, reportaron que el origen de los ocupantes tiene influencia significativa sobre las preferencias de confort térmico. Los ocupantes de climas cálidos prefieren una temperatura media de 2.3°C superior a los ocupantes de climas fríos. Teniendo en cuenta las preferencias en confort de los ocupantes de zonas cálidas, aplicar estrategias de control que tomen en cuenta estas preferencias conlleva al uso eficiente de la energía sin sacrificar el confort térmico.

Lei *et al.* (2016) simularon y analizaron las ganancias de calor de un edificio ubicado en un clima tropical. Al edificio se le aplicó una capa aislante, de 10 *mm* de espesor, hecho de materiales con cambio de fase. El edificio modelado fue un cubo simple con dimensiones de 3.0x3.0x2.8 *m*. Las condiciones climáticas fueron de verano, con temperatura exterior constante de 25.0°C . Los autores simularon por un periodo de 24 *h* con el software EnergyPlus. De la simulación obtuvieron la disminución de la ganancia de calor a través de la envolvente en un intervalo del 21.0-32.0%. Se observó que en el acondicionamiento de espacios en climas tropicales existen muchas opciones para reducir el consumo de energía, en este caso, la aplicación de técnicas pasivas de ahorro de energía.

Mirrahimi *et al.* (2016) realizaron un estado del arte sobre las técnicas pasivas de ahorro de energía aplicadas al acondicionamiento de espacios en edificios. Delimitando la investigación a edificios habitacionales de gran altura, en la región tropical de Malasia. La investigación se centró en el análisis de las relaciones existentes entre las condiciones climáticas, el diseño del edificio, el confort térmico y el consumo de energía. Los autores concluyen que el principal parámetro de diseño es el confort térmico, que en la región tropical de Malasia oscila entre $25.0\text{-}31.0^{\circ}\text{C}$. En edificaciones ubicadas en condiciones de clima cálido húmedas, adoptar estrategias pasivas de acondicionamiento de espacios permite disminuir el uso de equipos de acondicionamiento de espacios.

Park *et al.* (2016) desarrollaron un método para estimar y predecir el consumo de energía por calefacción de edificios residenciales, a partir de las facturas de electricidad, gas natural y calefacción urbana. En el trabajo se analizaron 128 muestras en un periodo de tres años. Los datos del consumo de energía se caracterizaron con un modelo estadístico de regresión lineal de cambio de puntos, que describe el consumo de energía por calefacción urbana en función de la temperatura exterior. En los resultados, se identificaron los edificios con mayor consumo de energía por calefacción, siendo candidatas a remodelación para hacerse energéticamente eficientes. El desarrollo de métodos para identificar edificios factibles de mejora energética y elegir la opción más viable de suministro de energía para la climatización térmica representa un significativo ahorro económico.

Raatikainen *et al.* (2016) analizaron el consumo de energía eléctrica por calefacción a diferentes horas del día, por el periodo de un mes, en seis edificios escolares ubicados en Kuopio, Finlandia Oriental. Con los datos del consumo de energía por calefacción por hora, en las escuelas, se aplicó un análisis gráfico de diagramas de caja-bigotes. En el análisis inteligente se utilizó un mapa de auto organización, que utiliza redes neuronales artificiales. Los resultados cualitativos mostraron que los nuevos edificios son más eficientes energéticamente que los antiguos. La eficiencia energética de los edificios ha mejorado paulatinamente; esto debido a la implementación de normas nacionales e internacionales.

Ramírez-Villegas *et al.* (2016) investigaron el efecto que tienen las estrategias de renovación de edificios orientadas a la disminución del consumo de energía por calefacción, desde la perspectiva de la emisión de gases de efecto invernadero. En la investigación, simularon un edificio de tres plantas, ubicado entre los municipios de Borlänge y Falun, Suecia. Utilizando un programa diseñado para la industria de la construcción: Building Environmental Assessment Tool (BEAT). El programa dio como resultado la cantidad emitida de gases de efecto invernadero, producido por los combustibles utilizados en la calefacción. Demostrando que BEAT es una herramienta útil para analizar el impacto medioambiental de las renovaciones de edificios energéticamente eficientes. En la elección de una estrategia de climatización de espacios, es necesario considerar además del ahorro de energía y los niveles de confort, el impacto medioambiental que ocasiona.

Ruparathna *et al.* (2016) realizaron una revisión crítica del conocimiento existente orientado a mejorar la eficiencia energética en edificios comerciales e institucionales. Analizaron artículos de revista de renombre, publicadas entre el año 2000 y 2014, haciendo un enfoque contemporáneo de la eficiencia energética incluyendo cambios técnicos, organizativos y de comportamiento. Observando que la mayoría de los estudios se centran en avances técnicos, pasando por alto el cambio del comportamiento de las personas dentro de las edificaciones. En el uso eficiente de la energía en edificaciones, se debe tener muy en cuenta los factores medioambientales, tecnológicos y humanos.

Zorita *et al.* (2016) desarrollaron una metodología para la toma de decisiones en el control del consumo de energía que compara objetivamente el rendimiento energético. En el desarrollo, utilizaron técnicas estadísticas de regresión lineal multivariable en las que incluyeron las variables de mayor influencia en el consumo de energía. La metodología se aplicó a un hospital ubicado entre los municipios de Castilla y León, España. Obteniendo como resultado, el índice de eficiencia, que permite comparar el consumo de energía para edificaciones con funciones similares. De esta manera, un administrador observa la eficiencia del edificio, las tendencias y anomalías ocasionales, permitiéndole actuar en consecuencia a ello. La aplicación de metodologías para identificar, analizar y adaptar las mejores prácticas en el consumo eficiente de la energía, y compararlas con edificaciones similares son herramientas útiles en la sustentabilidad energética.

En la climatización térmica de edificaciones, para mejorar el confort térmico y hacer uso eficiente de la energía, es necesario considerar las variables involucradas en el proceso. Los factores medioambientales, tecnológicos y humanos son ejemplo de algunas variables. Así también, se debe considerar que las personas dentro de una misma edificación, con características similares pueden preferir diferentes condiciones térmicas para estar en confort. En climas cálido húmedo, las personas prefieren altas temperaturas de confort, pero debido a malas estrategias de climatización, se ocasiona el problema del sobre enfriamiento. El sobre enfriamiento ocasiona mayor gasto de energía y que el confort térmico disminuya. En un clima cálido húmedo, consideran las preferencias térmicas de las personas al climatizar

una habitación cerrada es una estrategia adecuada para cumplir con el confort térmico y ahorrar energía.

1.2.2. Controles aplicados a la climatización térmica de edificaciones y el ahorro de energía.

Yu *et al.* (2009) realizaron un estado del arte sobre las estrategias de control adoptadas para el Almacenamiento de Energía Térmica Integrada a Edificios (AETIE). Los autores hicieron una revisión analizando publicaciones de 1979-2015; clasificaron las técnicas y estrategias de control aplicadas al AETIE, en tres categorías: sistemas activos, sistemas pasivos y la combinación de las anteriores. Los investigadores exponen las ventajas y desventajas de cada técnica y estrategia de control, así también como sus principales aplicaciones. En sus resultados, proporcionan observaciones y recomendaciones en cada técnica y estrategia de control, que consideran de utilidad para futuros trabajos de investigación. Se observó que en el AETIE y para el acondicionamiento térmico óptimo de espacios en edificaciones es necesario elegir la técnica y la estrategia adecuada para cada situación, considerando principalmente el diseño del edificio y las condiciones medioambientales.

Gondhalekar *et al.* (2013) minimizaron el consumo de energía aplicando un control predictivo basado en modelos, teniendo como objetivo reducir el costo de calentar y/o enfriar una habitación de una edificación manteniendo las condiciones de confort de los ocupantes. En el trabajo desarrollaron un control predictivo robusto de estado retroalimentado que se aplicó al control del clima por un periodo de 24 horas, manteniendo la temperatura en un intervalo de 21.0-26.0°C considera aceptable en el espacio de trabajo de una oficina. El intervalo de confort se mantuvo con una cantidad mínima de energía. El método de control propuesto es altamente eficiente, pero necesita una gran cantidad de cálculo, ocasionando mayor costo computacional. Cabe mencionar que considera una sola variable de salida, la temperatura.

Afram y Janabi-Sharifi (2014) investigaron sobre los métodos de control aplicados a sistemas HVAC, haciendo comparaciones del desempeño de un control predictivo basado en modelos con controles clásicos, robustos, suaves e híbridos. La comparación de los modelos, se basó

en ejemplos específicos obtenidos en publicaciones de 1998-2013. Los parámetros analizados fueron la configuración, el tipo de proceso, la técnica de optimización, el horizonte de predicción y control, las limitaciones y los costos. Los resultados de la comparación revelan que los controles clásicos, aunque son intuitivos y de fácil aplicación, son incapaces de controlar los procesos con movimiento con retardo de tiempo. Lo anterior debido a la inercia térmica de muchos procesos de climatización, mostrando grandes oscilaciones. En los controles robustos, la robustez resultó difícil de garantizar, debido a su dependencia con las condiciones variables dentro de los edificios. En muchos casos se requirió la especificación de parámetros adicionales, resultando poco práctico la integración en sistemas de HVAC. En los controles suaves, se observó que se requieren un exhaustivo conocimiento de la operación de la planta y sus diferentes estados. En muchos casos se requiere de datos de entrenamiento en una amplia gama de condiciones de funcionamiento, que no pueden estar disponibles para muchos sistemas y con la desventaja que la industria usualmente es reacia en adoptar y utilizar un enfoque de caja negra. En los controles híbridos, heredan las ventajas y desventajas de las dos técnicas de control, robusto y suave. Los métodos de control aplicadas en sistemas de HVAC muestran ventajas y desventajas, dependiendo del sistema específico a controlar. Por lo que, al elegir el método apropiado, es necesario considerarlas, teniendo en cuenta las características de la edificación.

Shaikh *et al.* (2014) realizaron una revisión de las investigaciones orientadas al control inteligente de la energía y el manejo del confort, en Edificios Energéticamente Inteligentes (EEI). El objetivo principal fue proporcionar un panorama de la tendencia actual del tema. Los autores revisaron publicaciones de 1982-2013, los parámetros analizados fueron: parámetros de confort, sistemas de control, métodos computacionales inteligentes, herramientas de simulación, comportamiento de los ocupantes, preferencias, tipos de edificios, y los intereses de los países en este sector. Los resultados muestran que los controles más utilizados en la literatura, son: los modelos de control predictivo con un 15.0%, tecnología de sistemas multiagente constituyendo el 14.0%, modelos difusos con el 13.0% y ON/OFF con el 10.0%. Los algoritmos de optimización más utilizados son: algoritmos genéticos con el 29.0%, enjambre de partículas de optimización multiobjetivo con el 10.0% y optimización programada con el 6.0%. Las herramientas de simulación de sistemas de

control con un algoritmo de optimización más utilizados son: MATLAB¹² con el 26.0%, ENERGY PLUS con el 13.0%, SIMULINK y TRNSYS¹³ con el 11.0%. Los países donde más estudios se han realizado son: Estados Unidos con el 44.0%, Hong Kong con el 9.0%; Francia y Grecia con el 6.5%. De la revisión desarrollada en esta investigación, se observan tendencias sobre que técnica de control aplicar, el algoritmo de optimización y la herramienta de simulación que pueden ser utilizadas en este tipo de estudios.

Brooks *et al.* (2015) hicieron una comparación del consumo energético del sistema de aire acondicionado de un edificio comercial, ubicado en Gainesville, Florida. En la investigación, los autores propusieron dos algoritmos de control: un algoritmo basado en reglas utilizando una retroalimentación de ocupación en tiempo real, y un control predictivo basado en modelos que utiliza las predicciones de ocupación y predicciones climáticas. El desempeño de los dos modelos propuestos se comparó con un tercer modelo común que utiliza horarios de ocupación predefinidos. Utilizaron dos perfiles ocupación, en el primer perfil, cada habitación es ocupada por un solo ocupante que hace una pausa para el almuerzo de una hora al mediodía. El segundo perfil, una habitación está ocupada en todo momento. Ambas habitaciones tienen un horario de ocupación de 8:00-17:00 horas, y desocupado por las noches. La simulación fue realizada en MATLAB, con un tiempo de prueba de 30 minutos y 120 minutos. En los resultados de la comparación, el control predictivo basado en modelos, obtuvo un ahorro máximo del 48.0%. El algoritmo basado en reglas, utilizando una retroalimentación de ocupación en tiempo real, obtuvo un ahorro del 15.0%. De los resultados se puede observar que al considerar los horarios de ocupación como una variable más en una habitación que se pretende climatizar, genera un considerable ahorro de energía.

Mantovani y Ferrarini (2015) abordaron el control de la energía térmica en un centro comercial que se caracteriza por grandes espacios comunes y múltiples pisos que da origen a una estratificación térmica vertical significativo. Aplicaron un Control Basado en Modelos (MPC¹⁴), reforzado con un filtro de Kalman para garantizar los niveles de confort deseados y la eficiencia energética. En el modelo se consideraron las ganancias de calor externas e

¹² Matrix Laboratory.

¹³ Transient Systems Simulation.

¹⁴ Por sus siglas en inglés: Model Predictive Control.

internas, siendo la homogenización de la temperatura el propósito del control propuesto. Los resultados indicaron un ahorro significativo de la energía consumida de un 4.5%, aunque no se logró disminuir la estratificación de la temperatura de forma significativa. La aplicación del MPC implica una gran variedad de cálculos y el ahorro de energía es baja, considerando la complejidad del control.

Buonomano *et al.* (2016) desarrollaron una simulación numérica, basado en un Modelo Robusto de Control Adaptativo (MRCA) para edificios de hospitales, museos, laboratorios, etc. con estrictos requerimientos de control higrotérmico en el interior. Los investigadores desarrollaron en MATLAB un software de simulación, DETECTr 2.3, para modelar y analizar múltiples zonas en una edificación. El software se basó en MRCA, y predice de manera dinámica las demandas de calefacción y refrigeración, cargas latentes, temperatura y humedad del aire. Los autores realizaron la simulación de tres edificios: una casa pequeña de 480 m², una oficina pequeña de 200.0 m² y un centro comercial de 900.0 m². Las ciudades estudiadas fueron Copenhague, Denver, Friburgo, Milán, Roma, Niza, Nápoles, Jerusalén y Atenas, con diferentes condiciones climáticas. Cada edificio simulado está hecho de distintos materiales, de diversas geometrías. En la simulación se consideraron dos regímenes, continuo y transitorio. Los autores obtuvieron como resultado en cada simulación, un error cuadrático medio despreciable, en la temperatura y humedad interior. En términos de confort higrotérmico, obtuvieron una satisfacción en el rango del 50.0% al 75.0%, y una insatisfacción menor al 10.0% en invierno y 20.0% en verano. En el desarrollo de controles enfocados al acondicionamiento de espacios, es de suma importancia contar con algoritmos capaces de proporcionar las condiciones de confort que los ocupantes requieren. Estos algoritmos deben poseer la cualidad de adaptación a las variaciones climáticas y a distintas configuraciones de edificios y se observa que en condiciones de climas cálidos la incertidumbre en el control se incrementó al doble.

Harish y Kumar (2016) optimizaron un modelo para determinar las ganancias de calor de una edificación, aplicando un algoritmo de red de Resistencia-Capacitor (RC-red). En el trabajo se desarrollaron un conjunto de ecuaciones diferenciales que describen el flujo de energía dentro del edificio. Los modelos se compararon con las ecuaciones resultantes del método de

Crank-Nicolson. Para el algoritmo de optimización, realizaron un diagrama de flujo que minimiza el error cuadrático medio. Los autores observaron en forma cualitativa que el algoritmo propuesto sigue de cerca la señal de una función escalón. En comparación con la respuesta del modelo de referencia, el algoritmo propuesto permite obtener mayor aproximación. En el modelado de las ganancias de calor en edificaciones es necesario contar con modelos de alta eficiencia computacional sin sacrificar la precisión.

En el desarrollo de controles enfocados al acondicionamiento de espacios y ahorro de energía, es de suma importancia contar con algoritmos capaces de proporcionar las condiciones de confort que los ocupantes requieren. Estos algoritmos deben poseer la cualidad de adaptación a las variaciones climáticas y a distintas configuraciones de edificios. Por lo anterior es necesario elegir la técnica y la estrategia de control adecuada para cada situación considerando principalmente a los ocupantes y las condiciones medioambientales.

1.2.3. Inteligencia artificial en la climatización térmica de edificaciones

a) Algoritmos de control basados en lógica difusa

El-sengaby *et al.* (2011) diseñaron e implementaron un control de temperatura robusto en un Sistema de Gestión de Edificios (SGE), utilizando LD. El controlador propuesto consiste en controlar la salida de una válvula de tres vías, en la que se mezclan dos corrientes de agua a temperaturas diferentes, para alcanzar la temperatura deseada. El controlador se simuló en MATLAB y los datos obtenidos se compararon con un control PID. Los resultados muestran la capacidad de adaptación del control basado en LD, para el control de la temperatura. Se puede concluir que al utilizar LD se logra un control satisfactorio, con un mínimo de actividad de control en comparación con el control PID, tal diferencia es observada en la velocidad de respuesta en la simulación del control.

Singhala *et al.* (2014) hicieron un control de temperatura que consistió en calentar el sistema hasta la temperatura delimitada y mantenerla con la cantidad mínima de fluctuaciones. El control de temperatura se diseñó aplicando LD, tipo Mamdani, utilizando cinco funciones para la entrada y salida del sistema difuso, y cinco reglas para representar las relaciones que existen entre ellas. En la parte física usaron un calentador, ventilador y un sensor de

temperatura LM35. Los resultados obtenidos en el control muestran una variación de $\pm 1.0^{\circ}\text{C}$ demostrando la eficiencia que se obtiene al aplicar un control difuso. Los controles de temperatura basados en LD, son herramientas eficaces para controlar sistemas no lineales debido a su fácil aplicación, adaptabilidad y estabilidad.

Chen *et al.* (2015) propusieron una unidad para controlar en una habitación un enfriador convectivo, controlando el ventilador y la válvula de humedad. Los autores aplicaron un Controlador Lógico Difuso No Lineal (CLDNL), implementado en MATLAB-Simulink. El controlador mostró una precisión de 0.8°C en el intervalo de $23.7\text{-}26.1^{\circ}\text{C}$ y la humedad relativa de 7.0%, de 43.0% a 62.0%. En este sistema no lineal, el CLDNL resultó con mejor desempeño en comparación con los controles clásicos basados en reglas y el Proporcional Integral Derivativo (PID).

Los controles basados en LD aplicados a sistemas no lineales tienen la ventaja de ser de fácil aplicación, velocidad de respuesta en la simulación del control, tienen alta adaptabilidad y son muy estables. También, se observa que requieren un mínimo de actividad de control, en comparación con controles clásicos.

b) Algoritmos de control basados en redes neuronales artificiales

Moon *et al.* (2014) propusieron un método para controlar la temperatura en dos habitaciones, diferenciándose entre ellas en que una se implementó con un muro de doble piel. Los controles se diseñaron para mantener la temperatura interior dentro de un rango de confort, entre $20.0\text{-}23.0^{\circ}\text{C}$; combinando la ventilación natural y un equipo de calefacción. Los investigadores desarrollaron controles, basados RNA y Control Clásico (CC) para la apertura de las compuertas de ventilación y el encendido-apagado del calefactor. El control RNA se desarrolló en el entorno MATLAB y la simulación se llevó a cabo en TRNSYS. La habitación de estudio fue de $4.20 \times 4.50 \times 3.05\text{ m}$ y la cavidad para el edificio de doble piel fue de $4.20 \times 0.90 \times 3.05\text{ m}$. El estudio se llevó a cabo en Seúl, Corea, en los meses de noviembre a febrero, del 2013. Con una temperatura exterior y humedad relativa de 1.7°C y 59.1%, respectivamente. La simulación del edificio se validó con la comparación de la simulación y los resultados de las mediciones de campo. En los resultados, los investigadores revelan que

con el control basado en RNA se obtienen los mejores periodos de confort y la disminución de oscilaciones fuera del rango especificado. En el consumo de energía, el control basado en RNA varió de 29.87-58.73 kW/m^2 y de 25.73-51.39 kW/m^2 para el edificio simple y de doble piel. En el CC hizo que el calor suministrado varió de 29.97-58.76 kW/m^2 y de 25.62-51.39 kW/m^2 para el edificio simple y de doble piel, respectivamente. La reducción del consumo de energía en el control basado en RNA fue del 12.3% y en el equipado con CC fue del 12.4%. De los resultados se observa que la eficiencia energética con CC fue mayor. Sin embargo, la lógica de control de temperatura basado en RNA proporciona condiciones más cómodas y estables de temperatura.

Moon *et al.* (2015) desarrollaron un modelo predictivo basado en RNA, para calcular la energía de enfriamiento necesaria para acondicionar una habitación de hotel. La habitación de hotel a enfriar, de 3.6 m de ancho, 7.4 m de profundidad y 2.7 m de alto, colinda con cuatro habitaciones a los lados y con dos caras al exterior. La habitación se ubica en Seúl, Corea, y el estudio se realizó en los meses de junio a septiembre. La energía de enfriamiento predicho con el modelo predictivo RNA se comparó con los resultados de la simulación de la misma habitación. El modelo predictivo RNA se desarrolló en MATLAB considerando como variables de entrada los promedios de los cambios de temperatura del aire exterior e interior, desde 5 horas antes, y la variable de salida fue el consumo de energía, en kW . Los autores probaron el control RNA con 100 datos de campo obtenidos en el periodo comprendido del 01 de junio al 30 de septiembre. La simulación del sistema de enfriamiento y las condiciones medioambientales se hizo en TRNSYS. Los resultados de la predicción con RNA mostraron una diferencia media del 17.0%, que equivale a 0.57 kWh de energía de enfriamiento promedio, con un error cuadrático medio del 21.3%. El trabajo muestra las desviaciones del modelo predictivo con control RNA para calcular la energía de enfriamiento necesaria para el acondicionamiento de espacios.

Moon (2015a) propuso un control de temperatura para interiores utilizando control predictivo y adaptativo, para refrigerar y/o ventilar una habitación. En el control se utilizó RNA, utilizando las plataformas MATLAB y TRNSYS. La temperatura promedio en el interior, los tiempos de encendido del sistema de refrigeración, el tiempo de apertura de las rejillas de

ventilación y el consumo energético se analizaron comparativamente. Los resultados se compararon con los simulados utilizando un control clásico basado en reglas y con un control PID. Los mandos de apertura de superficie basados en RNA proporcionaron mejores condiciones de confort y estabilidad de la temperatura interior. Los autores observaron de manera cualitativa que los eventos de apertura de las rejillas se redujeron significativamente, indicando mayor estabilidad, y reduciendo la probabilidad de fallas del sistema de rejillas; se observa en este caso que el control RNA no mostró mayor eficiencia energética con respecto al control basado en reglas y al control PID.

Peng *et al.* (2019) desarrollaron una estrategia de control que tiene capacidades de aprendizaje en línea y permite que los sistemas HVAC respondan automáticamente a la preferencia de la temperatura de los ocupantes de edificios de oficina. En el estudio, la preferencia de la temperatura de los ocupantes fue predicha con un modelo basado RNA. El modelo RNA se entrenó con datos históricos de las condiciones ambientales en edificios de estudio en Singapur. Las variables de entrada fueron el tiempo, las condiciones ambientales en el interior y exterior, y el comportamiento de los ocupantes. La variable de salida fue la temperatura de referencia. La estrategia de control se aplicó a cuatro oficinas con sistema de HVAC, para una persona y para varias personas. En la climatización térmica de edificaciones, la aplicación de modelos RNA, basados en el enfoque adaptativo han permitido obtener ahorros de energía de 4.0-25.0%.

Los controles basados en RNA tienen la ventaja de auto aprendizaje, auto organización, tolerancia a fallos, flexibilidad, respuesta en tiempo real, son excelentes como clasificadores y reconocedores de patrones al ser capaces de manejar excepciones y entradas de datos anormales. Así también, son adecuados en sistemas que manejan una amplia gama de datos y sistemas no lineales.

c) Algoritmos de control basados en lógica difusa-redes neuronales artificiales

Li *et al.* (2015) controlaron la temperatura y humedad del aire en interiores utilizando una red neuronal artificial, RNA, asistida con un controlador difuso basado en LD. El controlador basado en LD se utilizó para calcular los pesos de las entradas de la RNA, logrando con ello

simplificar el proceso. Los resultados de la investigación muestran que es posible controlar adecuadamente en términos de precisión y sensibilidad la combinación de la temperatura de la válvula del aire seco y del aire húmedo. La precisión del control de la temperatura fue satisfactoria, exponiendo que los controladores basados en LD-RNA superan de manera significativa a los controles trabajando por separado.

Peng y Chen (2015) propusieron optimizar con Enjambres de Partículas Simbióticas (EPS), un control de temperatura aplicando un algoritmo de Redes Neuronales Compensatorias (RNC). En el modelo propuesto el RNC utiliza operadores difusos compensatorios haciendo que los sistemas sean más adaptables y efectivos. Los resultados obtenidos al simular el control de temperatura usando RNC-EPS, muestran la buena capacidad, adaptabilidad y robustez del control propuesto, a los cambios imprevistos. En los resultados del controlador se observa la adaptabilidad de las redes neuronales al combinar operadores difusos y enjambres de partículas simbióticas conocidos como métodos heurísticos.

Moon (2015b) simuló un control basado en Inteligencia Artificial (IA) para lograr la T_{comf} en edificaciones de doble piel. La apertura y cierre de compuertas de ventilación y la potencia de calefacción se realizó con controles basados en PID, LD, RNA y LD-RNA. La simulación se realizó en las plataformas MATLAB Y TRNSYS. En el estudio se compararon la capacidad y estabilidad térmica con los diferentes controles. Los resultados revelaron que el confort y la estabilidad del ambiente térmico se logran con los controles basados en IA. En particular, los controles basados en LD y LD-RNA resultaron con mejor desempeño en comparación al control basado en RNA, presentando mayor tiempo dentro de la zona de confort, con una reducida desviación estándar. Sin embargo, en términos del ahorro de energía, los controles basados en RNA fueron superiores. Con lo anterior se observa que sí se requiere un espacio acondicionado, teniendo como principal objetivo el confort y la estabilidad térmica se puede elegir entre los controles basados en LD o LD-RNA; pero sí la prioridad es el ahorro de energía, deberá utilizarse un control basado en RNA.

En la climatización de edificaciones, los controles basados en LD-RNA, debido a que tiene la ventaja de la simplificación de operaciones y consecuentemente una reducción en la velocidad de cómputo, proporcionan un mejor control y precisión en la predicción.

1.2.4. Conclusiones de la revisión bibliográfica

El confort térmico en edificios con sistemas HVAC están en función de aspectos fisiológicos, psicológicos, sociales y culturales de los ocupantes, y de la ubicación geográfica (Mishra y Ramgopal, 2015; Chenari *et al.*, 2016). En climas cálidos las personas prefieren temperaturas altas de confort hasta 28.0°C. Pero debido a malas estrategias de climatización que no consideran las preferencias térmicas de los ocupantes, existe el problema de sobre enfriamiento (Chen y Chang, 2012). Por lo que considerar las preferencias térmicas de los ocupantes se pueden lograr aumentos en el confort térmico y lograr ahorros de energía de hasta el 48.0% (Chen *et al.*, 2016). Utilizar controles basados en IA que consideren las preferencias térmicas de los ocupantes constituyen soluciones factibles al problema, tomando en cuenta la complejidad de proporcionar espacios que cumplan con los requerimientos en confort térmico de los ocupantes, que sean energéticamente eficientes y que no requiera alto costo computacional (Li *et al.*, 2015).

1.3. Objetivos y alcances

Con base a la revisión bibliográfica los objetivos y alcances del trabajo de tesis se plantean.

1.3.1. Objetivo general

Realizar un estudio comparativo del consumo de energía para climatizar una habitación cerrada ubicada en clima cálido, considerando modelos basados en inteligencia artificial y el enfoque adaptativo de confort térmico para determinar la temperatura de confort.

1.3.2. Objetivos específicos

- a. Determinar las preferencias térmicas de los ocupantes con un estudio de campo.
- b. Desarrollo de modelos lineales y basados en inteligencia artificial para determinar la temperatura de confort.
- c. Determinar las cargas térmicas, los grados-día de enfriamiento anuales y el porcentaje de insatisfacción térmica en una edificación de estudio con simulación.
- d. Determinar el potencial de ahorro de energía de manera comparativa considerando la capacidad de los controles basados en modelos lineales e inteligencia artificial, en términos de las cargas térmicas de enfriamiento anuales, los grados-día de enfriamiento anuales, el porcentaje predicho de insatisfacción y el voto medio pronosticado.

1.3.3. Alcances

- Simular térmicamente una habitación cerrada sin control de temperatura.
- Simular térmicamente una habitación cerrada con un control de temperatura basado en un modelo lineal.
- Simular térmicamente una habitación cerrada con un control de temperatura basado en un modelo basado en lógica difusa.

- Simular térmicamente una habitación cerrada con un control de temperatura con un modelo basado en redes neuronales artificiales.
- Simular térmicamente una habitación cerrada con un control de temperatura con un modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales.
- Comparar las cargas térmicas de enfriamiento anuales, los grados-día de enfriamiento anuales, el porcentaje predicho de insatisfacción y el voto medio pronosticado requeridos para climatizar una edificación, con los modelos estudiados.

1.4. Estructura de la tesis

La tesis se compone de los siguientes capítulos:

Capítulo 2. Climatización térmica de edificaciones: los tópicos de la climatización térmica de edificaciones, los parámetros que definen el confort térmico de las personas, los enfoques de confort, las características consideradas en la simulación térmica de edificaciones y los algoritmos de control basados en inteligencia artificial se presentan.

Capítulo 3. Materiales y métodos: la metodología general de la investigación y los materiales utilizados en la tesis se describen.

Capítulo 4. Resultados y discusiones: los resultados y las discusiones del trabajo de tesis se exponen.

Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones: las conclusiones y recomendaciones del trabajo de tesis se muestran.

Capítulo 2. Climatización térmica de edificaciones

En este capítulo se presentan los fundamentos teóricos de la climatización térmica de edificaciones y los algoritmos de control basados en inteligencia artificial. En la Sección 2.1 se exponen los parámetros que definen el confort térmico de las personas y los enfoques de confort. En la Sección 2.2 se muestran las características consideradas en la simulación térmica de edificaciones. En la Sección 2.3 se presentan los algoritmos de control basados en lógica difusa. En la Sección 2.4. se presentan los algoritmos de control basados en redes neuronales artificiales. En la sección 2.5. se presentan los algoritmos de control basados en lógica difusa-redes neuronales artificiales.

2.1. Confort térmico

De acuerdo a Hensen (1991), el confort térmico se define como “ un estado donde no existen impulsos de accionamiento con el fin de modificar el ambiente por el comportamiento”. El ANSI/ASHRAE (2013) define el confort térmico como “el estado mental en el que se expresa satisfacción con el ambiente térmico”. En la **Figura 2.1** se muestran los factores externos e internos involucrados en el confort térmico. Los factores externos son todos aquellos elementos naturales que tienen influencia en las condiciones de temperatura y humedad de la atmósfera. Los factores externos establecen la información básica para que el hipotálamo inicie la aclimatación del individuo al medio ambiente en un tiempo determinado. Los factores externos se clasifican en tres grupos: clima, entorno natural y entorno antropogénico. Los factores internos se refieren a las características de cada individuo y se clasifican en dos grupos: procesos metabólicos y características individuales (Mishra y Ramgopal, 2015; Chenari *et al.*, 2016). En general, en el estudio del confort térmico se utiliza el enfoque racional o estático (ISO, 2005; ANSI/ASHRAE, 2013), y más recientemente buscando un mayor número de personas satisfechas el enfoque adaptativo (CEN, 2007; CIBSE, 2006). El enfoque racional se basa en el voto medio predicho de acuerdo al modelo reportado por Fanger (1972) y el enfoque adaptativo se basa en estudios de preferencias térmicas correlacionadas con datos de condiciones climáticas (Nicol y Humphreys, 2002). En los modelos adaptativos se encuentran los recomendados por estándares internacionales y locales, que determinan la T_{comf} en función de la Temperatura media de corriente libre exterior (T_{rm}). El enfoque adaptativo tiene la ventaja de considerar un mayor número de variables, como son los mecanismos de climatización, las variables demográficas y las variables psicológicas.

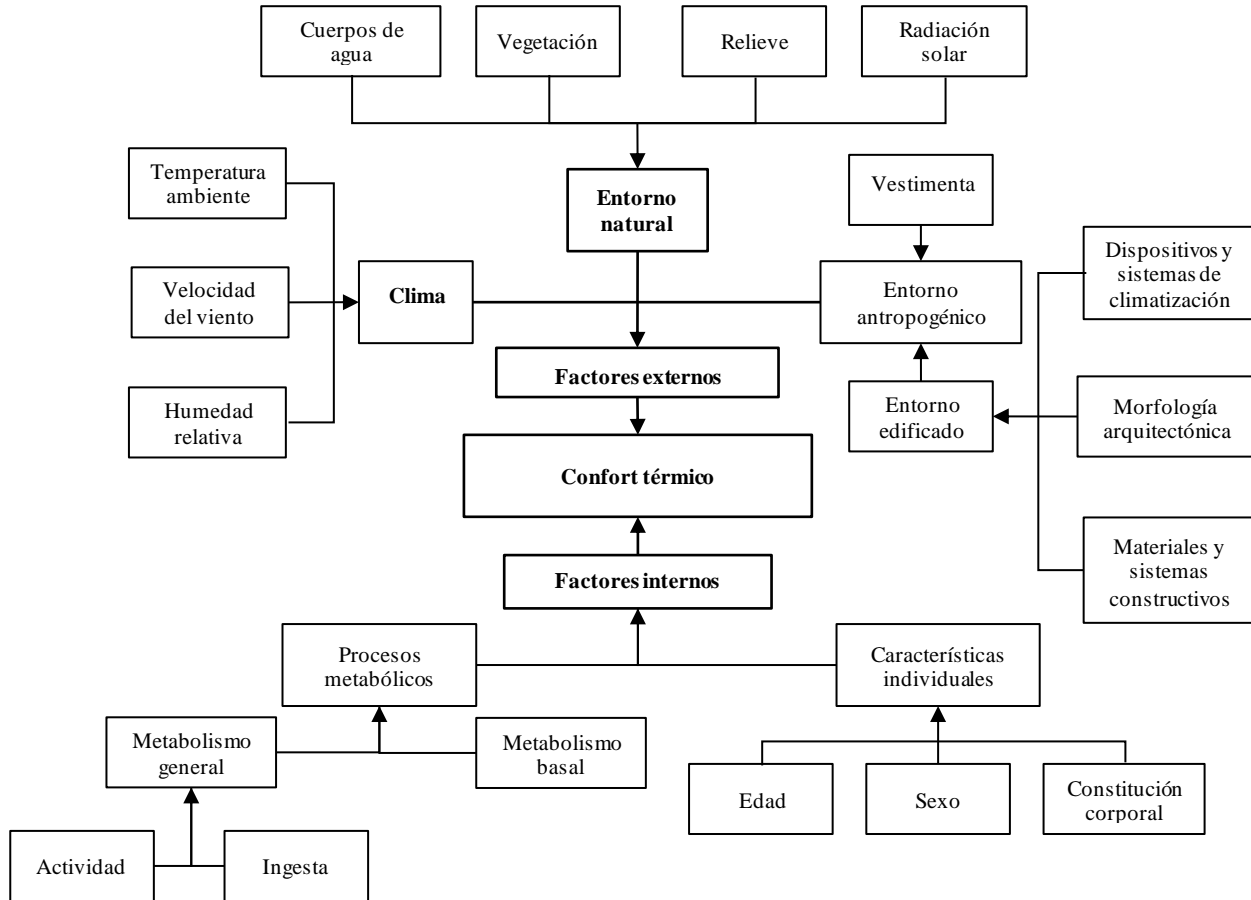


Figura 2.1. Factores que influyen en la preferencia térmica de los individuos.

2.2. Simulación térmica de edificios

En la **Figura 2.2** se muestra un diagrama de la simulación de la climatización térmica de edificaciones. La simulación energética requiere una serie de parámetros y entradas para tener como resultados la demanda y el consumo de energía del edificio. Los parámetros más importantes son la configuración, las características del edificio, las condiciones climáticas en el interior y las características de los ocupantes. En cuanto al cálculo del consumo de energía en un edificio es posible obtenerlos a partir del análisis de las facturas eléctricas y de combustibles. El propósito de utilizar los métodos de simulación para el cálculo del consumo es que a partir de los datos medidos no se pueden distinguir qué parte del consumo se debe a la demanda y cual, al rendimiento de los sistemas, por lo tanto, impide determinar las causas

de un posible consumo excesivo de energía en un edificio y poder proponer medidas de ahorro de energía. Los equipos de los sistemas de climatización varían sus prestaciones (rendimiento, potencia útil, etc.) con las condiciones ambientales y con la proporción de carga que compensan en un instante determinado sobre sus prestaciones nominales (carga parcial). Los métodos de simulación simulan el comportamiento de los sistemas de climatización con el modelado de cada uno de sus componentes.

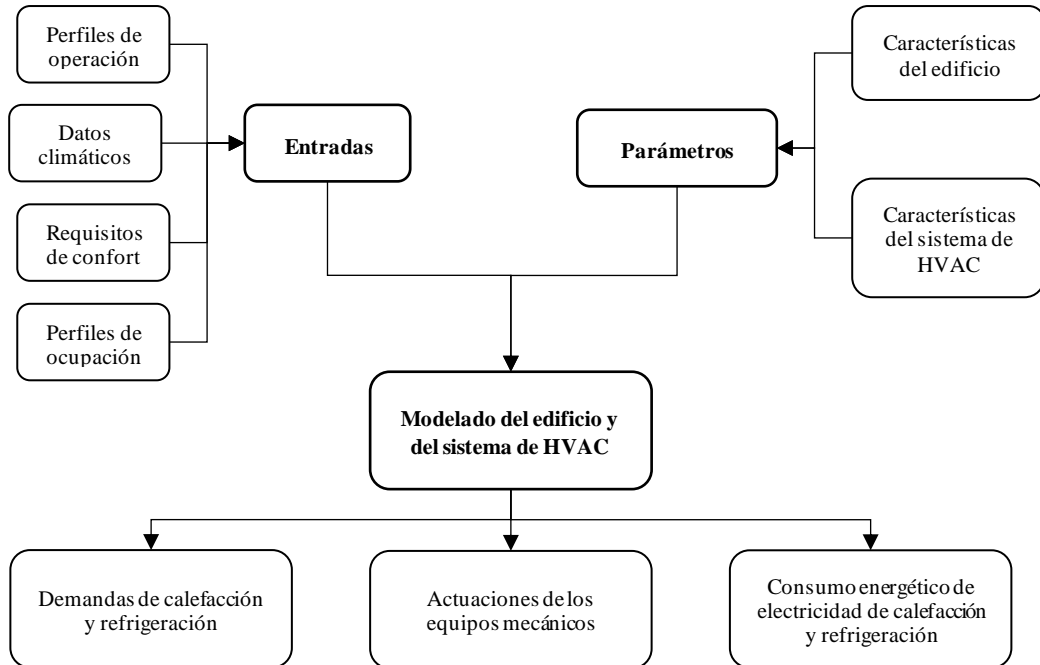


Figura 2.2. Parámetros requeridos para la simulación de la climatización térmica de edificaciones.

La simulación térmica de edificios se considera compleja debido a la física del edificio y de sus instalaciones (Davies, 2006). La envolvente del edificio y los elementos interiores interactúan, produciendo intercambio de flujos energéticos que definen el comportamiento térmico y ambiental del edificio. Las ganancias térmicas son producidas por la emisión de calor de los ocupantes, los aparatos electrónicos y la iluminación. Por otra parte, las pérdidas de calor son producidas por la diferencia de temperaturas entre el ambiente interior y exterior. El balance o equilibrio térmico, en Watts (W), de una edificación está dado por la Ecuación 2.1 (Davies, 2006).

$$Q_s + Q_i \pm Q_{vc} \pm Q_m - Q_e = 0 \quad (2.1)$$

donde Q_s son las ganancias solares, Q_i las ganancias internas, Q_c las ganancias y pérdidas por conducción, Q_m las ganancias y pérdidas mecánicas y Q_e las pérdidas evaporativas. La potencia que hay que introducir o extraer de una zona para mantener las condiciones de confort térmico se le denomina carga térmica (Vakiloroaya *et al.*, 2014). La demanda térmica de un edificio es la suma de las diferentes cargas térmicas positivas o negativas del edificio a lo largo de un periodo. En una edificación, se le denomina grados-día de enfriamiento o calentamiento a las horas en que la edificación se encuentra fuera de una temperatura de referencia o de confort. Los grados-día de enfriamiento, en horas, se calculan con a la Ecuación 2.2 (Davies, 2006).

$$\text{Grados} - \text{día} = \sum(T_e - T_{base})_+ \quad (2.2)$$

donde T_{base} es la temperatura de referencia o de confort en °C, T_e es el valor medio de la temperatura ambiente interior durante un período de una hora en °C y el + denota que solo los valores positivos son sumados. La razón fundamental por la que se utilizan métodos de simulación para el cálculo de la demanda es que en la práctica es muy costoso y difícil medir la demanda real de climatización, ya que se tienen que independizar cada flujo de calor y analizar la posibilidad de reducirlos, por lo que se utilizan modelos que estiman la demanda teórica de climatización. Los balances energéticos que se producen en el edificio dependen tanto de parámetros climáticos como del propio edificio. La acción combinada y simultánea de los parámetros climáticos como la radiación solar, la temperatura del aire, la humedad, el viento, etc. provocan la respuesta térmica del edificio. Esta respuesta depende a su vez de la envolvente y la estructura interna del edificio, como son la forma del edificio, la orientación, superficie, aperturas al exterior, el tipo de muros, los materiales de los cerramientos, entre otros (Buonomano, 2016).

2.3. Lógica difusa

En la **Figura 2.3** se muestran las etapas de un control difuso. En la primera etapa, se fusifican las entradas el control difuso, esta operación se realiza en todo instante de tiempo, es la puerta de entrada al sistema de inferencia difusa y que consiste en un procedimiento matemático en el que se convierte una variable medida del proceso o elemento del universo de discurso en un valor en cada función de membresía a las que pertenece (Zadeh, 1988). Los términos utilizados, son términos lingüísticos como grande, pequeño, etc. En la etapa dos, se aplican las reglas para obtener los valores de las acciones. El conjunto de reglas equivale a una función del espacio de entradas en el espacio de salidas. El conjunto de reglas tiene la forma: **Si Variable X es Grande y Variable Y es pequeña Entonces Actuación es Grande**. Por último, en el defusificador, a partir de los valores difusos se obtienen los valores nítidos para las acciones de salida. Los sistemas de lógica difusa que son los más utilizados y que se encuentran comúnmente en la literatura son de tipo Mamdani y tipo Takagi-Sugeno (Lilly, 2010).

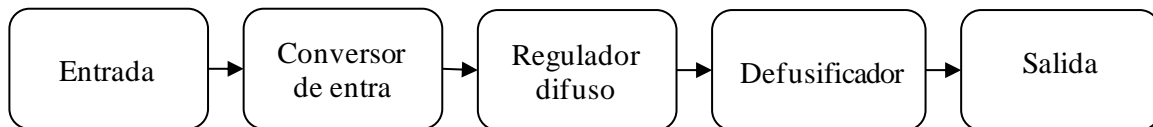


Figura 2.3. Etapas de un control difuso.

a) Sistemas difusos tipo Mamdani

Al definir un sistema difuso tipo Mamdani, considérese primero una base de reglas difusas del tipo.

$$R^l : \text{Si } u_1 \text{ es } A_1^j \text{ y } u_2 \text{ es } A_2^k \text{ y, } \dots, \text{ y } u_n \text{ es } A_n^l \text{ entonces } y_1 \text{ es } B_1^r$$

$$R^j : \text{Si } u_1 \text{ es } A_1^j \text{ y } u_2 \text{ es } A_2^k \text{ y, } \dots, \text{ y } u_n \text{ es } A_n^l \text{ entonces } y_j \text{ es } B_j^s$$

$$R^m : \text{Si } u_1 \text{ es } A_1^j \text{ y } u_2 \text{ es } A_2^k \text{ y, } \dots, \text{ y } u_n \text{ es } A_n^l \text{ entonces } y_m \text{ es } B_m^t$$

donde $A_1^i, A_2^k, \dots, A_n^l$ y B_j^s para R^l , representan los valores lingüísticos grande, pequeño, mucho, poco (Steeb, 2014). En la **Figura 2.4** se muestra la estructura general de un sistema tipo Mamdani. Un sistema tipo Mamdani se compone del fusificador, el mecanismo de inferencia difusa y el defusificador. La entrada de un sistema de basado en LD tipo Mamdani, normalmente es un valor numérico proveniente, por ejemplo, de un sensor. Para que el valor de la entrada sea procesado por el sistema difuso, se hace necesario convertirlo a un lenguaje que el mecanismo de inferencia entienda. La función del fusificador es tomar los valores numéricos provenientes del exterior y convertirlos en valores difusos. Los valores difusos son los niveles de pertenencia de los valores de entrada a los conjuntos difusos en los que se ha dividido las variables de entrada al sistema (Morales, 2002). Con los niveles de pertenencia del fusificador, los mismos deben ser procesados para general una salida difusa. La tarea del sistema de inferencia es tomar los niveles de pertenencia y apoyado en la base de reglas generar la salida del sistema difuso (Sivanandam *et al.*, 2007). La base de reglas es la forma que tiene el sistema difuso de guardar el conocimiento lingüístico que le permiten resolver el problema para el que se diseña. Estas reglas son del tipo Si-Entonces. Una regla de la base de reglas o base de conocimiento tiene dos partes, el antecedente y la conclusión. En un sistema difuso tipo Mamdani tanto el antecedente como el consecuente de las reglas están dados por expresiones lingüísticas. La salida que genera el mecanismo de inferencia es una salida difusa, lo que significa que no es interpretada por un elemento externo que manipule información numérica.

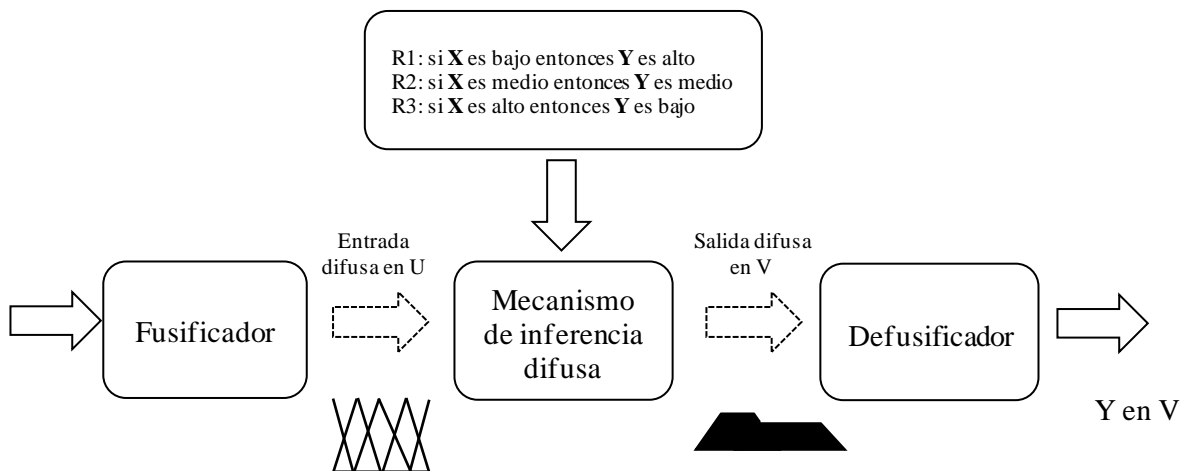


Figura 2.4. Procesamiento general de un sistema difuso tipo Mamdani (Zadeh, 1988).

Para lograr que la salida del sistema sea interpretada por elementos que solo procesen información numérica, se debe convertir la salida difusa del mecanismo de inferencia; este proceso lo realiza el defusificador. El defusificador genera la salida numérica a partir los conjuntos difusos, utilizando el método de centro de gravedad o el de centro área. El centro de gravedad se calcula con Ecuación 2.3 (Zadeh, 1965).

$$y = \frac{\int_S x \mu(x) dx}{\int_S \mu(x) dx} \quad (2.3)$$

donde y es la coordenada al centro de gravedad, $\int_S \mu(x) dx$ denota el área bajo la curva, $\mu(x)$ es la función de pertenencia del conjunto de salida, cuya variable de salida es x y el dominio o rango de integración es S . El centro de área se calcula con la Ecuación 2.4 (Zadeh, 1965).

$$y = \frac{\sum_{l=1}^R \delta_l \mu_{B_l}(\delta_l)}{\sum_{l=1}^R \mu_{B_l}(\delta_l)} \quad (2.4)$$

donde R es el número de reglas, δ_l es el centro de gravedad del conjunto difuso de salida $\mu_{B_l(\delta_l)}$ de la l -ésima regla.

b) Sistemas difusos tipo Takagi-Sugeno

El método de Takagi-Sugeno (TS) es un método basado en reglas difusas con salidas de tipo funciones lineales (Takagi y Sugeno, 1985). El método TS es utilizado en sistemas complejos y con dimensiones mayores que los se pueden resolver con el método Mamdani. En un sistema tipo TS, las reglas tienen las siguientes formas:

$$R_1: \text{Si } x \text{ es } A_1 \wedge y \text{ es } B_1 \text{ entonces } z = f_1(x, y)$$

$$R_2: \text{Si } x \text{ es } A_2 \wedge y \text{ es } B_2 \text{ entonces } z = f_2(x, y)$$

$$R_n: \text{Si } x \text{ es } A_n \wedge y \text{ es } B_n \text{ entonces } z = f_n(x, y)$$

donde A_i y B_i , con $i = 1, 2, \dots, n$, son los conjuntos difusos de un sistema. La principal diferencia que presenta el método TS respecto al de Mamdani es que no es necesario realizar

un proceso de defusificación (Morales, 2002). Esto se debe al hecho de que no obtenemos ningún conjunto difuso sino un conjunto de funciones lineales (Mehran, 2008). Así, en el método TS se pueden obtener directamente el valor de salida del sistema con una expresión del tipo:

$$Z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n w_i f_i(x_i, y_i)}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

donde el valor w_i se obtiene calculando el mínimo de los valores de entrada en cada regla R_i .

2.4. Redes neuronales artificiales

En la **Figura 2.5** se muestra una neurona artificial con un único vector de entrada de R elementos (Hassoun, 2005). El fundamento del procesamiento de la RNA es idéntico a una neurona biológica que recibe datos de entradas del exterior, las combina, analiza y genera una señal de salida. Las RNA imitan la estructura de una neurona biológica para procesar la información en forma paralela, distribuida y generativa. La RNA tiene como elemento base a la neurona, que se organiza en capas.

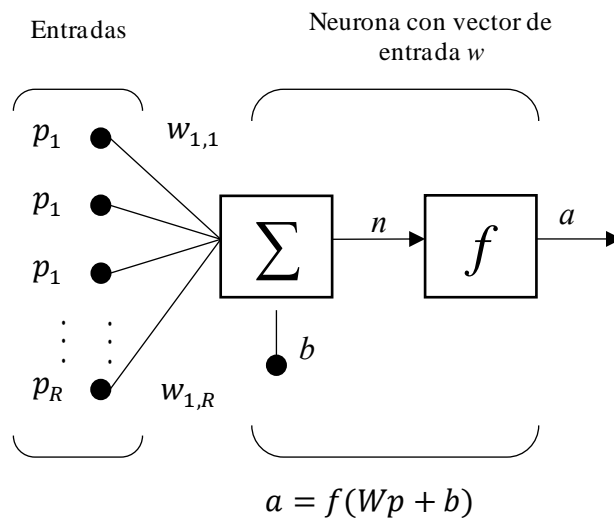


Figura 2.5. Estructura de una neuronal artificial (Hassoun, 2005).

En la neurona, los elementos individuales de entrada (p_1, p_2, \dots, p_R) se multiplican con los pesos ($w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}$) y los valores ponderados se alimentan a la unión sumadora (Wp). La neurona tiene un sesgo o bia b , que se suma con las entradas ponderadas para formar la entrada (n) (Tino *et al.*, 2015). Co la suma de n y la función de transferencia (f), se produce la salida (a). La Ecuación 2.5 representa la suma ponderada para la salida de la RNA (O'Toole, 1990).

$$a = f((w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R) + b) \quad (2.5)$$

a) Funciones de transferencia

En la **Figura 2.6** se muestran las funciones de transferencias más utilizadas en el ajuste de curvas, que corresponde a funciones tipo sigmoideal, tangencial y puramente lineal. Las funciones de transferencia se encargan de calcular el nivel de activación de la neurona en función de la entrada total, también denota la salida de la neurona. Las funciones de transferencia sirven para limitar la salida de la neurona para que los resultados no crezcan a valores demasiado grandes y proporciona característica de no linealidad (Hassoun, 2005).

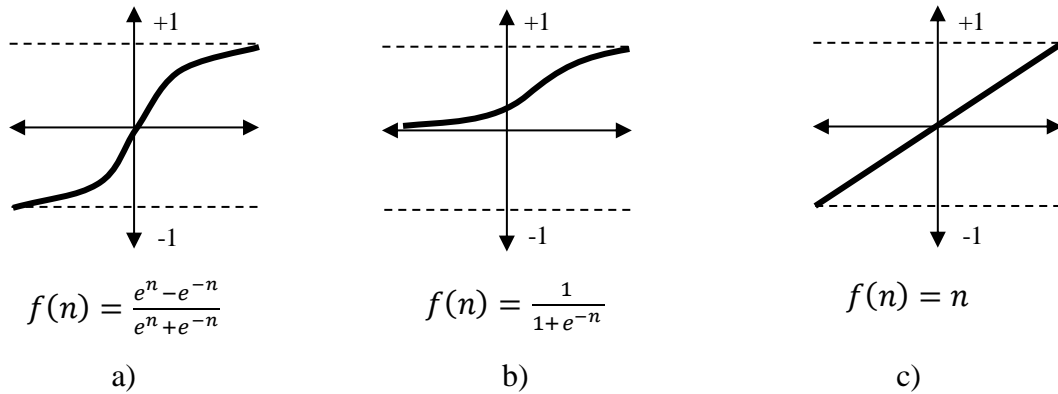


Figura 2.6. Funciones de transferencia tipo a) tangencial b) sigmoideal y c) lineal (Hassoun, 2005).

b) Estructura de una red neuronal artificial

En la **Figura 2.7** se representa una RNA multicapa con dos capas ocultas. Para el procesamiento de la información, una RNA debe estar constituida por un número de neuronas interconectadas entre sí, denominada arquitectura neuronal (Clarkson, 1996). La arquitectura

de una RNA se compone de tres capas. La primera capa o capa de entrada, corresponde a las neuronas de entrada receptoras de la señal, que son las variables de entrada. La segunda capa o capa oculta, puede estar constituida por más de una capa y por un número indefinido de neuronas, es la encargada de procesar toda la información. La tercera capa o capa de salida, se encarga de enviar la señal de salida. Cada capa tiene una matriz de pesos W , un vector de bias b y un vector de salida a . En cada capa tiene una función característica f dependiendo de la función de activación que se esté utilizando. El número de capas dependerá del proceso que se esté estudiando. La RNA tiene entradas R , con neuronas S^1 en la primera capa, neuronas S^2 en la segunda capa y neuronas S^3 en la tercera capa. Es común que diferentes capas tengan diferentes números de neuronas. Una entrada constante 1 se alimenta a las bias para cada neurona. Las salidas de cada capa son las entradas a la siguiente capa: la entrada de la segunda capa es a^1 y su salida es a^2 , etc.

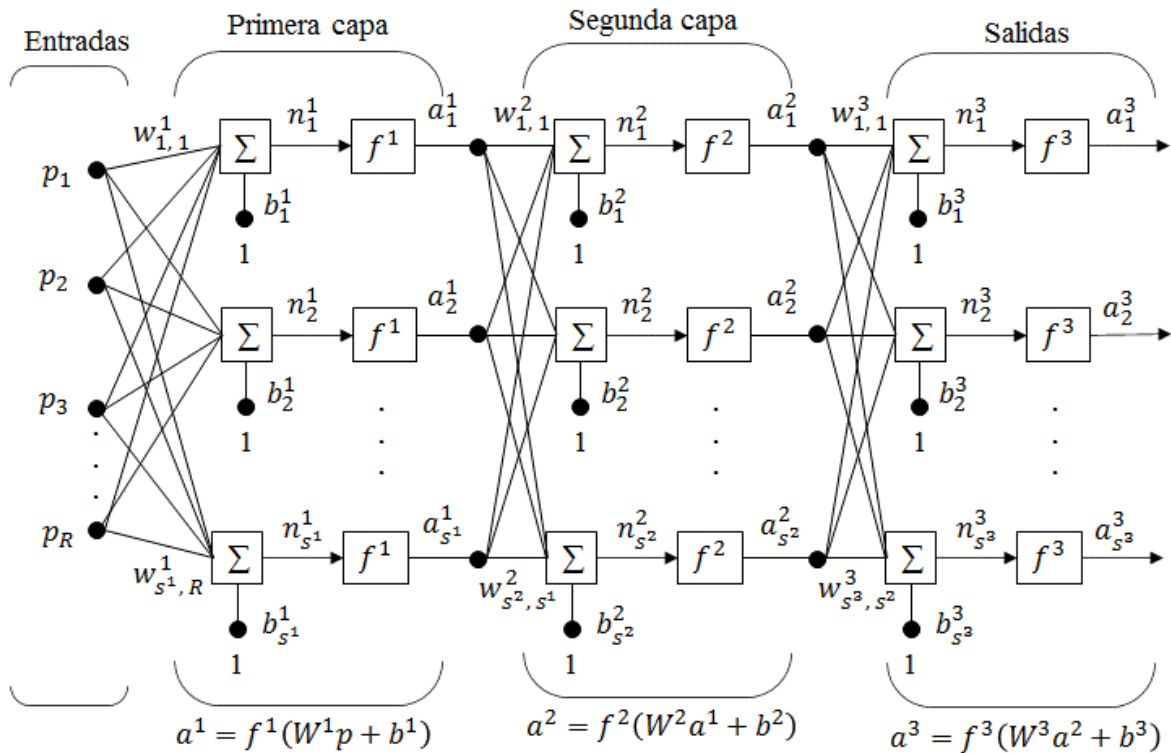


Figura 2.7. Estructura de una red neuronal artificial multicapa (Clarkson, 1996).

c) Tipos de aprendizaje

En las RNA, el aprendizaje es un proceso por el cual los pesos se adaptan a las salidas con un proceso de entrenamiento con los datos del ambiente en el cual la se desea utilizar (Hassoun, 2005). El tipo de aprendizaje está determinado por la regla que se emplea para ajustar el valor de los pesos. Existen diferentes tipos de aprendizaje como son los supervisados, no-supervisados, por corrección de error, aprendizaje basado en memoria, aprendizaje de Hebb y aprendizaje competitivo. Cada tipo de aprendizaje tiene su algoritmo de resolución del problema. En el ajuste de curvas, el algoritmo Backpropagation con entrenamiento supervisado es el más utilizado. El algoritmo de Backpropagation es una generalización del algoritmo de mínimos cuadrados, que realiza su labor de actualización de pesos y ganancias con base en el error medio cuadrático. Las RNA tienen la capacidad de manejar múltiples variables independientes y dependientes simultáneamente, por lo que, los conocimientos previos sobre la relación funcional del proceso no necesitan ser conocidos pudiendo así, modelar fácilmente relaciones no lineales entre las variables (Tino *et al.*, 2015).

2.5. Lógica difusa-redes neuronales artificiales

Los sistemas adaptativo de inferencia neuro difusa LD-RNA, propuesta por Jang (1991), es una red neuronal artificial con un modelo de inferencia difusa tipo TS. En la climatización térmica de edificaciones, los modelos predictivos basados en LD-RNA se han venido implementando, debido a su flexibilidad y su alta precisión (Gao *et al.*, 2019). Su sistema de inferencia corresponde a un conjunto de reglas difusas IF-THEN, que tienen capacidad de aprendizaje para aproximar funciones no lineales (Abraham, 2005). Los modelos basados en LD-RNA, con las entradas y un mapeo de puntos, determinan el valor de x en el tiempo $x=t+\Delta t$, en un espacio de tiempo Δ (Jang, 1993). En la **Figura 2.8** se muestra la arquitectura de un modelo LD-RNA con dos entradas, cinco capas, dos funciones de pertenencia y con cuatro reglas difusas.

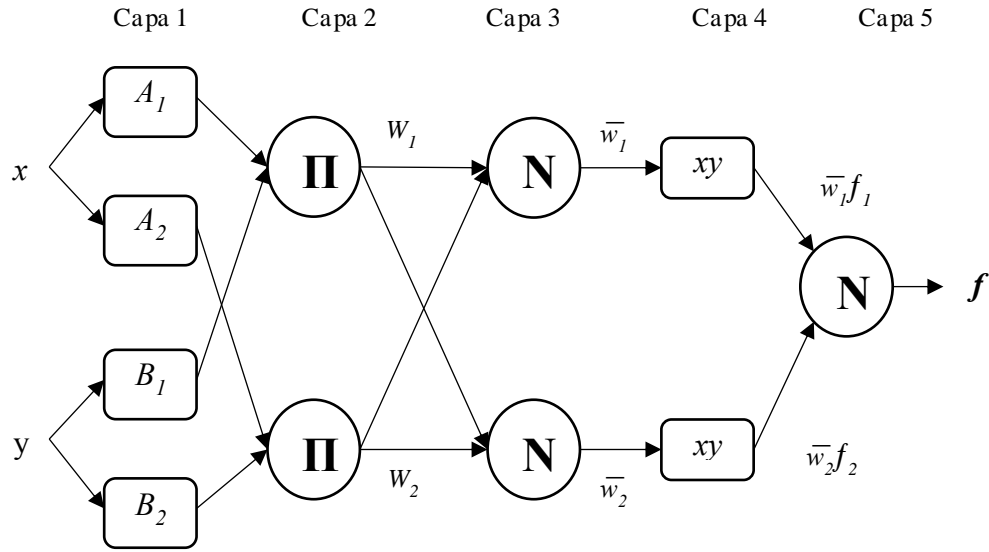


Figura 2.8. Arquitectura de un sistema basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales (Jang, 1993).

En la capa 1 o capa de fusificación, se toman los valores de entrada y se determinan sus funciones y grados de pertenencia. Los grados de pertenencia para la entrada x al nodo i se calculan de acuerdo a la Ecuación 2.6 (Jang, 1993).

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \tag{2.6}$$

donde O_i^1 es el grado de pertenencia, x es la entrada y $\mu_{A_i}(x)$ es la salida que representa la función de pertenencia de la entrada a la variable lingüística A_i (Jang, 1996). La función de pertenencia normalmente utilizada es de tipo Gaussiana (López-Cruz y Hernández-Larragoiti, 2010). En la capa 2, se generan los pesos iniciales y se etiquetan con Π , indicando que se debe seleccionar una T-normal para modelar el operador lógico “and”, permitiendo procesar los datos en las capas 3 y 4. Los pesos iniciales se generan con la Ecuación 2.7 (Jang, 1993).

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) \tag{2.7}$$

En la capa 3, se generan los pesos normalizados N , con la Ecuación 2.8.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i} \quad (2.8)$$

En la capa 4, los nodos son adaptativos y su salida es el producto del nivel de disparo normalizado, y la combinación lineal de las entradas son de acuerdo a la Ecuación 2.9 (Jang, 1996).

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (2.9)$$

donde p_i , q_i y r_i son los parámetros consecuencia. Para este caso, las reglas que se generan, en el sistema de inferencia difusa tipo TS con dos entradas, que son del tipo:

$$\text{Si } x = A_i \text{ y } y = B_i, \text{ entonces } f_i = p_i \cdot x + q_i \cdot y + r_i$$

En la Capa 5, con un único nodo no adaptativo, se calcula la salida total del sistema, de acuerdo a la Ecuación 2.10 (Jang, 1993).

$$O_i^5 = f(x) = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i \bar{w}_i} \quad (2.10)$$

Con lo anterior, se ha descrito en forma general, el funcionamiento de un modelo LD-RNA, a la que se le puede aplicar cualquier algoritmo de entrenamiento propios de las RNA.

Capítulo 3. Materiales y métodos

En este capítulo se describen la metodología y los materiales utilizados en este trabajo. En la Sección 3.1 se muestra la metodología general de la investigación. En la Sección 3.2 se describe la metodología y los materiales utilizados en la recolección de datos en campo. En la Sección 3.3 se muestra la metodología para determinar las preferencias térmicas de los ocupantes y la metodología para la simulación energética de edificaciones. En la Sección 3.4 se muestra la metodología para el desarrollo del control de temperatura y los modelos para determinar la temperatura de confort. En la Sección 3.5 se describe la estrategia considerada para la simulación energética de las edificaciones.

3.1. Metodología general de investigación

El estudio comparativo de los sistemas de control para climatizar una habitación cerrada ubicada en clima cálido se realiza con diferentes modelos de inteligencia artificial, en términos energéticos y de confort térmico. En la **Figura 3.1** se muestra la metodología que se compone de cuatro etapas. En la Etapa 1 se establece el caso de estudio y se realiza la recolección de datos en campo. En la Etapa 2 se establecen las preferencias térmicas de los ocupantes y se seleccionan las variables que tienen mayor influencia en el confort térmico de los ocupantes. También, se construye una metodología para la validación de la plataforma de simulación energética de una habitación cerrada. En la Etapa 3, se desarrolla un algoritmo de control de temperatura para la climatización térmica del edificio de estudio. En el algoritmo de control, las temperaturas de referencia son generadas con cinco modelos basados en el enfoque de confort térmico adaptativo. El primer modelo corresponde a un modelo derivado de la Guía CIBSE A, el segundo es un modelo lineal, el tercero a un modelo basado en LD, el cuarto a un modelo basado en RNA y el quinto a un modelo basado en LD-RNA. En la Etapa 4 se simula la climatización térmica de una habitación cerrada, utilizando el control de temperatura con los modelos propuestos. El potencial de ahorro de energía se determina comparando el desempeño de cada modelo en relación a la NOM-008-ENER-2001. El estudio comparativo se realiza en términos de la carga de enfriamiento anual, los grados-día de enfriamiento anuales, el PPD y el PMV.

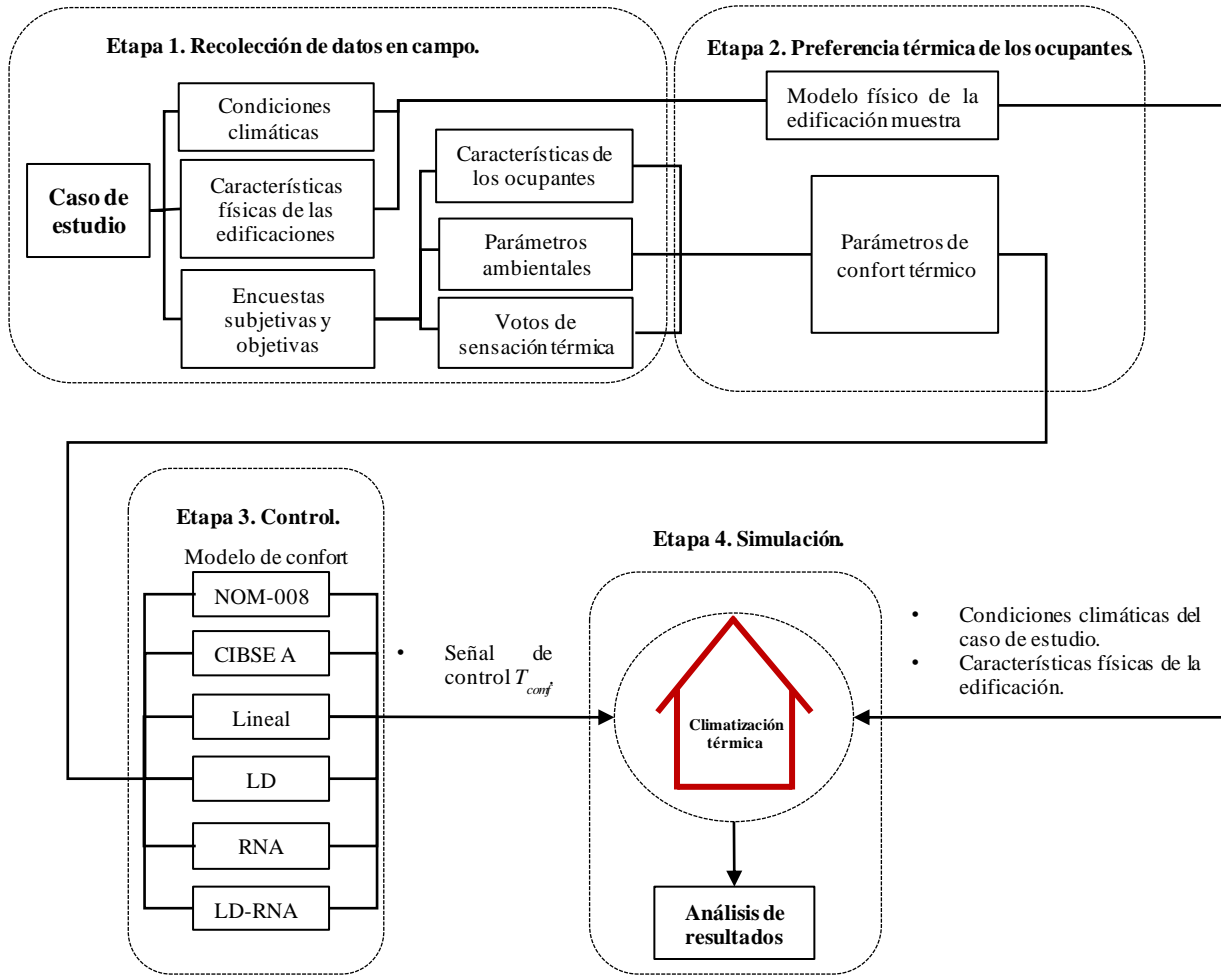


Figura 3.1. Metodología de investigación.

3.2. Etapa 1: Recolección de datos en campo

La recolección de datos de campo comprende las mediciones simultáneas de la temperatura del aire, la humedad relativa y la velocidad del aire, así como la aplicación de encuestas subjetivas de los ocupantes de los edificios. Para la determinación de los parámetros de confort térmico se relacionan los datos medidos en campo con las preferencias de los encuestados.

3.2.1. Caso de estudio

La ciudad de Tuxtla Gutiérrez, México se localiza entre los paralelos 16°38'-16°51' de latitud norte y los meridianos 93°02' -93°15' de longitud oeste, a una altura de 522 *m* sobre el nivel del mar. El clima predominante es cálido subhúmedo con lluvias en verano, tipo Aw, de acuerdo a la clasificación de Köppen-Geiger (Kottek *et al.*, 2006). La vegetación predominante es selva baja, con media anual de temperatura de 25.4°C y humedad relativa de 65.0%. El periodo más cálido es de inicios de abril hasta la segunda semana de mayo, con temperatura máxima de 40.0°C. El periodo más fresco es de mediados de noviembre hasta mediados de febrero con temperatura mínima de 8.0°C. La temporada de lluvia es de mayo a mediados de octubre, con una precipitación promedio anual de 900 *mm* (SMN, 2017). Los datos de temperatura exterior se obtienen de la base de datos de Meteonorm Versión 7 (Bern *et al.*, 2017). El caso de estudio se localiza en el bioclima cálido-semihúmedo, de acuerdo al documento “uso eficiente de la energía en la vivienda 2006” de la CONAFOVI¹⁵ (CONAFOVI, 2006). El clima cálido-semihúmedo se caracteriza por sobrepasar los rangos de confort de temperatura y humedad durante la mayor época del año, exceptuado los meses de diciembre y enero. En la **Figura 3.2** se muestra la sensación anual calor en edificios para los diferentes bioclimas de México, de acuerdo al CONAFOVI (2006), donde en el clima cálido húmedo, se muestra que la sensación de calor está dentro las más altas en México, con 3270.0 *h/año* por arriba de la T_{conf} .

¹⁵ Comisión Nacional de Fomento a la Vivienda.

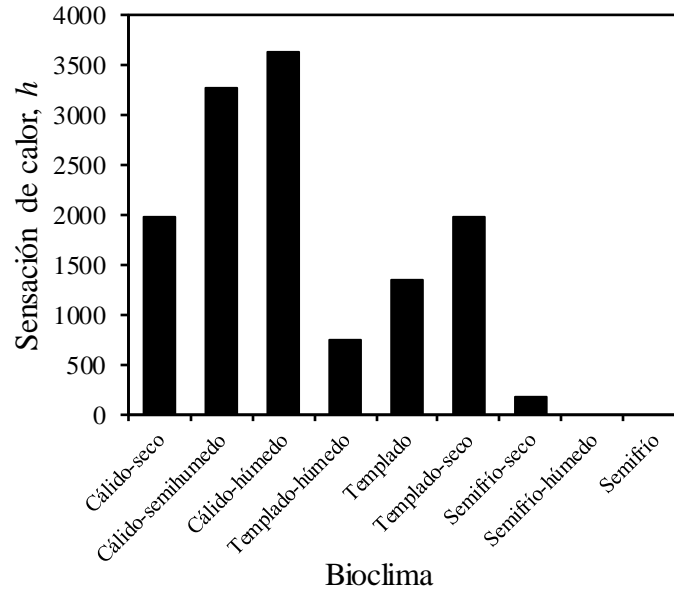


Figura 3.2. Sensación anual de calor por bioclima.

En la **Tabla 3.1** se muestra un comparativo por zonas climáticas de la carga de enfriamiento requerida para la climatización de edificaciones, en la república mexicana (CONUEE, 2016). En Tuxtla Gutiérrez se ubica en la Zona 4, se requieren de 2.2 a 8.44 kWh para climatizar, está dentro de los mayores consumidores a nivel nacional, por arriba del Estado de Veracruz y Baja California Sur en un 8.4% que se encuentran en la Zona 3.

Tabla 3.1. Carga térmica de enfriamiento para la climatización de edificaciones en la república mexicana.

Zona	Estados	Área, m ²	Carga de enfriamiento, kWh
1	Aguascalientes, Colima Guanajuato, Jalisco, Nayarit, Tlaxcala, Zacatecas	0—4	1.75
		4—6	2.34
		8—12	2.93
		12—16	3.51
		16—20	4.10
		20—25	5.27
2	Distrito federal, Edo. de México, Hidalgo, Michoacán, Morelos, Puebla, Querétaro	25—30	7.03
		0—4	1.58
		4—6	2.11
		8—12	2.63
		12—16	3.16
		16—20	3.69
3	B. California Sur, Guerrero, Oaxaca, San Luis Potosí, Tamaulipas, Veracruz	20—25	4.74
		25—30	6.33
		0—4	1.93
		4—6	2.57
		8—12	3.22
		12—16	3.86
4	Baja California, Quintana Roo, Campeche, Sinaloa, Chiapas, Sonora, Chihuahua, Tabasco, Coahuila, Yucatán, Durango y Nuevo León.	16—20	4.51
		20—25	5.80
		25—30	7.73
		0—4	2.11
		4—6	2.81
		8—12	3.51
		12—16	4.00
		16—20	4.22
		20—25	6.33
		25—30	8.44

Los edificios de estudio pertenecen al Tecnológico Nacional de México-Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez TecNM-ITTG, se ubican en 16°46' latitud norte y 93°05' de longitud oeste. El complejo educativo está formado por 37 edificios, 25 de dos plantas y 12 de una planta, de los cuales 26 cuentan con sistemas de aire acondicionado y 11 con ventilación natural, albergando una población regular de 3780 personas. En los edificios se dan cabida a oficinas administrativas, cubículos de catedráticos, bibliotecas, laboratorios, espacios de estudio, salones de clases y auditorios. Los salones de clases y auditorios se omiten en la encuesta, para evitar tendencias grupales. En la **Figura 3.3** se muestran algunos de los edificios estudiados.



Figura 3.3. Edificios educativos estudiados, pertenecientes al TecNM-ITTG.

3.2.2. Cuestionario de confort térmico

En el **Anexo A** se muestra el cuestionario de confort térmico. El cuestionario de confort térmico se diseña en concordancia con Nicol y Humphreys (2002), McCartney y Fergus (2002), Indraganti (2010), Deb y Ramachandraiah (2010), Rajasekar y Ramachandraiah (2010) y Indraganti *et al.* (2013). El cuestionario se divide en cuatro secciones. En la primera sección la información demográfica del encuestado se registra. En la segunda sección el aislamiento total por ropa y el nivel de actividad se determina. El Aislamiento total por ropa (I_{clo_tot}) y el nivel de actividad son evaluados en concordancia con las tablas de ISO (2005) y el ASHRAE standard-55 (ANSI/ASHRAE, 2013). El I_{clo_tot} se mide en “clo” (1 clo equivalente a $0.155 \text{ m}^2\text{K/W}$), el nivel de actividad se mide en “met” (1 met equivalente al costo energético de estar sentado tranquilamente, con un consumo de 1 kcal/kg/h). En la tercera sección, el edificio se clasifica de acuerdo al dispositivo de control climático en uso. Los edificios donde están en funcionamiento algún sistema de aire acondicionado durante la aplicación de la encuesta, se clasifica como modo AC (Rijal, *et al.*, 2015). En la cuarta sección se colecta la información subjetiva, con la que se determina el Voto de Sensación Térmica (VST), la Preferencia térmica (PT), la Sensación de Humedad (SH), la Preferencia de Humedad (PH), la Sensación de Movimiento del Aire (SMA), la Preferencia de Movimiento del Aire (PMA) y la Aceptabilidad Térmica (AT). El VST y la AT se determinan considerando la escala de siete puntos de sensación térmica y la escala nominal

de aceptabilidad del ASHRAE standard-55. La PT se determina con base a la escala de preferencia de cinco puntos de Nicol (ANSI/ASHRAE, 2013). La SH, la PH, la SMA y la PMA se determina con base a la escala utilizada por Singh *et al.*, (2017). En la **Tabla 3.2** se muestran las escalas utilizadas en el cuestionario subjetivo. En este trabajo, la zona de confort de la temperatura, la humedad relativa y la velocidad del aire corresponden a los votos que se registran en el intervalo de ± 1 de las escalas utilizadas (Zaki *et al.*, 2017). La AT se analiza de acuerdo a los criterios utilizados por Singh *et al.* (2018). El confort térmico de los ocupantes se determina con el PPD y el PMV. El PPD y el PMV se determinan con el algoritmo desarrollado por Fanger (1972).

Tabla 3.2. Escalas utilizadas en el estudio de campo.

Escala	Voto de sensación térmica VST	Preferencia térmica PT	Sensación de humedad SH	Preferencia de humedad PH	Sensación de movimiento del aire SMA	Preferencia del movimiento del aire PMA	Aceptación térmica AT
3	Mucho calor		Muy húmedo		Muy alto		
2	Cálido	Mucho más cálido	Húmedo	Mucho más húmedo	Alto	Mucho más movimiento del aire	Inaceptable
1	Ligeramente cálido	Un poco más cálido	Ligeramente húmedo	Un poco más húmedo	Ligeramente alto	Más movimiento del aire	Aceptable
0	Neutral	Sin cambios	Ni húmedo ni seco	Sin cambio	Ni alto ni bajo	Sin cambios	
-1	Ligeramente fresco	Un poco más fresco	Ligeramente seco	Un poco más seco	Ligeramente bajo	Menos movimiento del aire	
-2	Fresco	Mucho más fresco	Seco	Mucho más seco	Bajo	Mucho menos movimiento del aire	
-3	Frio		Muy seco		Muy bajo		

3.2.3. Aplicación de cuestionarios y mediciones en el interior de las edificaciones

La recolección de datos en campo se realiza en días laborables, en el horario de oficina de 10:00 a 16:00 horas, en el estudio fue del 27 de febrero al 31 de mayo de 2017. Los cuestionarios se aplican individualmente, de manera aleatoria a personal administrativo, catedráticos y estudiantes que cumplen con los requerimientos en el momento de la entrevista. Los entrevistados deben presentar buen estado de salud, edad de 18 a 75 años, permanecer sentados en silla ligera, haber permanecido al menos 10 minutos dentro de la edificación sin cambio de actividad.

En la **Tabla 3.3** se muestran las características de los equipos usados en las mediciones de campo. En el interior de las edificaciones se mide la Temperatura del aire (T_a), la Humedad relativa (HR), la Temperatura de globo (T_g), y la Velocidad del aire (V_a). La T_a y T_g se miden con sensores tipo SHT75, marca Sensirion, con incertidumbre de $\pm 0.3^\circ\text{C}$, la humedad relativa HR , se determina con el mismo tipo de sensor con incertidumbre de $\pm 1.8\%$. El equipo utilizado para medir la T_g concuerda con las especificaciones de la norma ISO 7243 (2017). La V_a se registra con un anemómetro marca TSI ALNOR modelo AMV 430-A, con resolución de 0.01 m/s y precisión de $\pm 0.02\text{ m/s}$. Las mediciones de T_a , T_g , HR y V_a se realizan en concordancia con la norma ISO 7243 (2017): a la altura de la cabeza, de la cintura y de los tobillos de los encuestados. La medición a la altura de la cabeza se realiza a 1.1 m sentado y a 1.7 m de pie; en la cintura a 0.6 m de altura si está sentado, o a 1.1 m de pie y en el tobillo es a 0.1 m de altura. Los sensores se colocan a $10.0\text{-}20.0\text{ cm}$ de distancia del encuestado. El tiempo de estabilización del equipo de medición es de 10 minutos.

Tabla 3.3. Características de los instrumentos para la medición de los parámetros ambientales en el interior de las edificaciones.

Parámetro	Equipo	Rango	Precisión
Temperatura del aire, $^\circ\text{C}$	Sensor Sensirion SHT75	-40.0 a 123.8°C	$\pm 0.3^\circ\text{C}$
Temperatura de globo, $^\circ\text{C}$			
Humedad relativa, %	Anemómetro TSI AMV 430-A	0 a $100\% RH$	$\pm 1.8\% RH$
Velocidad del aire, m/s			

3.2.4. Muestra representativa

Una muestra representativa de una población de 3780 personas se determina con la Ecuación 3.1, en concordancia con Spiegel y Stephens (2008). La muestra representativa considera una distribución normal, con un nivel de confianza del 95.0%, con probabilidad de éxito de 0.5 y de fracaso de 0.5, con un margen de error del 5.5% (Pulido y de la Vara, 2003). La aplicación de la encuesta es transversal, aleatorio simple y sin reposición de elementos.

$$n = \frac{Z^2 N p q}{E^2 (N - 1) + Z^2 p q} \quad (3.1)$$

donde n es el tamaño de la muestra; N el tamaño de la población; Z nivel de confianza, para este caso 1.96; E es el error; p probabilidad de éxito; q probabilidad de fracaso.

3.2.5. Selección de las variables

El trabajo de Attia y Carlucci (2015) demostró que la temperatura del aire en el interior de las edificaciones es el parámetro térmico que mayor influencia tiene en el confort térmico y en el que se puede lograr mayores ahorros de energía. En este trabajo se seleccionan las variables que tienen mayor influencia en la temperatura interior. Las variables predictoras de la T_{comf} se seleccionan en concordancia con las recomendaciones hechas por Fanger (1972), Auliciems *et al.* (1997), Wang (2006), Taleghani *et al.* (2013), Attia y Carlucci, (2015) y Escandón *et al.* (2019). Las variables analizadas son el género, la edad, el peso, la altura, el aislamiento por ropa, el nivel de actividad, la humedad relativa, la velocidad del aire y la temperatura de corriente exterior. La selección de las variables se realiza con un análisis de sensibilidad y las recomendaciones hechas por Fanger (1972). El análisis de sensibilidad se realiza con regresión lineal múltiple con variaciones paramétricas, en el software MINITAB 18 (Su *et al.*, 2012). La evaluación del desempeño de las regresiones, se realiza con el Coeficiente de determinación (R^2) y el Error Absoluto Medio (MAE¹⁶) (Deng y Chen, 2018). El R^2 y el MAE se determinan con las ecuaciones 3.2 y 3.3, respectivamente.

$$R^2 = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3.2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i| \quad (3.3)$$

donde x_i son las observaciones actuales, y_i son los valores determinados, \bar{y} es la media de y_i y n es el número de datos.

¹⁶ Por sus siglas en inglés: Mean Absolute Error.

3.3. Etapa 2: Preferencia térmica de los ocupantes y simulación energética de edificaciones

En esta sección se muestra la metodología con la que se determina las preferencias térmicas de los ocupantes y la validación de la plataforma de simulación para la simulación energética de una habitación cerrada ubicada en clima cálido Aw.

3.3.1. Preferencia térmica de los ocupantes

Las preferencias térmicas de los ocupantes se determinan con los parámetros medidos y la percepción del ambiente térmico que tienen los entrevistados. En el análisis de las preferencias térmicas se determinan las zonas de confort y neutras de la temperatura, de la humedad y de la velocidad del aire. La zona de confort de la temperatura y la T_a neutro se determinan con el VST, la PT, el AT y los valores medidos de T_a . La zona de confort de la humedad y la HR neutra se determinan con la SH, la PH y los valores medidos de HR . La zona de confort de la velocidad del aire y la V_a neutra se determinan con el SMA, el PMA y los valores medidos de V_a . Para todas las escalas utilizadas, la zona de confort y la neutra corresponden a los votos de ± 1 y 0, respectivamente. La T_{comf} es la temperatura interior que mejor representa las preferencias de los ocupantes (Wu *et al.*, 2019). La T_{comf} se determinan en función del VST, con la temperatura interior y utilizando la Ecuación 3.4, de acuerdo al método de Griffiths (Indraganti y Boussaa, 2017).

$$T_{comf} = T + \frac{(0-TSV)}{\alpha} \quad (3.4)$$

donde la T_{comf} es la temperatura de confort en grados Celsius. El VST es el voto de sensación térmica. El "0" representa la condición neutra y α es la constante de la tasa de cambio de la sensación térmica con la temperatura del aire interior, que también se denomina coeficiente de Griffiths. Para el caso de estudio, α se establece en valores de 0.25, 0.33 y 0.5, según Humphreys *et al.* (2013). La T representa la temperatura del aire interior, la temperatura del globo o la Temperatura operativa (T_{op}), en grados Celsius. En este trabajo, la T se selecciona aplicando una prueba de correlación de Pearson para T_a , T_g y T_{op} . En las pruebas de Pearson, se considera un nivel de confianza del 95.0% y un nivel de significancia del 5.0% (Mustapa

et al, 2016). La T_{op} se calcula con la Ecuación 3.5, considerando la temperatura radiante media T_{mrt} , los factores ponderados de la transferencia de calor por convección (h_c), y radiación (h_r).

$$T_{op} = \frac{h_c \times T_a + h_r \times T_{mrt}}{h_c + h_r} \quad (3.5)$$

El valor de h_c se calcula con base en ASHRAE Standard-55 (Mishra y Ramgopal, 2014). El h_r se considera de $4.7 \text{ W/m}^2\text{°C}$, considerando que el coeficiente de absorción de la indumentaria es de 0.95 y la temperatura interior no varía significativamente. La T_{mrt} se determina con la Ecuación 3.6, de acuerdo al estándar ASHRAE 55 (ANSI/ASHRAE, 2013).

$$T_{mrt} = \left[(T_g + 273)^4 + \frac{1.1 \times 10^8 V_a^{0.6}}{\varepsilon D^{0.4}} \times (T_g - T_a) \right]^{\frac{1}{4}} - 273 \quad (3.6)$$

donde ε representa la emisividad de la superficie del globo y D es el diámetro del globo. En este trabajo la ε y D se consideran de 0.95 y 0.125 m, respectivamente.

3.3.2. Simulación energética de una habitación cerrada

Para la simulación energética de una edificación cerrada ubicada en clima cálido Aw, se desarrolla y valida una plataforma. La plataforma se desarrolla en el software TRNSYS, que simula energéticamente la edificación de forma transitoria. La **Figura 3.4** muestra la metodología empleada para el desarrollo y validación de la plataforma de simulación. La validación de la plataforma de simulación se realiza con tres pasos. En el primer paso, la temperatura interior de una edificación de referencia con sus características iniciales se simula energéticamente para un año. Así también, se hace un comparativo de la Temperatura interior calculada promedio (T_{cal}) con respecto a la Temperatura interior reportada promedio (T_{rep}). Si la diferencian entre la T_{cal} y la T_{rep} es grande, entonces, se hacen ajustes en los parámetros de simulación. Si la T_{cal} es casi igual a la T_{rep} , entonces, se considera que la plataforma de simulación es adecuada. En el segundo paso, con la plataforma de simulación validada para la temperatura interior, se simula la climatización térmica de una edificación con materiales de construcción típicos de la república mexicana y se hace un comparativo

de la Carga de enfriamiento calculada (Q_{cal}) con respecto a la Carga de enfriamiento reportada (Q_{rep}). Si la diferencia entre la Q_{cal} y la Q_{rep} es grande, entonces, se hacen ajustes en los parámetros de simulación. Si la Q_{cal} es casi igual a la Q_{rep} , entonces, se considera que la plataforma de simulación es adecuada. En el tercer paso, con la plataforma validada para la temperatura y la carga de enfriamiento, se simula la climatización térmica de una edificación cerrada ubicada en clima cálido.

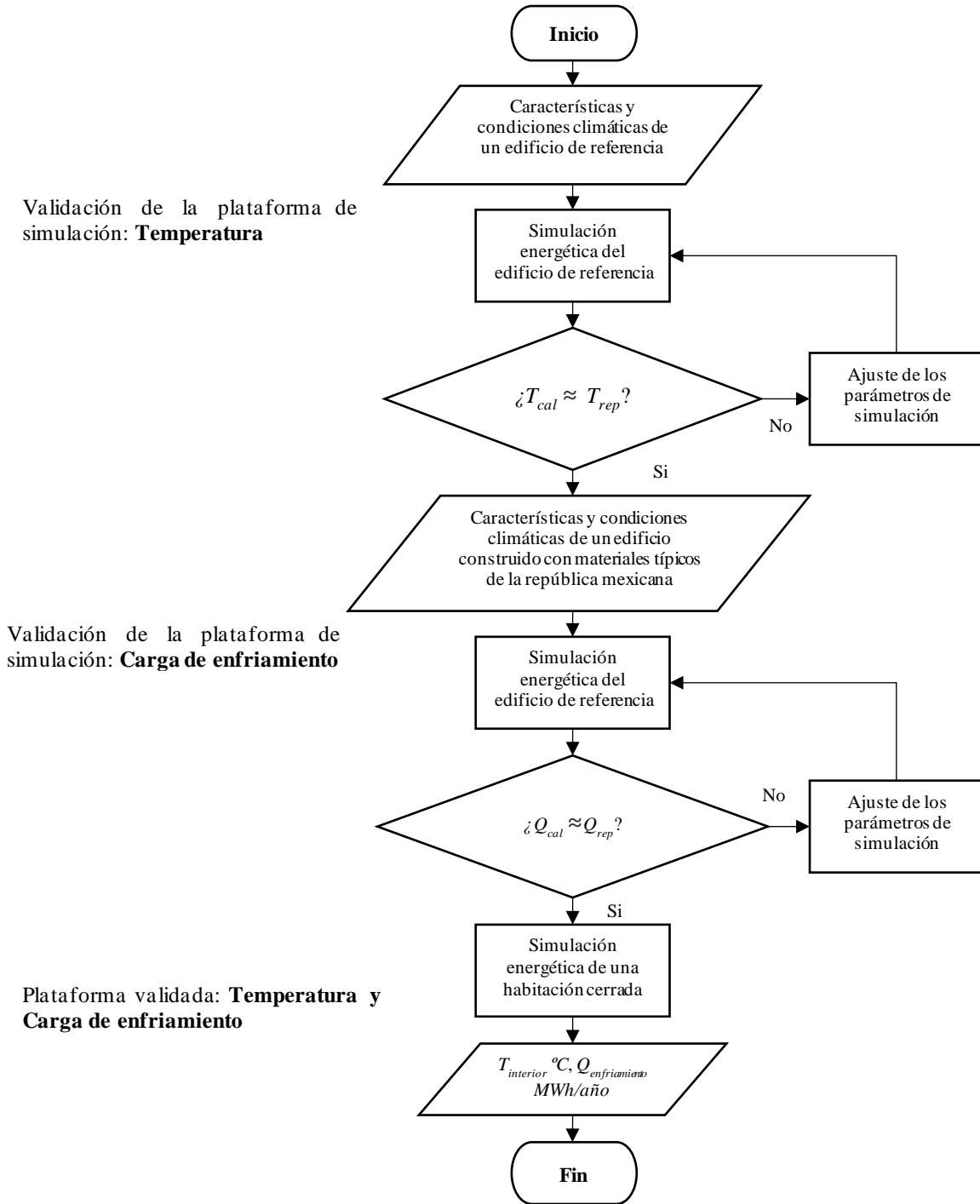


Figura 3.4. Metodología de la plataforma de simulación de una habitación cerrada.

a) Desarrollo de plataforma de simulación

En la **Figura 3.5** se muestran los componentes y los dos procesos principales en la simulación energética de edificaciones (Buonomano, 2016). Los datos de entrada para la simulación son las condiciones climáticas, la forma y orientación del edificio, las características de los elementos de construcción y las propiedades termofísicas de los materiales. Los principales datos de entrada para la simulación energética son los datos meteorológicos por hora, las cargas de ocupación y horarios, la tasa de flujo de ventilación, la temperatura de referencia para la climatización térmica, el tamaño y orientación del edificio, y las características térmicas de los elementos del edificio. Los dos procesos principales son el cálculo de la trayectoria del Sol y la irradiación solar incidente en las superficies de la envolvente de la edificación, y el cálculo del proceso de la transferencia de calor. Las principales salidas del proceso de simulación son las cargas térmicas de enfriamiento y calentamiento, las cargas térmicas sensibles, el flujo de calor a través de los elementos y la temperatura interior.

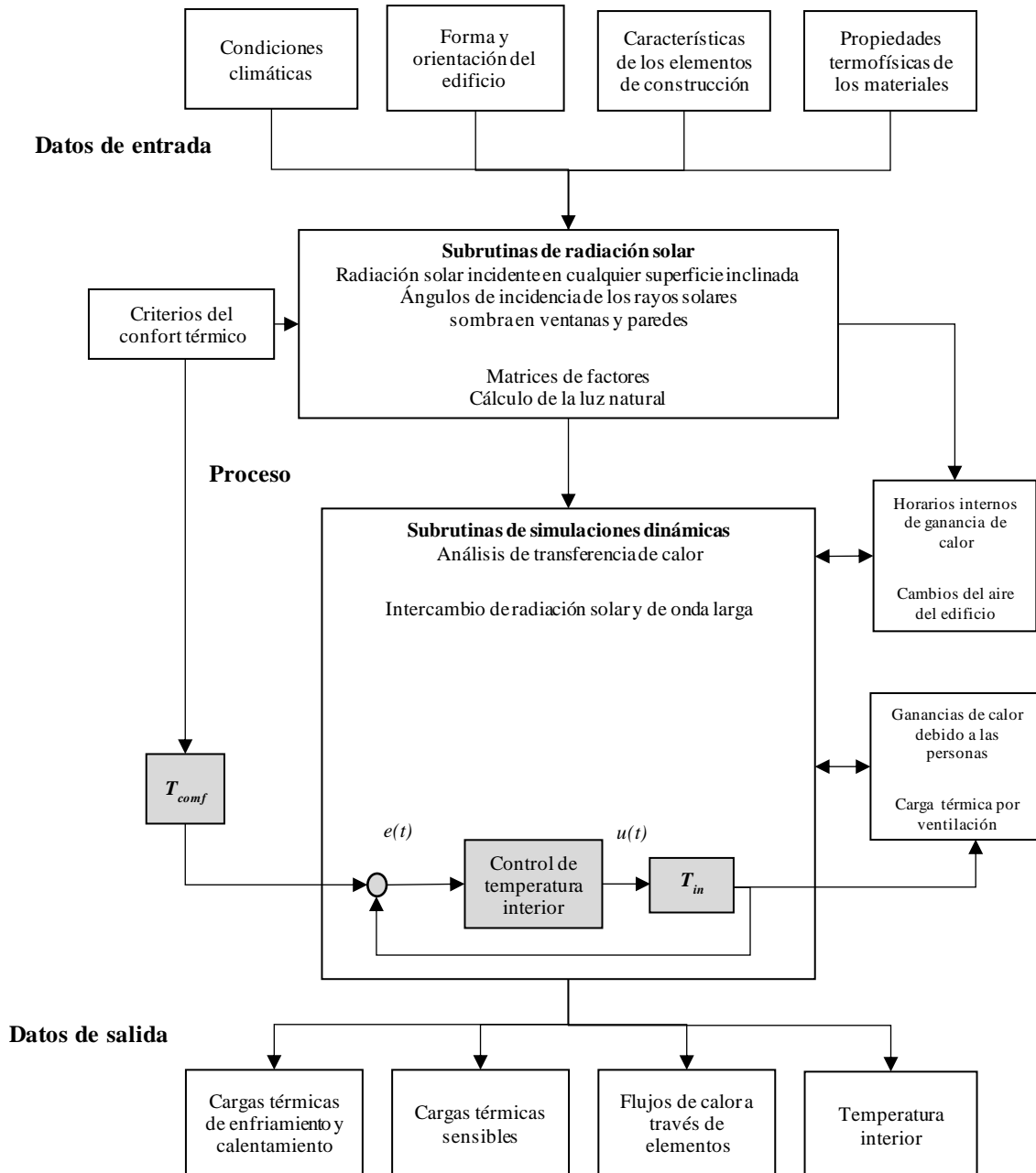


Figura 3.5. Esquema de la simulación energética de edificaciones.

La **Figura 3.6** muestra la plataforma de simulación desarrollada. La plataforma de simulación se desarrolla con TRNSYS¹⁷, que funciona a través de módulos llamados Types. Los datos meteorológicos son proporcionados por el Type 109-TMY2, que a su vez envía los datos climáticos al Type 33e, al Type 69b, al Type 56a y al Type 65d. El punto de rocío

¹⁷ Por sus siglas en inglés: Transient Systems Simulation.

y la temperatura del cielo se calcula con el Type 33e y Type 69b, respectivamente. Con el Type 56a y TRNBUILD la simulación energética es simulada. Así también, las cargas térmicas de enfriamiento y calentamiento, las cargas térmicas sensibles, el flujo de calor a través de los elementos y la temperatura interior se calculan. El Type 65d produce un archivo de resultados.

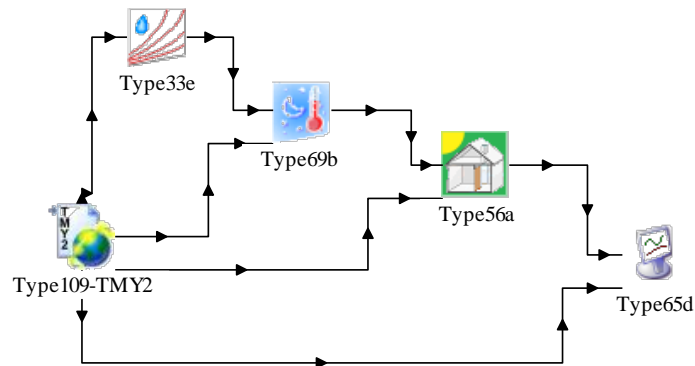


Figura 3.6. Composición de la plataforma de simulación.

En la **Tabla 3.4** se muestran las funciones que desempeñan cada uno de los Types.

Tabla 3.4. Funciones de los “Types” que componen la plataforma de simulación.

Types	Funciones
Type 109-TMY2	Importación de un archivo meteorológico TMY2 para la ubicación del edificio. Transferir los datos climáticos requeridos por el Type 33e, el Type 69b, el Type 56a y el Type 65d.
Type 33e	Cálculo de la temperatura del punto de rocío del exterior. Transfiere los datos calculados al Type 69b.
Type 69b	Cálculo de la temperatura del cielo. Transfiere los calculados al Type 56a.
Type 56 ^a	Llama a TRNBUILD, donde la edificación es modelada Las cargas térmicas de enfriamiento y calentamiento, las cargas térmicas sensibles, el flujo de calor a través de los elementos y la temperatura interior son calculadas.
Type 65d	Produce un archivo de resultados.

b) Edificio de referencia

En la **Figura 3.7** se muestra el edificio de referencia simulado. El edificio de referencia corresponde a un paralelepípedo rectangular, que simula una edificación de una planta, con una zona térmica sin particiones, correspondiente al Caso 900FF reportado por BESTEST¹⁸ (Neymark *et al.*, 2008). El Caso 900FF reportado, cumple con las verificaciones recomendadas por estándares internacionales: verificación analítica, validación empírica y estudio comparativo (Judkoff y Neymark, 1995). Su orientación es de este a oeste, cuenta

¹⁸ Por sus siglas en inglés: Building energy simulation test procedures.

con dos ventanas con vista al sur y tiene un volumen de 134.4 m^3 . La edificación se ubica en Denver, Colorado, presenta un invierno frío claro y un verano seco y caluroso, con grandes variaciones de temperatura diurna durante todo el año (Judkoff y Neymark, 1995).

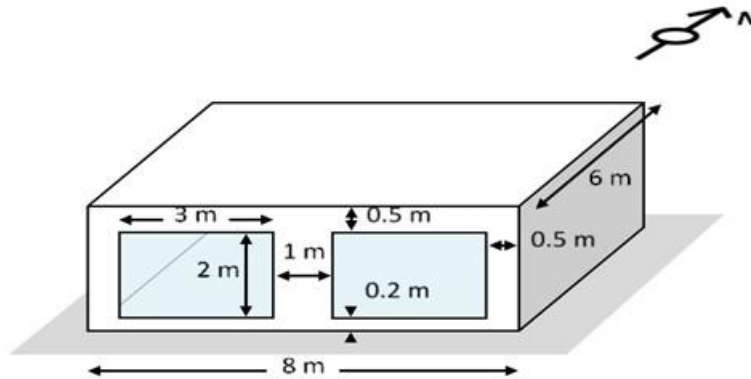


Figura 3.7. Plano de planta del Caso 900FF de BESTEST.

En la **Tabla 3.5** se muestran las propiedades termofísicas de los materiales que forman los muros del caso de referencia. Para el cálculo de la transmisión solar de la ventana, dependiendo del ángulo de radiación solar directa, se tiene en cuenta un coeficiente de ganancia de calor solar en incidencia normal igual a 0.78. La emisividad interior y exterior de las superficies opacas se establece en 0.9, mientras que su absorptancia se establece en 0.6. Los coeficientes de emisividad y de absorptancia del acristalamiento son 0.84 y 0.10, respectivamente.

Tabla 3.5. Propiedades de los materiales del Caso 900FF de BESTEST.

Capa	Conductividad, W/mK	$C_p, kJ/kgK$	Densidad, kg/m^3
Cartón de yeso	0.16	0.84	950
Fibra de vidrio	0.04	0.84	12
Suelo de madera	0.14	1.2	650
Block de concreto	0.51	1.0	1400
Espuma aislante	0.04	1.4	10
Losa de concreto	1.13	1.0	1400
Revestimiento de azotea/revestimiento de madera	0.14	0.9	530
Acristalamiento	1.06	0.75	2500

En la **Tabla 3.6** se muestra la composición de los muros. El coeficiente de transferencia de calor por convección de superficies interna para superficies opacas y transparentes se asume de 3.16 W/m^2K . La transferencia de calor horizontal en superficies verticales para la transferencia de calor hacia arriba y hacia abajo en superficies horizontales es de 4.13 y 1.00 W/m^2K , respectivamente. El coeficiente de transferencia de calor por convección de la

superficie externa se calcula asumiendo la velocidad del viento en 5 m/s en el caso de superficies opacas, y se establece en 16.37 W/m²K en el caso de las ventanas.

Tabla 3.6. Componentes de muros del Caso 900FF de BESTEST.

Elemento del edificio	Capas	Espesor, mm
Muro	Block de concreto	100
	Espuma aislante	61.5
	Revestimiento de madera	9
Techo	Cartón de yeso	10
	Fibra de vidrio	111.18
	Revestimiento de azotea	19
Piso	Losa de concreto	25
	Aislante	1.003
Ventana	Cristal	3.2

En la **Tabla 3.7** se muestran las propiedades de la ventana. En la ventana, se supone un coeficiente combinado de radiación y convección del espacio de aire de la ventana de 6.27 W/m²K. Las correcciones eventuales de los coeficientes de la superficie del vidrio de acuerdo con los salientes de las ventanas y las aletas no se consideran (Buonomano, 2016).

Tabla 3.7. Propiedades de la ventana del Caso 900FF de BESTEST.

Parámetro	Valor
Número de paneles	2
Grosor del panel	3.175 mm
Grosor de la capa de aire	13 mm
Conductividad térmica del cristal	1.06 W/m ² K
Valor U del aire interior con el ambiente interior	3 W/m ² K
Densidad del cristal	2500 kg/m ³
Calor específico del cristal	750 J/kgK

En el edificio de referencia, la infiltración ocurre a una tasa de 0.5 cambios de aire por hora, considerando la densidad del aire de 0.98 kg/m³. Las fuentes de calor generadas internamente por equipos, luces y personas, asumen un valor constante de 200 W, con 60.0% radiativa y 40.0% convectiva, 100.0% sensible y 0.0% latente. Adicionalmente, se le agrega la carga interna de una computadora con impresora y la de un ocupante sentado que realiza tareas de oficina livianas. Se considera un horario de ocupación de lunes a viernes de 9:00-18:00 horas. En la **Tabla 3.8** se muestra las características de los componentes de la edificación muestra.

Tabla 3.8. Componentes de la edificación seleccionada del Caso 900FF de BESTEST.

No.	Nombre	Tipo	Área, m^2	Orientación
1	Muro	Externo	24	Sur
2	Muro	Externo	12	Oeste
3	Muro	Externo	6	Este
4	Ventana	Doble	6	Este
5	Muro	Externo	24	Norte
6	Piso	Limite	32	Horizontal
7	Techo	Externo	32	Horizontal

c) Climatización térmica de una edificación no residencial

En la **Figura 3.8** se muestra esquemáticamente la edificación no residencial utilizada para la climatización térmica, que corresponde a la utilizada para la realización de la NOM-008-ENER-2001 (Álvarez-García *et al.*, 2014). Su orientación es de norte a sur, cuenta con 12 ventanas con vista a las cuatro direcciones cardinales y su volumen total es de $7500 m^3$.

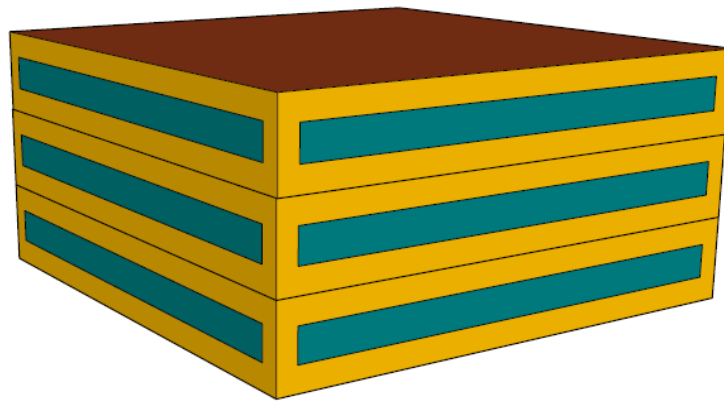


Figura 3.8. Edificio no residencial de tres pisos.

En la **Tabla 3.9** se muestran las características de la edificación no residencial, que se utilizan de entradas para la simulación energética. Los pisos de la edificación son cuadrados, con $25 m$ de cada lado y con una relación ventana-pared del 40.0%. El sistema de climatización funciona durante las horas de ocupación, de lunes a viernes, de 08:00-22:00 horas. La temperatura de referencia o de climatización es de $25.0^{\circ}C$. La simulación energética del edificio no residencial se lleva a cabo con condiciones climáticas de Ciudad de México, Hermosillo, Monterrey, Mérida, Tulancingo y Villahermosa.

Tabla 3.9. Descripción de la edificación no residencial.

Descripción	Valor
Número de pisos	3
Área del edificio	1875 m ²
Altura entre pisos	4 m
Área por piso	669 m ²
Altura entre pisos	4
Relación de aspecto	01:01
Nivel de iluminación	16 W/m ²
Contactos	8 W/m ²
Densidad ocupacional	9 m ² por persona
Índice de ventilación	0.46 m ³ /min*m ²
Índice de infiltración	1 ACH
Albedo pared	0.25
Albedo techo	0.25
Horas de ocupación y operación	08:00-22:00 de lunes a viernes
Set point de temperatura	25.0°C
Relación ventana/pared	40.0%

En la **Tabla 3.10** se muestran las propiedades termofísicas de los materiales que forman los muros del edificio no residencial. En los muros, los valores del coeficiente de transferencia de calor por convección de superficies interna para superficies opacas y transparentes, la transferencia de calor horizontal en superficies verticales y el coeficiente de transferencia de calor por convección de las superficies externas son iguales a los considerados en el Caso 900FF de BESTEST. En la transmisión solar de las ventanas, se toma un coeficiente de ganancia de calor solar en incidencia normal igual a 0.78. La emisividad interior y exterior de las superficies opacas se establece en 0.9, mientras que su absorptancia se establece en 0.6. Los coeficientes de emisividad y de absorptancia del acristalamiento son 0.84 y 0.10, respectivamente.

Tabla 3.10. Propiedades termofísicas de la envolvente de la edificación no residencial.

Elemento del edificio	Capa	Espesor, mm	Densidad, Kg/m ³	Calor específico, J/kgK	Conductividad térmica, W/mK
Pared	Yeso	15	800	1000	0.372
	Ladrillo	140	1600	800	0.81
	Mortero	15	1890	837	0.72
Techo	Yeso	15	800	1000	0.372
	Concreto	100	2300	840	1.740
	Impermeabilizante	20	1127	800	0.17
	Aislante	20	30	1470	0.028
Piso nivel del suelo	Mosaico	10	2600	795	1.136
	Concreto	100	2300	840	1.740
Pisos superiores	Mosaico	10	2600	795	1.136
	Concreto	100	2300	840	1.740
	Yeso	15	800	1000	0.372
Ventana	Vidrio claro	4	-	-	-

d) Climatización térmica de una habitación cerrada: caso de estudio

En la **Figura 3.9** se muestra el edificio utilizado para la climatización térmica. El edificio corresponde al Edificio R, del TecNM-ITTG. Su orientación es de este a oeste, cuenta con dos ventanas con vista al norte y dos con vista al sur y tiene un volumen total de $369.6 m^3$.



Figura 3.9. Edificio R, utilizado para la simulación de la climatización térmica del caso de estudio.

En la **Figura 3.10** se muestra de manera esquemática el edificio R, utilizado para la simulación de la climatización térmica del caso de estudio y el comparativo del desempeño de los controles de temperatura con los modelos de confort térmico propuestos.

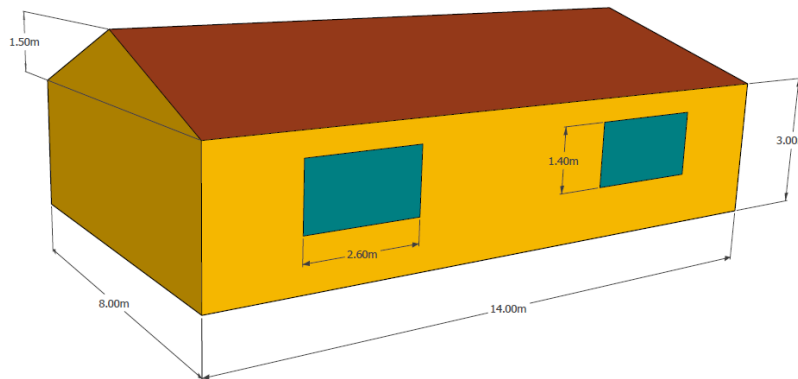


Figura 3.10. Edificio de estudio en clima cálido.

En la **Tabla 3.11** se muestran los componentes de la envolvente del Edificio R. Las propiedades termofísicas de la edificación, los componentes de la envolvente y las ganancias internas son las mismas que las utilizadas para la climatización térmica de la edificación no residencial. El sistema de climatización funciona durante las horas de ocupación, de lunes a viernes, de 08:00-22:00 horas. La temperatura de referencia o de climatización son determinadas por los modelos de la T_{comf} .

Tabla 3.11. *Propiedades termofísicas de la envolvente de la edificación no residencial.*

No.	Nombre	Tipo	Área total, m^2	Orientación
1	Muro	Externo	34.7	Sur
2	Muro	Externo	24.0	Oeste
3	Muro	Externo	24.0	Este
4	Ventana	Simple	7.3	Sur
5	Ventana	Simple	7.3	Norte
6	Muro	Externo	34.7	Norte
7	Piso	Limite	112.0	Horizontal
8	Techo	Externo	119.6	Horizontal

3.4. Etapa 3: Control

Para la climatización térmica de la habitación cerrada con HVAC, se desarrolla un algoritmo de control de temperatura. En la **Figura 3.11** se muestra el algoritmo para el control de temperatura de la habitación cerrada. En el algoritmo, los parámetros subjetivos y objetivos del caso de estudio son las variables de entrada. Con las variables de entrada y con un modelo predictivo de confort térmico se determina la Temperatura de referencia (T_{comf}). Después, la T_{comf} y la Temperatura interior (T_a) se comparan. Si la T_a es mayor que la T_{comf} , se continúa con la climatización y se termina el proceso, hasta la siguiente entrada. Si la T_a es menor que la T_{comf} , se detiene la climatización y se termina el proceso, hasta la siguiente entrada.

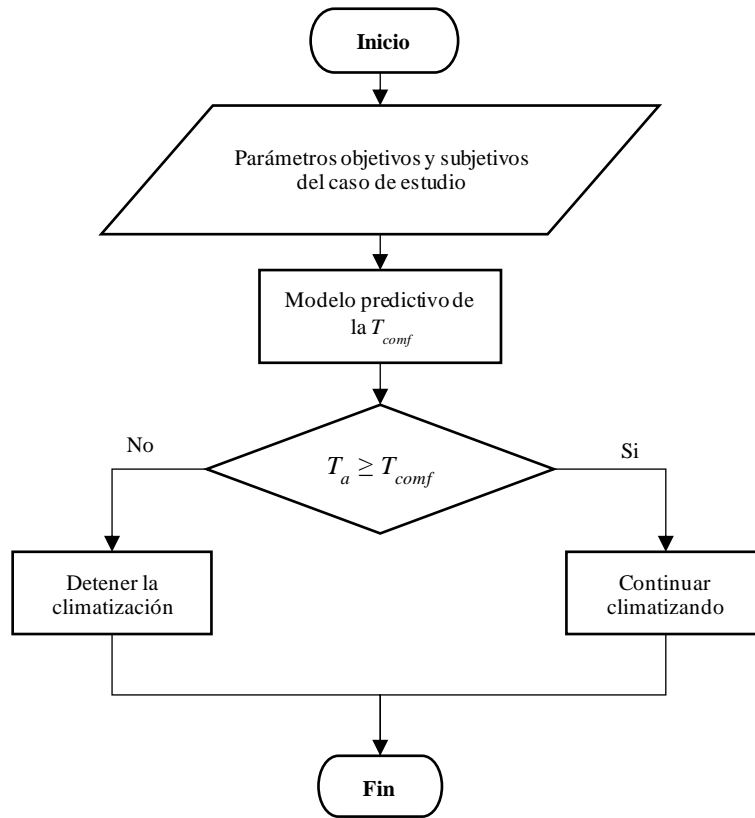


Figura 3.11. Algoritmo de control de temperatura.

En el estudio comparativo de sistemas de control con inteligencia artificial para climatizar la habitación cerrada en clima cálido, se desarrollan cuatro modelos adaptativos de confort térmico para determinar las T_{comf} , basados en las preferencias térmicas de los ocupantes. El primero corresponde a un modelo lineal. El segundo, tercero y cuarto corresponden a modelos basados en LD, en RNA y LD-RNA, respectivamente. Los modelos se diseñan en función de las variables que tienen mayor influencia en la T_{comf} .

3.4.1 Modelo lineal

En el modelo lineal, las T_{comf} se determinan por un modelo de confort térmico adaptativo para edificios climatizados. Los modelos se determinan con una regresión lineal, utilizando el método de mínimos cuadrados (Tamhane, 2009). En la regresión lineal, la Temperatura media de corriente exterior (T_{rm}) es la variable independiente y la T_{comf} la variable

dependiente (Kim y de Dear, 2018). La T_{rm} se determina con la Ecuación 3.7, de acuerdo a CEN, 2007.

$$T_{rm(hoy)} = (\alpha) T_{rm(ayer)} + (1-\alpha) T_{m(hoy)} \quad (3.7)$$

donde $T_{rm(hoy)}$ y $T_{rm(ayer)}$ son la temperatura media de corriente libre para el día de hoy y ayer en grados Celsius, respectivamente. La $T_{m(hoy)}$ es la temperatura media exterior del día en grados Celsius. La $T_{m(hoy)}$ se obtiene de la base de datos de Meteonorm en su Versión 7.2 (Bern *et al.*, 2017). La α es un factor de suavización adimensional, que se considera de 0.8 (Nicol y Humphreys, 2010).

3.4.2. Modelo basado en lógica difusa

En la **Figura 3.12** se muestra la metodología utilizada para desarrollar el modelo basado en LD, que se compone de tres etapas (Attia *et al.*, 2015; Kang *et al.*, 2015). En la primera etapa, las variables de entrada y de salida se seleccionan. Con las variables de entrada y de salida, se establecen las variables lingüísticas y los conjuntos difusos, por ejemplo: la variable lingüística “*velocidad del aire*” se puede dividir en los conjuntos “*bajo*”, “*medio*” y “*alto*”. Seguido, las reglas que relacionan las variables de entrada con la variable de salida se establecen. Las reglas se definen con condiciones lógicas resultado de experiencias previas, tipo *Si-Entonces* (Ari *et al.*, 2006). En la segunda etapa, con las variables lingüísticas, los conjuntos difusos y las reglas, se propone un modelo basado en LD inicial. Las funciones de pertenencias iniciales se proponen de tipo triangular (Wu *et al.*, 2014). En la tercera etapa, el modelo LD inicial se optimiza para obtener mayor precisión en la predicción de la variable de salida, en este caso T_{comf} . La optimización se realiza variando las funciones de pertenencia y los límites de los conjuntos difusos de las entradas y de las salidas, y evaluando su desempeño. El desempeño se determina con un comparativo de la T_{comf} , que se obtiene con el modelo respecto a los determinados en el estudio de campo, en términos del R^2 y del MAE. El modelo optimizado se selecciona con base al mejor desempeño. Para la construcción, entrenamiento y optimización del modelo basado en LD, el FIS Editor de Matlab® se utiliza (MATLAB, 2017).

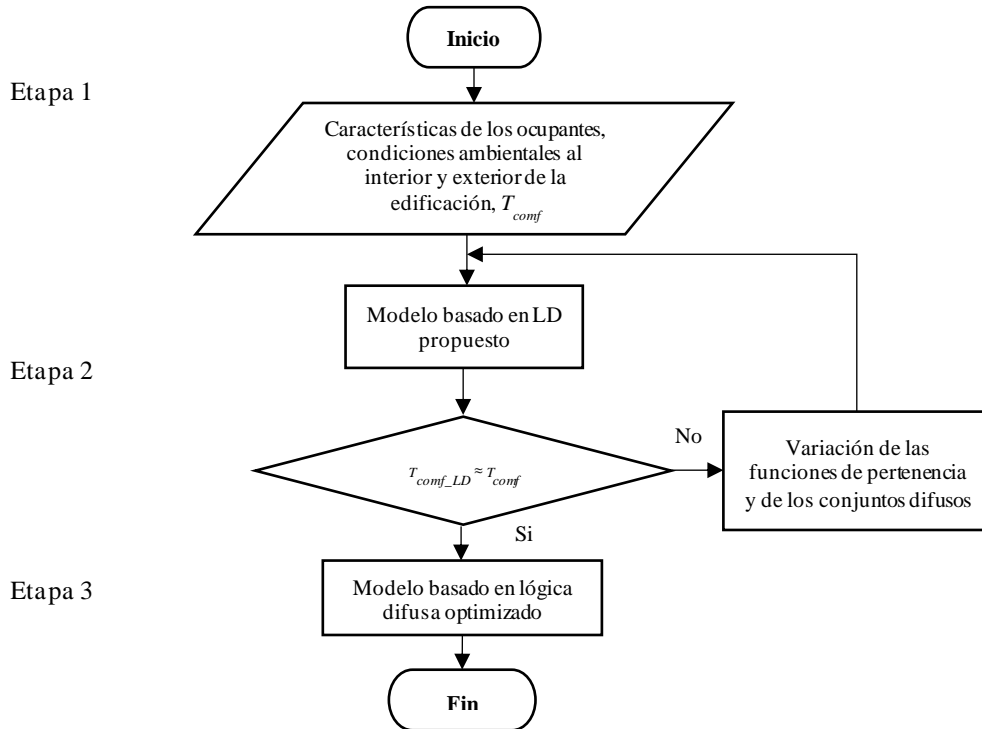


Figure 3.12. Metodología para el diseño del modelo basado en lógica difusa.

3.4.3. Modelo basado en redes neuronales artificiales

En la **Figura 3.13** se muestra la metodología utilizada en el desarrollo del modelo basado en RNA, que se compone de tres etapas (Mba *et al.*, 2016). La construcción del modelo basado en RNA es concordante con Moon *et al.* (2017) y Jang *et al.* (2019). En la primera etapa, las variables que tienen mayor influencia en la T_{comf} de los ocupantes se seleccionan y se propone un modelo basado en RNA inicial. El modelo basado en RNA se inicializa con un número pequeño de neuronas y de capas ocultas, también se selecciona la arquitectura, el método de aprendizaje y de entrenamiento de la RNA. En la segunda etapa, se define la arquitectura del modelo RNA, el número de capas de entrada y de salida, y el número de neuronas en cada capa. La arquitectura utilizada es tipo perceptrón multicapa (Enescu, 2017). El número de neuronas en la capa de entrada corresponde al número de variables seleccionadas. El número de capas ocultas se inicializa con una capa, y el número de neuronas ocultas corresponde al número de variables de entrada. Las funciones de transferencias iniciales para las neuronas de entrada, las ocultas y las de salida son puramente lineal, logarítmica sigmoideal y puramente lineal, respectivamente. El método de entrenamiento es de manera supervisada,

con alimentación hacia adelante, con algoritmo Backpropagation, con ajustes de pesos Levenberg-Marquardt y con 1000 épocas en el proceso de entrenamiento (Moon *et al.*, 2015; Enescu 2017; Yoon *et al.*, 2018; Deng and Chen, 2018; Jang *et al.*, 2019). En la tercera etapa, el modelo RNA inicial se optimiza para obtener mayor precisión y estabilidad en la predicción de la T_{comf} . La optimización se realiza evaluando el desempeño del modelo basado en RNA inicial, al variar el número de capas ocultas, el número de neuronas en cada capa y las funciones de transferencia. En la optimización, de los datos recolectados en campo, en el entrenamiento se utiliza el 70%, en la validación el 15% y el resto en la verificación. El desempeño se determina con un comparativo de la T_{comf} obtenida con el modelo respecto a los determinados en el estudio de campo, en términos del R^2 y del MAE. El modelo optimizado se selecciona con base al mejor desempeño. Para la construcción, entrenamiento y optimización del modelo basado en RNA, el Neural Network Toolbox de Matlab® se utiliza (Beale, *et al.*, 2013).

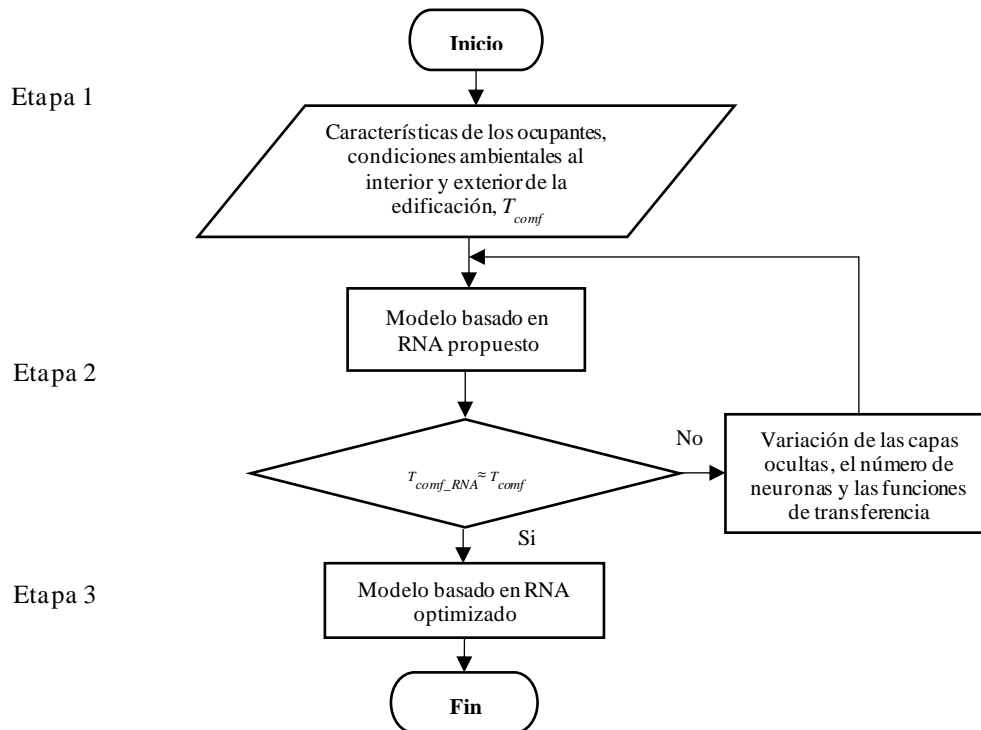


Figura 3.13. Metodología para el desarrollo del modelo basado en redes neuronales artificiales.

3.4.4. Modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales

En la **Figura 3.14** se muestra la metodología utilizada en el desarrollo del modelo basado en LD-RNA, que se compone de dos etapas (Amirkhani *et al.*, 2015; Abdulshahed *et al.*, 2015; Gao *et al.*, 2019). En la primera etapa, con el modelo basado en LD optimizado y los datos recolectados en campo, se propone un modelo basado en LD-RNA inicial. De manera similar al método utilizado en la optimización del modelo RNA, el modelo basado en LD-RNA se inicializa con un número pequeño de neuronas y de capas ocultas, también se selecciona la arquitectura, el método de aprendizaje y de entrenamiento de la RNA. En la arquitectura del modelo LD-RNA se define el número de capas de entrada y de salida, y el número de neuronas en cada capa. La arquitectura utilizada es tipo perceptrón multicapa. El número de capas ocultas se inicializa con una capa, y el número de neuronas ocultas corresponde al número de variables de entrada. El número de variables de entrada para la RNA corresponde al número de reglas del modelo difuso (Enescu, 2017). Las funciones de transferencias iniciales para las neuronas de entrada, las ocultas y las de salida son puramente lineal, logarítmica sigmoideal y puramente lineal, respectivamente. El método de entrenamiento es de manera supervisada, con alimentación hacia adelante, con algoritmo Backpropagation, con ajustes de pesos Levenberg-Marquardt y con 1000 épocas en el proceso de entrenamiento. En la segunda etapa, el modelo RNA inicial se optimiza para obtener mayor precisión y estabilidad en la predicción de la T_{conf} . La optimización se realiza evaluando el desempeño del modelo basado en RNA inicial, al variar el número de neuronas en cada capa y las funciones de transferencia. En la optimización, de los datos recolectados en campo, en el entrenamiento se utiliza el 70%, en la validación el 15% y el resto en la verificación. El desempeño se determina con un comparativo de la T_{conf} obtenida con el modelo respecto a los determinados en el estudio de campo, en términos del R^2 y del MAE. El modelo optimizado se selecciona con base al mejor desempeño. Para la construcción, entrenamiento y optimización del modelo basado en RNA, el ANFIS Editor Toolbox de MATLAB se utiliza (Beale, *et al.*, 2013).

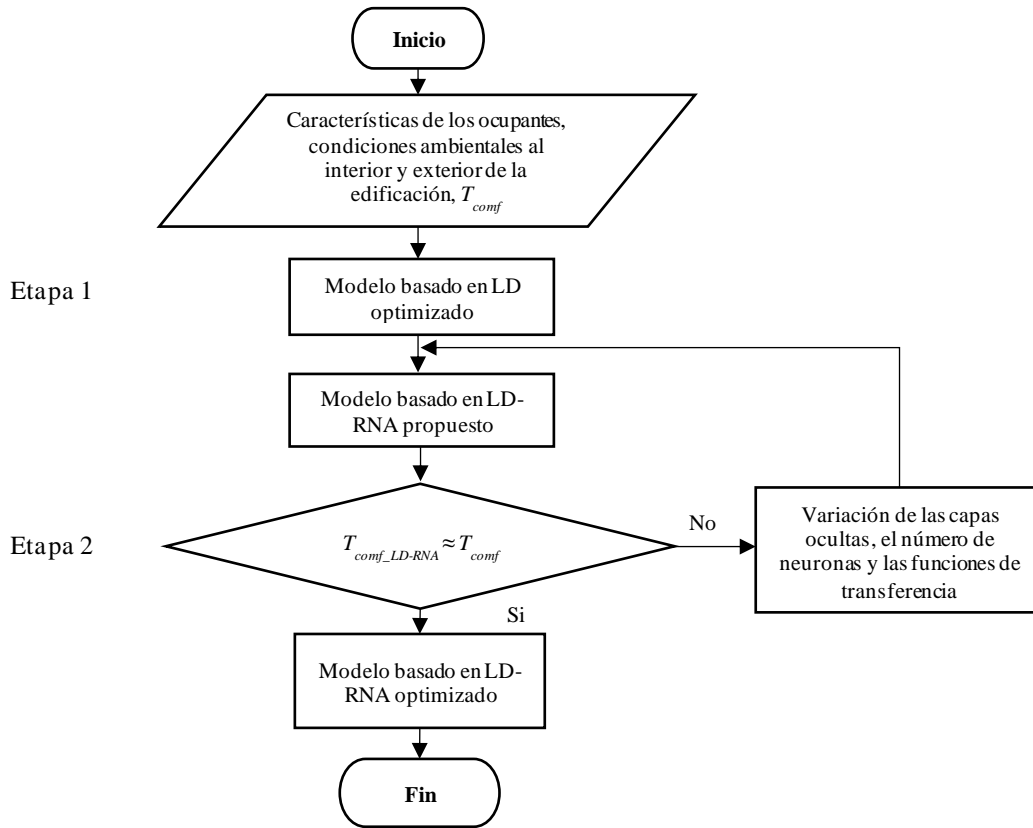


Figura 3.14. Metodología para el desarrollo del modelo predictivo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales.

3.5. Etapa 4: Simulación

En la Etapa 4, la simulación de la climatización térmica del edificio del Caso 900FF, el edificio no residencial y el edificio R, utilizando el algoritmo de control temperatura y los modelos desarrollados es simulada. También, se climatiza en referencia a NOM-008-ENER-2001 y al modelo derivado de la Guía CIBSE A. En referencia a NOM-008-ENER-2001 y al modelo derivado de la Guía CIBSE A, el consumo energético en la climatización de la edificación se compara con cada uno de los modelos, para determinar su potencial de ahorro de energía. En el comparativo se toma en cuenta la carga de enfriamiento y los grados-día de enfriamiento requeridos en la climatización. En la simulación de la climatización, se utiliza el algoritmo de control descrita en las Sección 3.5. En la aplicación de los modelos, se utiliza el software MATLAB para determinación de la señal de control T_{comf} . En la **Figura**

3.15 se muestra la plataforma de simulación usando MATLAB para determinar la señal de control. La comunicación entre TRNSYS y MATLAB es efectuada con el Type 155. El Type 155 recibe las variables necesarias para calcular la T_{conf} , de acuerdo a cada modelo, y envía la señal de control a TRNBUILD, hasta la siguiente iteración. En todas las simulaciones, la densidad ocupacional, los horarios de ocupación y las ganancias de calor corresponden a las mostradas en la **Tabla 3.9**.

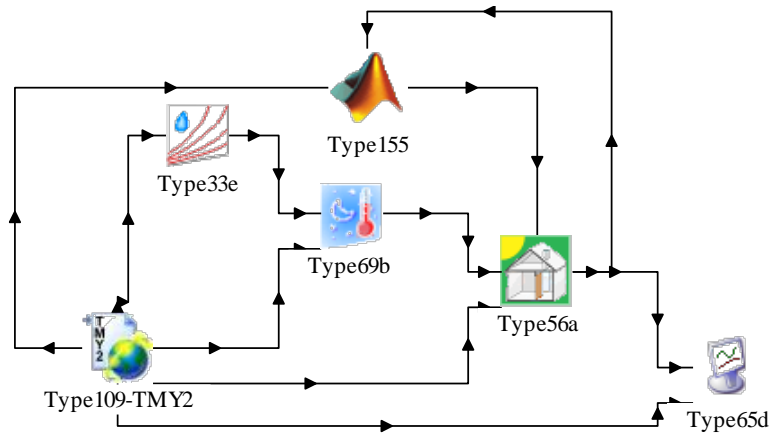


Figura 3.15. Componentes de la plataforma de simulación.

Capítulo 4. Resultados y discusiones

En este capítulo se muestran los resultados y las discusiones del trabajo de investigación. En la Sección 4.1 se muestran las características de la muestra y las condiciones ambientales en edificios tanto en interiores como en exteriores. En la Sección 4.2 se determinaron las preferencias térmicas de los ocupantes. En la Sección 4.3 se muestran los modelos para determinar la temperatura de confort. En la Sección 4.4 se presentan la simulación térmica de las edificaciones. En la Sección 4.5 se presentan el comparativo del desempeño energético de los modelos en la climatización térmica del caso de estudio.

4.1. Características de la muestra y condiciones ambientales del estudio de campo

La muestra representativa consta de 293 participantes, aplicando el mismo cuestionario, donde participaron 201 hombres y 92 mujeres. El intervalo de edad fue de 18-68 años, con un promedio de 27.1 años en mujeres y 26.4 años en hombres. El intervalo de peso fue de 38-120 kg, promediando 61.3 kg para las mujeres y 74.5 kg para los hombres. El intervalo de estatura fue de 1.50-1.91 m, con un promedio de 1.6 m para las mujeres y 1.71 m para los hombres. La **Tabla 4.1** muestra un comparativo de las condiciones ambientales interiores y exteriores registradas en ambos modos.

Tabla 4.1. Condiciones ambientales en el interior y exterior de las edificaciones.

Variable	Edificios con AC			
	Media	DE	Max.	Min.
N	293			
T_m	24.6	2.9	29.3	17.6
T_a	23.8	2.0	29.3	19.0
T_g	24.3	1.7	28.5	19.6
HR	53.0	5.9	73.9	35.8
V_a	0.14	0.05	0.27	0.06
I_{cl_tot}	0.62	0.12	0.96	0.50
Actividad	1.15	0.21	2.20	1.0

AC: aire acondicionado, N: número de elementos, T_m : temperatura media diaria exterior ($^{\circ}\text{C}$), T_a : temperatura del aire interior ($^{\circ}\text{C}$), T_g : temperatura de globo interior ($^{\circ}\text{C}$), HR: humedad relativa interior (%), V_a : velocidad del aire interior (m/s), I_{cl_tot} : aislamiento por ropa (clo), Actividad: nivel de actividad (met), DE: desviación estándar.

La temperatura media T_m , durante el período estudiado fue de 24.3°C , en el intervalo de $17.6-29.3^{\circ}\text{C}$. En los datos medidos de la T_a , se registraron temperaturas de hasta 19.0°C , que se consideran bajas, que podría deberse a las pocas regulaciones en el control de la temperatura. La HR, la V_a , el I_{cl_tot} y el nivel de actividad resultaron sin diferencias. El conjunto de ropa más utilizado fue "Pantalones con camisa de manga corta"; la frecuencia de uso fue de 72.6%, seguida de "Pantalones con camisa de manga larga" con 15.2%, que corresponde a la ropa que comúnmente se viste en la ciudad, durante el período más cálido del año. La actividad predominante fue "Escribir" con el 44.1% de frecuencia, seguido por "Sentado tranquilo/escribiendo" con 33.5%, esto corresponde a las actividades comunes en edificios educativos. En general, la muestra seleccionada refleja las características, los comportamientos y las tendencias de toda la población. En la **Figura 4.1** se muestra el entorno de trabajo, los conjuntos de ropa y las actividades típicas de los ocupantes en los edificios estudiados.



Figura 4.1. Condiciones ambientales, conjunto de ropa y nivel de actividad de los ocupantes.

4.2. Preferencia térmica de los ocupantes

En esta sección, las preferencias térmicas de la temperatura interior, humedad relativa y velocidad del aire se determinaron, con el VST, PT, AT, SH, PH, SMA y la PMA. La zona de confort se delimitó en el intervalo de ± 1 , para todos los parámetros de preferencias térmicas (Zaki *et al.*, 2017).

4.2.1. Temperatura del aire interior

La **Figura 4.2** muestra la distribución de frecuencia de los votos sobre las escalas de VST, PT y AT. La **Figura 4.2a** muestra la distribución de frecuencia del VST. El 19.1% de los encuestados tuvo una sensación “*ligeramente fresco*” con T_a de $23.4 \pm 1.7^\circ\text{C}$, el 17.1% una sensación “*neutral*” con T_a de $24.2 \pm 1.8^\circ\text{C}$ y el 11.9% sintió “*ligeramente caliente*” con T_a de $25.5 \pm 1.3^\circ\text{C}$. El 44.0% votó por la sensación de frío con T_a por debajo de $23.1 \pm 1.6^\circ\text{C}$ y el

7.9% votó por una sensación de calor por encima de $26.0 \pm 1.9^\circ\text{C}$. Los resultados mostraron que la mayor incomodidad térmica se debe a la sensación de frío.

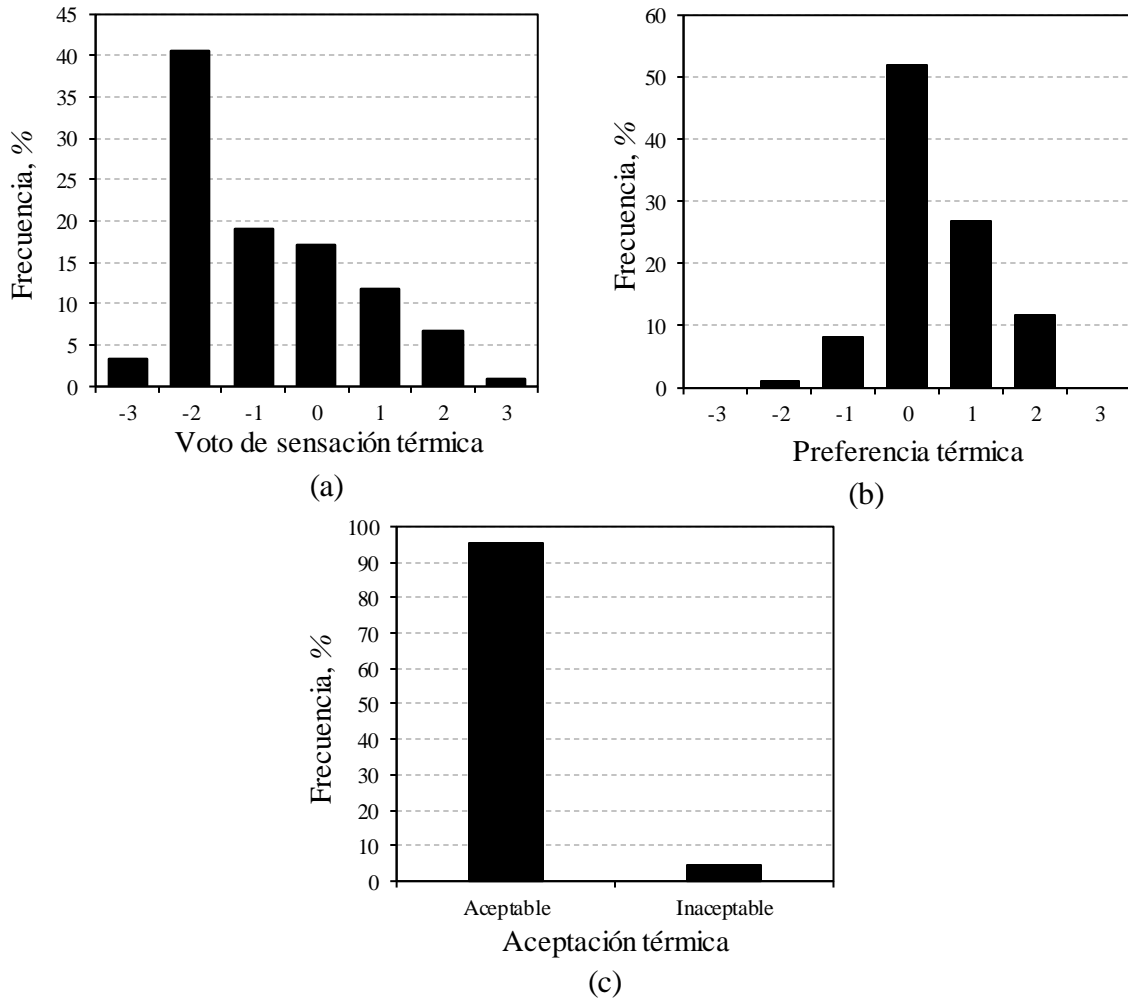


Figura 4.2. Distribución de frecuencias de (a) el voto de sensación térmica, (b) la preferencia térmica y (c) la aceptación térmica, en edificios con sistemas de aire acondicionado.

La **Figura 4.2b** muestra la distribución de las frecuencias de PT. El 8.2% de los encuestados prefiere temperaturas “*levemente más cálido*” a T_a menores de $22.3 \pm 2.3^\circ\text{C}$, el 51.9% prefiere “*sin cambios*” a T_a de $24.1 \pm 2.0^\circ\text{C}$ y el 27.0% prefiere “*levemente más fresco*” a T_a por encima de $25.0 \pm 1.4^\circ\text{C}$. En general, los encuestados tienden a preferir ambientes más fríos. La **Figura 4.2c** muestra la distribución de frecuencia del AT. El 95.6% de los encuestados consideró que las condiciones térmicas eran aceptables. El alto porcentaje de aceptabilidad podría ser atribuido a la capacidad que tienen los ocupantes de adaptarse a su entorno térmico. Con base a la comparación de la distribución de frecuencia entre el VST y la PT, se determinaron

las zonas de confort y la T_n en función de la T_a para ambos modos. En edificios climatizados, la zona de confort se estableció en 23.4 ± 1.7 - $25.0 \pm 1.4^\circ\text{C}$ y T_n de $24.1 \pm 2.0^\circ\text{C}$.

4.2.2. Humedad relativa

La **Figura 4.3** muestra la distribución de frecuencia de SH y PH. La **Figura 4.3a** muestra la distribución de frecuencia de la SH. El 17.7% de los encuestados sintió una sensación “*ligeramente seca*” a HR de $51.6 \pm 5.7\%$, el 30.0% sintió “*ni húmedo ni seco*” a HR de $54.2 \pm 5.3\%$ y el 35.8% se sintió “*levemente húmedo*” con HR de $59.6 \pm 6.1\%$. El 9.9% votó por una sensación seca a HR por debajo del $48.3 \pm 6.5\%$ y el 6.6% votó por una sensación húmeda por encima de $61.2 \pm 5.8\%$. En el período de estudio, se encontraron pequeñas variaciones de la HR , de $\pm 5.8\%$. En general, la HR del entorno resultó satisfactoria para todos los ocupantes.

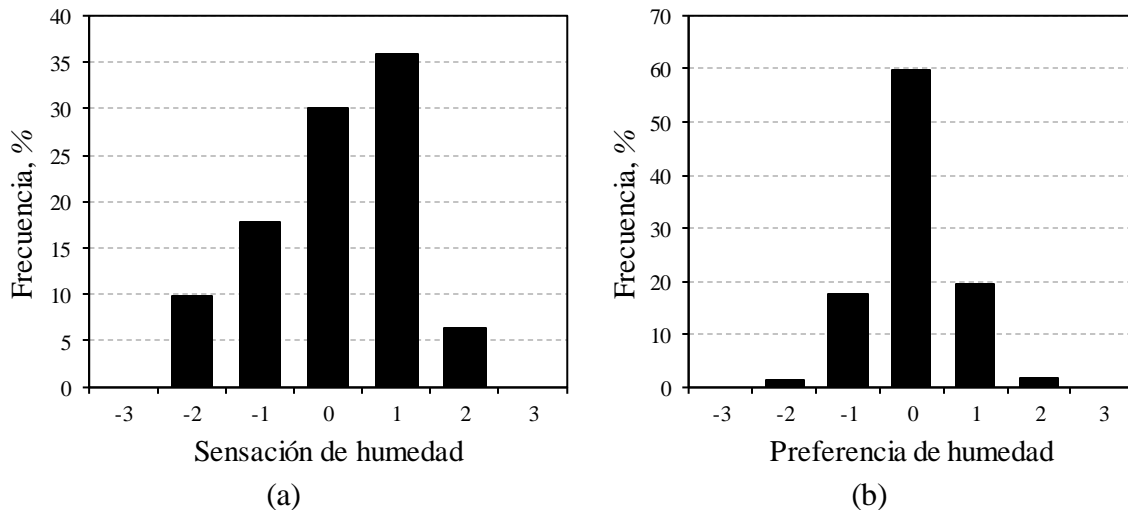


Figure 4.3. Distribución de frecuencias de (a) la sensación de humedad y (b) la preferencia de humedad, en edificios con sistemas de aire acondicionado.

La **Figura 4.3b** muestra la distribución de frecuencia del PH. El 19.5% de los encuestados prefiere “*levemente más húmedo*” a HR menor a $48.8 \pm 3.2\%$, el 59.7% prefiere “*sin cambio*” a HR de $52.1 \pm 5.2\%$ y el 17.7% prefiere “*ligeramente más seco*” a HR por encima de $56.3 \pm 7.6\%$. En el periodo de estudio, la mayoría de los ocupantes se sienten satisfechos con la HR interior. Con base a la comparación de la distribución de frecuencia entre la SH y la PH, se determinaron las zonas de confort y el HR neutro. La zona de confort de la HR se ajustó a 48.8 ± 3.2 - $59.6 \pm 6.1\%$ y la HR neutral a $52.1 \pm 5.2\%$.

4.2.3. Velocidad del aire

La **Figura 4.4** muestra la distribución de frecuencia de la SMA y la PMA. La **Figura 4.4a** muestra la distribución de frecuencia de la SMA. El 16.4% de la encuesta sintió una sensación “*ligeramente baja*” a V_a de 0.14 ± 0.04 m/s, el 41.0% sintió una sensación de “*ni alta ni baja*” a V_a de 0.15 ± 0.04 m/s y el 10.2% sintió una sensación “*ligeramente alta*” a V_a de 0.17 ± 0.06 m/s. El 28.0% votó por una baja sensación de movimiento de aire a una V_a por debajo de 0.12 ± 0.03 m/s y el 4.4% votó por una alta sensación de movimiento de aire por encima de 0.19 ± 0.03 m/s. En general, la velocidad del aire interior causó un alto porcentaje de personas insatisfechas, por lo que, para aumentar la satisfacción térmica, se deberían aplicar técnicas de movimiento de aire, como ventilación natural y/o ventiladores, entre otros.

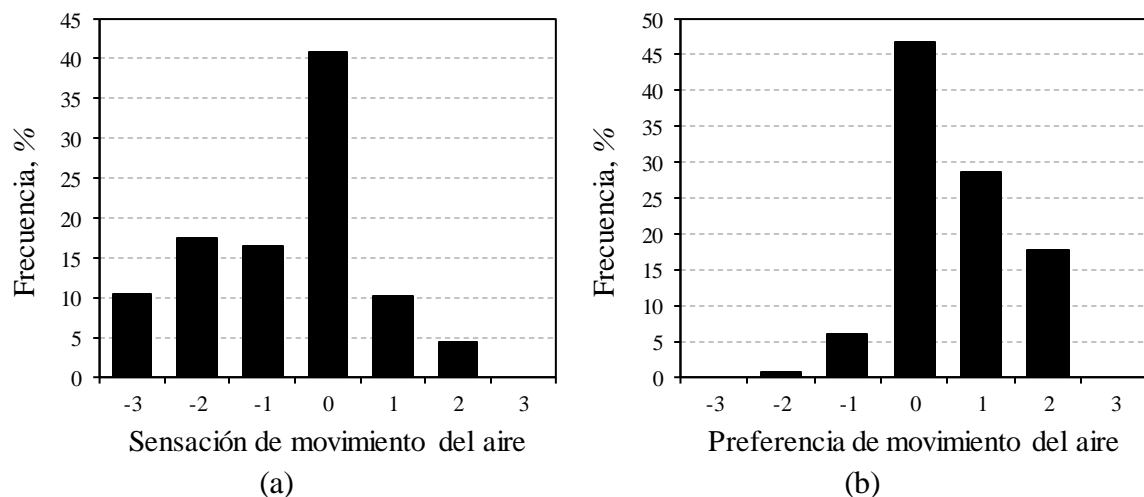


Figure 4.4. Distribución de frecuencias de (a) la sensación de movimiento del aire y (b) la preferencia de movimiento del aire, en edificios con sistemas de aire acondicionado.

La **Figura 4.4b** muestra la distribución de frecuencia de la PMA. El 28.7% de los encuestados prefiere “*un poco más de movimiento de aire*” a V_a menor de 0.14 ± 0.00 m/s, el 46.8% prefiere “*sin cambios*” a V_a de 0.14 ± 0.05 m/s y el 6.1% prefiere “*un poco menos de movimiento de aire*” a V_a por encima de 0.18 ± 0.05 m/s. En general, la mayoría de los ocupantes se sienten satisfechos con la V_a interior, lo que podría deberse a la adaptación del sujeto con su entorno. Con los resultados anteriores, se elige la zona de confort y la V_a neutra. La zona de confort de V_a se estableció en 0.14 ± 0.00 - 0.17 ± 0.06 m/s y la V_a neutra en 0.14 ± 0.05 m/s.

4.3. Modelos para determinar la temperatura de confort

En esta sección, se muestran las T_{comf} determinadas con los datos recolectados en el estudio de campo, los resultados del análisis de sensibilidad y los modelos para determinar la T_{comf} .

4.3.1. Temperatura de confort

En la **Tabla 4.2** se muestra el comparativo de las correlaciones con el método de Pearson y la regresión lineal con el método de mínimos cuadrados, entre $T_a:T_g$, y $T_a:T_{op}$ (Tamhane, 2009). El coeficiente de relación de Pearson resultó ligeramente mayor entre $T_a:T_{op}$, por lo que se seleccionó la T_{op} como la variable independiente el modelo lineal de la T_{comf} , además de ser la que se utiliza normalmente en los estándares internacionales (Mustapa *et al.*, 2016; Zaki *et al.*, 2017).

Tabla 4.2. Correlación y regresión lineal de T_a con T_{op} y T_g .

Modo	N	$T_a:T_{op}$				$T_a:T_g$			
		Ecuación	R^2	p	r	Ecuación	R^2	p	r
AC	293	$T_{op} = 0.86T_a + 3.61$	0.87	<0.001	0.94	$T_g = 0.80T_a + 5.28$	0.85	<0.001	0.93

AC: Air acondicionado, N: Numero de muestras, T_a : Temperatura del aire interior (°C), T_g : Temperatura de globo (°C), T_{op} : Temperatura operativa (°C), R^2 : Coeficiente de determinación, p : Nivel de significancia, r : Coeficiente de correlación.

En la **Figura 4.5** se muestra el diagrama de dispersión y las líneas de regresión entre $T_a:T_g$, y $T_a:T_{op}$, en ambos modos de climatización. Se puede observar que la correlación es ligeramente mayor entre la $T_a:T_{op}$ en referencia a la $T_a:T_g$, con una diferencia de una centésima.

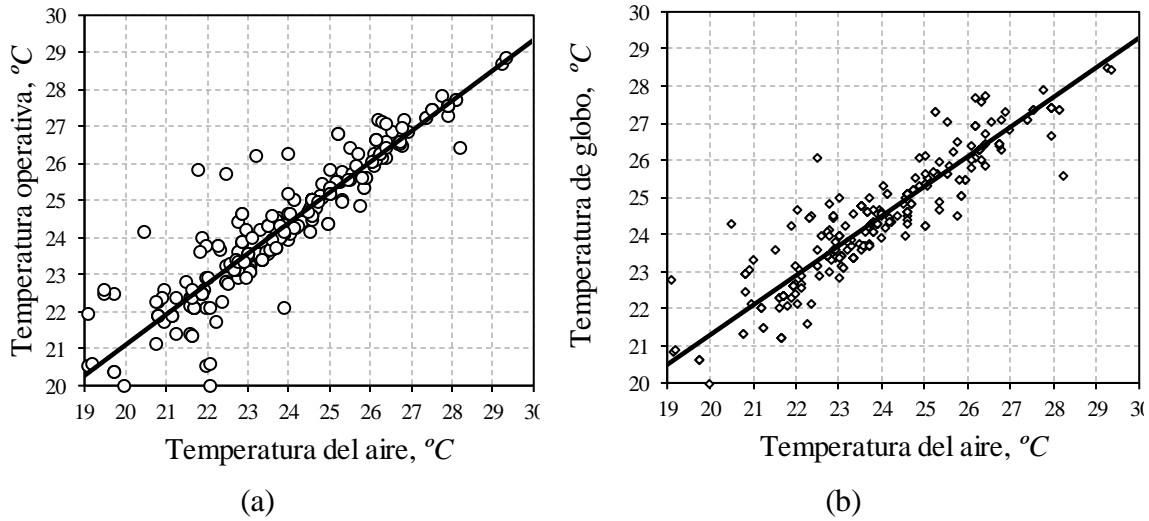


Figura 4.5. Regresión entre (a) la temperatura del aire y la temperatura operativa y (b) la temperatura del aire y la temperatura del globo.

Con base en el trabajo de Humphreys *et al.*, 2013 y Mustapa *et al.*, 2016, los coeficientes de regresión α fueron de 0.25, 0.33 y 0.50 y se utilizaron en la Ecuación 3.4. En la **Tabla 4.3** se muestra un comparativo de los valores promedios de las temperaturas de confort T_{conf} calculadas en función de la temperatura operativa T_{op} y el VST. La desviación estándar se minimiza cuando α es de 0.50 para ambos casos, por lo que este parámetro se considera para la selección de la T_{conf} . Lo anterior es concordante con Singh *et al.*, 2018 y Takasu *et al.*, 2017, que recomiendan utilizar $\alpha=0.50$ como coeficiente de regresión. Con las T_{conf} calculadas con el método de Griffiths', se establecen las temperaturas neutras T_n y la zona de confort. La T_{conf} promedio fue de $25.9\pm 2.4^\circ\text{C}$, con zona de confort en el intervalo de 23.5 ± 1.2 - $26.0\pm 1.4^\circ\text{C}$ y T_n de $24.7\pm 1.6^\circ\text{C}$. En general, el método de Griffiths' proporciona las zonas de confort y las T_n con mayor concordancia con el VST, para ambos modos.

Tabla 4.3. T_{conf} basado en el método de Griffiths' para edificios climatizados.

Modo	Caso	N	T_{conf} (DE)		
			$\alpha = 0.25$	$\alpha = 0.33$	$\alpha = 0.50$
AC	VST (0)	50	24.7 (1.6)	24.7 (1.6)	24.7 (1.6)
	VST (± 1)	141	27.4 (4.7)	26.7 (3.5)	25.8 (2.3)
	VST (± 3)	293	27.5 (4.9)	26.7 (3.6)	25.9 (2.4)

AC: Aire acondicionado, VST: voto de sensación térmica, N: Número de muestras, α : Nivel de significancia, T_{conf} : Temperatura de confort de Griffiths' ($^\circ\text{C}$), DE: Desviación estándar.

En la **Tabla 4.4** se muestra el comparativo de las temperaturas de confort respecto a las reportadas por Indraganti *et al.* (2013), en la que también utilizan el método de Griffiths'

con $\alpha=0.50$, en climas Aw, similar al utilizado en el presente trabajo. La T_{comf} encontrada difiere 0.2°C para la ciudad de Hyderabad y 1.1°C para la ciudad de Chennai en la India. Las diferencias entre las T_{comf} para ciudades con el mismo tipo de clima, puede ser atribuido a las adaptaciones del individuo con su medio ambiente.

Tabla 4.4. Comparativo de la T_{comf} en relación a Indraganti *et al.* (2013).

Referencia	País	Temperatura de confort, T_{comf} , $^{\circ}\text{C}$		
		N	Promedio	DE
Indraganti <i>et al.</i> , 2013	India, Chennai	1222	27.0	3.2
Indraganti <i>et al.</i> , 2013	India, Hyderabad	831	26.1	2.7
Presente trabajo	México, Tuxtla Gutiérrez	293	25.9	2.4

N: Número de muestras, T_{comf} : Temperatura de confort de Griffiths' ($^{\circ}\text{C}$), DE: desviación estándar.

4.3.2. Análisis de sensibilidad

En la **Tabla 4.5** se muestran las 17 configuraciones que tuvieron los mejores mayores efectos en la T_{comf} , de acuerdo al análisis de sensibilidad. En promedio, los modelos tuvieron una R^2 de 0.14 ± 0.03 y un MAE promedio de $2.4\pm 0.03^{\circ}\text{C}$. Las configuraciones 5 y 17 mostraron los mejores desempeños, con R^2 de 0.17 y 0.18, respectivamente, con MAE de 2.4°C para las dos configuraciones. En la configuración 5, las variables predictoras de la T_{comf} corresponden a la V_a , T_{rm} y el nivel de actividad. En la configuración 17, las variables predictoras de la T_{comf} corresponden a las nueve variables evaluadas. Con el análisis de sensibilidad, se logró identificar las variables que tienen mayor efecto para la determinación de la T_{comf} . Con lo anterior, debido al número de funciones de pertenencias en las que se puede dividir cada variable difusa y a las reglas que las relacionan, las variables predictoras del modelo basado en LD y el modelo basado en LD-RNA, corresponden a la configuración 5. Las variables predictoras del modelo basado en RNA, considerando su alta capacidad de manejar información no lineal, corresponden a la configuración 17. Sin embargo, en el modelo lineal, con base al enfoque adaptativo de confort térmico, la variable predictora de la T_{comf} es la T_{rm} , correspondiente a la configuración 2 (Nicol y Humphreys, 2002; McCartney y Fergus, 2002; Indraganti, 2010; Deb y Ramachandraiah, 2010; Kwong *et al.*, 2014; Attia y Carlucci, 2015; Singh *et al.*, 2018).

Tabla 4.5. Efecto de las variables de entrada en la T_{conf} .

Iteración	Numero de variables	Variables predictoras de la T_{conf}									Desempeño	
		Genero	Edad	Peso	Estatura	Ropa	Actividad	Trm	V _a	HR	R ²	MAE, °C
1	1								X		0.07	2.5
2	1							X			0.06	2.5
3	2							X	X		0.12	2.5
4	2		X						X		0.11	2.5
5	3						X	X	X		0.17	2.4
6	3		X					X	X		0.13	2.5
7	4	X			X			X	X		0.15	2.4
8	4	X		X				X	X		0.14	2.4
9	5	X			X			X	X	X	0.15	2.4
10	5	X	X		X			X	X		0.15	2.4
11	6	X	X		X			X	X	X	0.15	2.4
12	6	X	X	X	X			X	X		0.15	2.4
13	7	X	X	X	X			X	X	X	0.16	2.4
14	7	X	X		X	X		X	X	X	0.16	2.4
15	8	X	X	X	X	X		X	X	X	0.16	2.4
16	8	X	X	X	X		X	X	X	X	0.16	2.4
17	9	X	X	X	X	X	X	X	X	X	0.18	2.4

4.3.3. Modelo lineal

En la **Figura 4.6** se muestra la relación entre la T_{conf} y la T_{rm} , en edificios climatizados. La Ecuación 4.1 representa la regresión lineal de la T_{conf} y la T_{rm} , denominada modelo lineal.

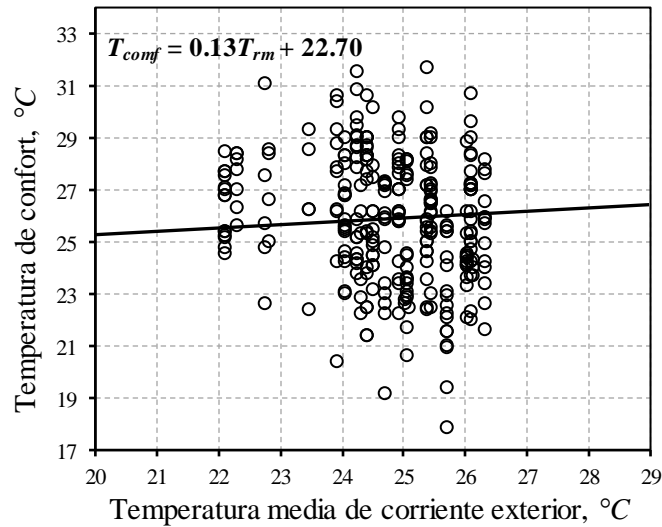


Figura 4.6. Modelo de confort térmico adaptativo para edificios climatizados, para una universidad en Tuxtla Gutiérrez-México.

Modelo lineal:

$$T_{comf} = 0.13T_{rm} + 22.70 \quad (N = 293, R^2 = 0.043, MAE = 1.9^\circ C, p < 0.001) \quad (4.1)$$

donde R^2 es el coeficiente de determinación; N es el número de participantes; y p es el nivel de significancia del coeficiente de regresión. El R^2 fue de 0.043, con MAE de $1.9^\circ C$, sin embargo, el p (<0.001) indica que la relación entre el predictor y la respuesta es estadísticamente significativa. En edificios con condiciones similares Indraganti *et al.* (2013) y Mustapa *et al.* (2016) reportaron valores de R^2 en el intervalo de 0.01-0.17. En general, el R^2 del modelo lineal se encuentra en el intervalo de los modelos adaptativos actuales, de 0.012-0.87 (Rajasekar y Ramachandraiah, 2010; Indraganti *et al.*, 2013; Indraganti *et al.*, 2014; Rijal *et al.*, 2015; Manu *et al.*, 2016; Damiati *et al.*, 2016; Indraganti y Boussaa, 2017; Yu *et al.*, 2017; Takasu *et al.*, 2017; Kleber y Wagner, 2017; Yang *et al.*, 2017; Koelblen *et al.*, 2018; Singh *et al.*, 2018; Thapa *et al.*, 2018; Kim y de Dear, 2018; Tartarini *et al.*, 2018; Wu *et al.*, 2019; López-Pérez *et al.*, 2019). El modelo lineal determina T_{comf} dentro de la zona de confort, con temperatura promedio de $25.9 \pm 0.20^\circ C$, en el intervalo de 25.4 - $26.3^\circ C$.

4.3.4. Modelo basado en lógica difusa

En la **Figura 4.7** se muestra de manera esquemática la estructura del modelo basado en LD inicial, de acuerdo al FIS editor de MATLAB. Las variables de entrada seleccionadas, de acuerdo al análisis de sensibilidad, son el *nivel de actividad*, T_{rm} y V_a . Las variables lingüísticas utilizadas son el *Nivel de actividad*, Trm y Va , que corresponden a las variables de *nivel de actividad*, T_{rm} y V_a , respectivamente. La variable lingüística de salida fue la T_{comf} . Las variables lingüísticas de entrada se dividieron en tres conjuntos difusos: *ligero*, *medio* y *alto*. La variable lingüística de salida se dividió en los conjuntos difusos *bajo*, *medio* y *alto*. En el modelo basado en LD inicial, en la entrada y la salida, se utilizaron funciones de membresía tipo trapezoidal.

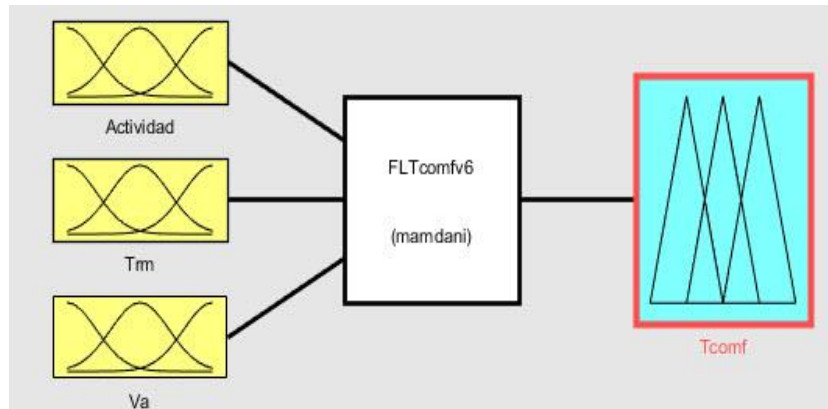


Figure 4.7. Estructura del modelo basado en lógica difusa.

En la **Tabla 4.6** se muestran las reglas que relacionan las variables lingüísticas de entrada con las variables lingüísticas de salida. Al tener definidas las variables lingüísticas y los conjuntos, se escribieron las reglas del sistema, estas reglas son la parte fundamental del control difuso y contienen toda la información necesaria para predecir la T_{comf} . Las reglas relacionan las premisas de las variables de entrada con las premisas de la variable de salida, por ejemplo: Si el *Nivel de actividad* es **ligero** y la *Temperatura de corriente exterior* es **ligero** y la *Velocidad del aire* es **alta**, entonces la T_{comf} debe ser **baja**. En este trabajo se propusieron modelos difusos con 27 reglas.

Tabla 4.6. Base de reglas difusas.

Condición	Nivel de actividad			Temperatura de corriente exterior		Velocidad del aire	T_{conf}
	Sí	es	y	es	y	es	entonces
1		Ligero		Ligero		Ligero	Bajo
2		Ligero		Ligero		Medio	Medio
3		Ligero		Ligero		Alto	Alto
4		Medio		Ligero		Ligero	Medio
5		Medio		Ligero		Medio	Medio
6		Medio		Ligero		Alto	Alto
7		Alto		Ligero		Ligero	Bajo
8		Alto		Ligero		Medio	Medio
9		Alto		Ligero		Alto	Alto
10		Ligero		Medio		Ligero	Medio
11		Ligero		Medio		Medio	Medio
12		Ligero		Medio		Alto	Alto
13		Ligero		Alto		Ligero	Bajo
14		Ligero		Alto		Medio	Medio
15		Ligero		Alto		Alto	Medio
16		Medio		Medio		Ligero	Bajo
17		Medio		Medio		Medio	Medio
18		Medio		Medio		Alto	Medio
19		Medio		Alto		Ligero	Bajo
20		Medio		Alto		Medio	Medio
21		Medio		Alto		Alto	Medio
22		Alto		Medio		Ligero	Bajo
23		Alto		Medio		Medio	Bajo
24		Alto		Medio		Alto	Medio
25		Alto		Alto		Ligero	Bajo
26		Alto		Alto		Medio	Bajo
27		Alto		Alto		Alto	Medio

En el proceso de optimización se realizaron 58 iteraciones del modelo LD inicial. En la **Tabla 4.7** se muestran las 9 configuraciones que tuvieron los mejores desempeños en el proceso de optimización. En general, los modelos tuvieron una R^2 promedio 0.25 ± 0.06 y un MAE promedio de $2.24 \pm 0.05^\circ\text{C}$. Los modelos presentaron variaciones en su precisión, de hasta 2.4 veces, con el mismo tipo de funciones de pertenencia, de acuerdo al R^2 . Las configuraciones 8 y 9, con funciones de membresía tipo triangular y gaussiana, fueron las que mostraron un mejor desempeño, con diferencias del R^2 de 0.02 y MAE de 0.06°C .

Tabla 4.7. Modelos basados en lógica difusa con los mejores desempeños.

Configuración	Nombre	Tipo	R^2	MAE
1	FLTcomfv2.0	Triangular	0.13	2.33
2	FLTcomfv3.2	Trapezoidal	0.2	2.28
3	FLTcomfv3.0	Trapezoidal	0.21	2.28
4	FLTcomfv3.1	Trapezoidal	0.22	2.27
5	FLTcomfv5.0	Triangular-gaussiana	0.27	2.25
6	FLTcomfv2.2	Triangular	0.3	2.23
7	FLTcomfv4.0	Triangular-trapezoidal	0.31	2.21
8	FLTcomfv2.1	Triangular	0.32	2.2
9	FLTcomfv6.0	Gaussiana	0.34	2.14

En la **Figura 4.8** se muestra un comparativo del desempeño de las configuraciones, en función del R^2 y el MAE. La configuración 9, con funciones gaussianas, es la que presentó mejor desempeño, con R^2 de 0.34 y MAE de 2.14°C.

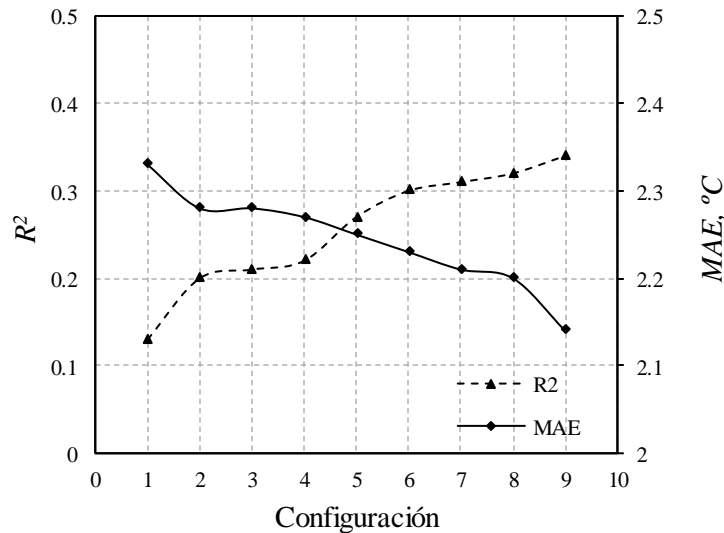


Figure 4.8. Desempeño de los modelos basados en lógica difusa.

En la **Figura 4.9** se muestran las variables lingüísticas y las funciones de membresía que componen al modelo basado en LD optimizado, que corresponde a la configuración 9. La variable lingüística *Nivel de actividad* tiene un universo de discurso en el intervalo de 0.7-2.2 *met*, la *Temperatura de corriente exterior* de 22-27.0°C, la *Velocidad del aire* de 0.05-0.17 m/s y la T_{comf} de 20.0-30.0°C. En el **Anexo B** se muestran los intervalos de las funciones de pertenencia del modelo basado en LD optimizado.

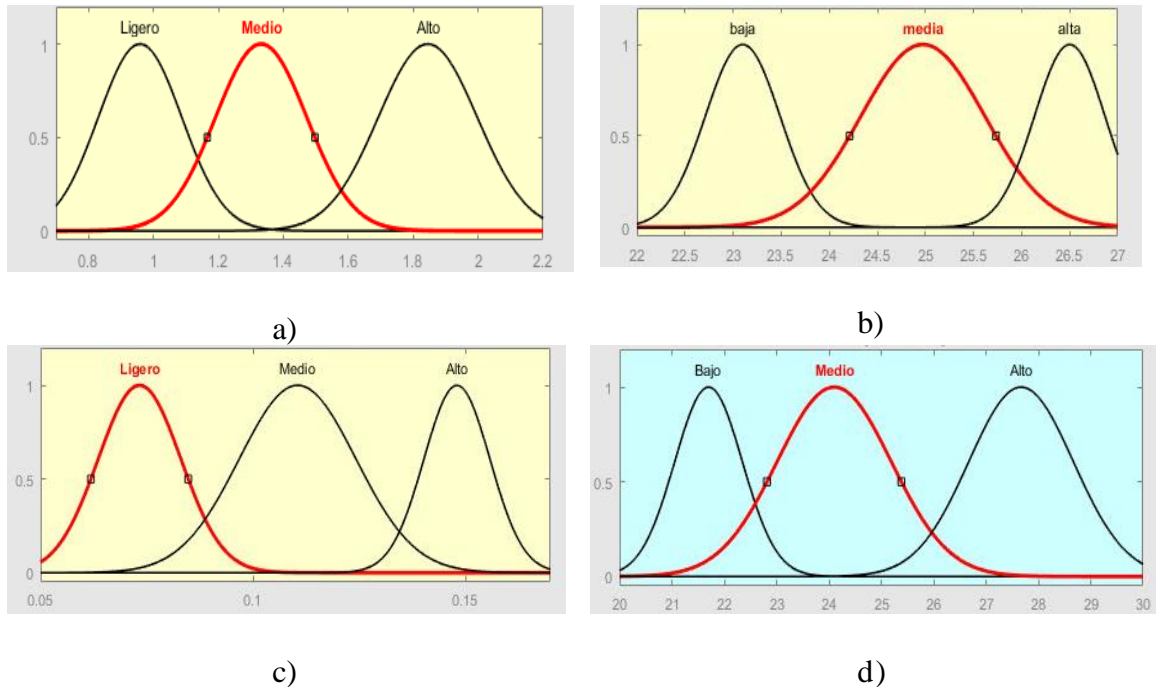


Figure 4.9. Variable lingüística a) Actividad, b) Temperatura de corriente exterior, c) Velocidad del aire y d) Temperatura de confort.

En la **Figura 4.10** se muestra el comparativo entre las T_{comf} objetivos y las T_{comf} determinadas con el modelo basado en LD optimizado. La T_{comf} determinada con el modelo LD optimizado se mantuvo dentro de la zona de confort, en el intervalo de $21.8-27.5^{\circ}C$ y con promedio de $25.1 \pm 1.1^{\circ}C$. La diferencia entre la T_{comf} objetivos y la T_{comf} determinada fue en promedio de $0.8^{\circ}C$. En general, el modelo LD optimizado permite determinar la T_{comf} con una R^2 de 0.34 y una MAE de $2.14^{\circ}C$. Con los resultados anteriores, se observa, que el modelo LD optimizado compuesto de tres variables de entrada y una variable de salida, con funciones de membresía tipo gaussiana, y relacionadas por 27 reglas, es una herramienta adecuada para la predicción de la T_{comf} en climas cálidos.

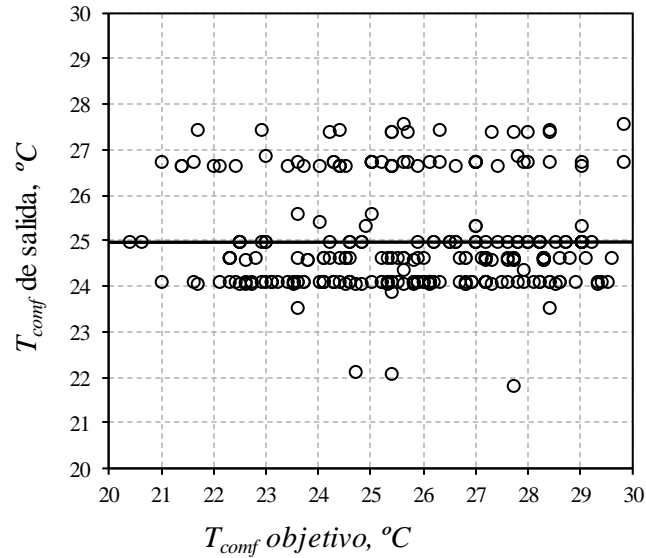


Figura 4.10. Comparativo entre las temperaturas de confort determinadas en campo y las determinadas con el modelo basado en lógica difusa propuesto.

4.3.5. Modelo basado en redes neuronales artificiales

El proceso de optimización se inicializó con un modelo basado en RNA, compuesta por una capa oculta con nueve neuronas y con funciones de transferencia tipo logarítmica sigmoideal. La capa de salida se conforma de una neurona con función de transferencia tipo puramente lineal. En la optimización, se observó que los modelos con más de una capa oculta, con más de 20 neuronas y con funciones de transferencia tipo logarítmica tangencial, mostraron resultados similares que los modelos compuestos con una capa oculta y con hasta 20 neuronas. Con las consideraciones anteriores, se construyeron 12 modelos basados en RNA. En la **Figura 4.11** se muestra un comparativo de los 12 modelos basados en RNA propuestos, que tuvieron los mejores desempeños durante el proceso de optimización, en términos del R^2 y el MAE. En promedio, el R^2 fue de 0.98 ± 0.002 y el MAE de $0.21 \pm 0.04^\circ\text{C}$. El modelo con nueve neuronas en la capa oculta resultó con el R^2 menor, de 0.98; sin embargo, el MAE se mantuvo en la media, con valor de 0.21°C . El modelo con 10 neuronas en la capa oculta resultó con una R^2 por arriba de la media y con el MAE más bajo, de 0.99 y 0.17°C , respectivamente.

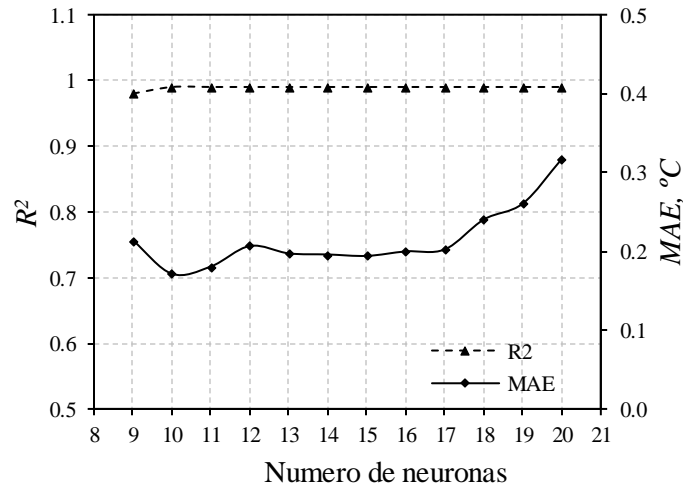


Figura 4.11. Desempeño de los modelos basados en redes neuronales artificiales.

En la **Figura 4.12** se muestra la arquitectura del modelo basado en RNA optimizado, con R^2 y MAE de 0.991 y 0.171. El modelo seleccionado está formado por nueve neuronas en la capa de entrada, 10 neuronas en la capa oculta y una neurona en la capa de salida. Así también, las funciones de transferencia de la capa oculta es tipo logarítmica sigmoideal y la de salida es puramente lineal. En el **Anexo C** se muestran los pesos del modelo basado en RNA optimizado. El modelo basado en RNA optimizado requiere bajo costo computacional.

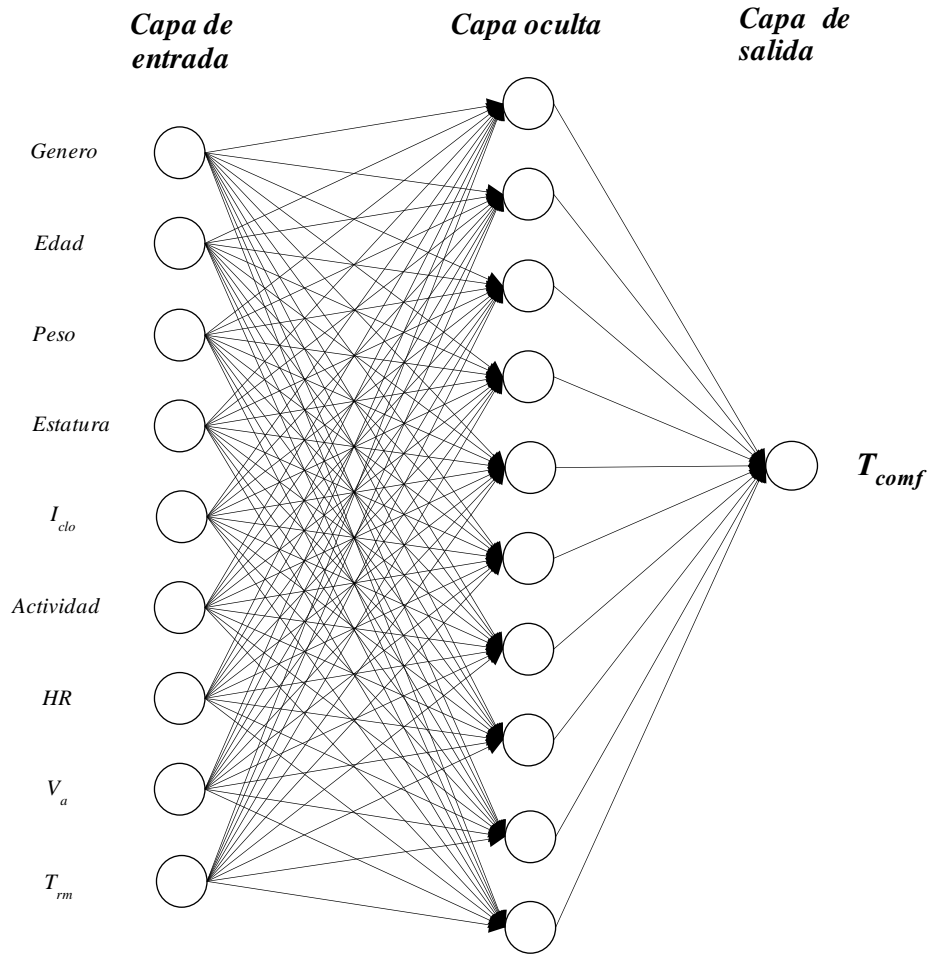


Figura 4.12. Arquitectura del modelo basado en redes neuronales artificiales optimizado.

En la **Figura 4.13** se muestra el comparativo entre las T_{comf} objetivos y las T_{comf} determinadas con el modelo basado en RNA optimizados. La T_{comf} determinada con el modelo basado en RNA optimizado fue en el intervalo de $19.0-31.8^{\circ}\text{C}$, y con un promedio de $26.1\pm 2.3^{\circ}\text{C}$. La diferencia promedio entre la T_{comf} objetivos y la T_{comf} determinada fue de 0.2°C . Así también, la diferencia de la temperaturas mínima y máxima entre la T_{comf} objetivos y la T_{comf} determinada fue de 0.3 y 0.2°C , respectivamente. En climas cálidos, los modelos basados en RNA presentan una alta capacidad para predecir las T_{comf} .

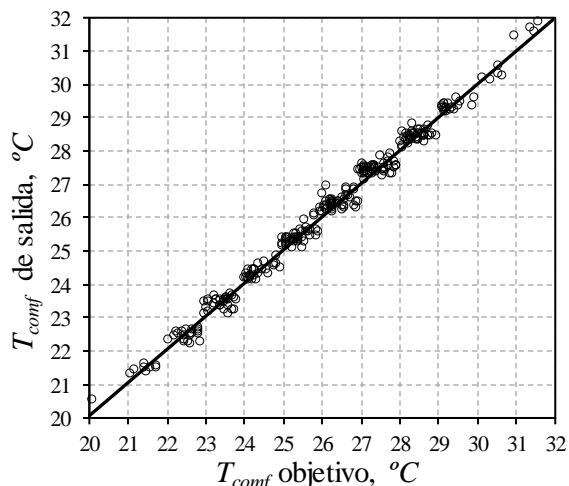


Figura 4.13. Comparación entre las T_{comf} determinadas en el estudio de campo y las determinadas con el modelo basado en redes neuronales artificiales optimizado.

4.3.6. Modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales

En la Figura 4.14 se muestra la estructura del modelo basado LD-RNA inicial. De la misma manera que en el modelo basado en LD, las variables de entrada seleccionadas son el nivel de actividad, la T_{rm} y la V_a . Las variables lingüísticas utilizadas fueron Nivel de actividad, T_{rm} y V_a , que corresponden a las variables nivel de actividad, T_{rm} y V_a , respectivamente. Así mismo, las variables lingüísticas de entrada se dividieron en tres conjuntos difusos: bajo, medio y alto, relacionadas con 27 reglas lógicas con las funciones de membresía de salida. La variable lingüística de salida T_{comf} corresponde a una función lineal tipo Sugeno (Gao *et al.*, 2019).

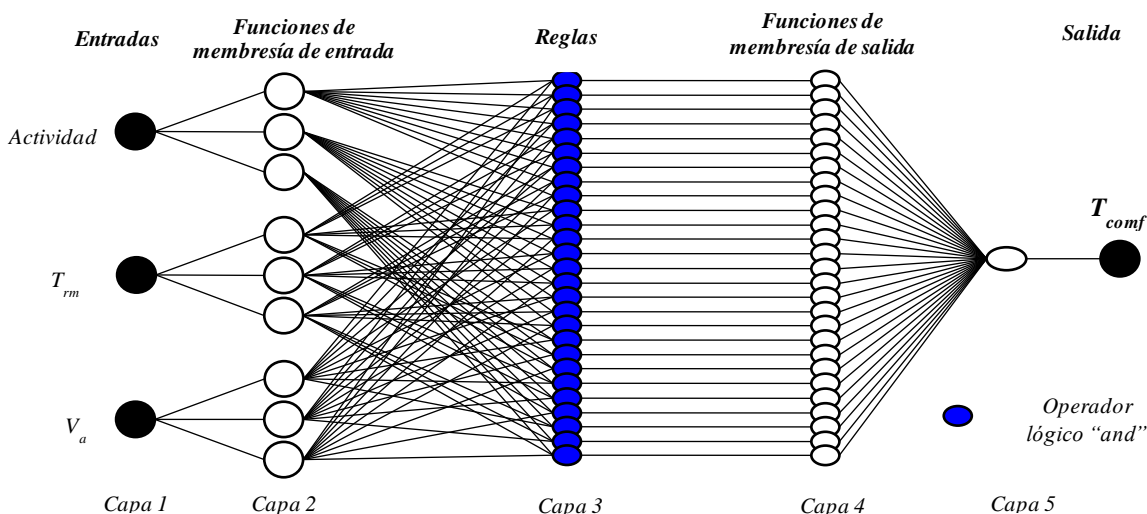


Figure 4.14. Estructura del modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales inicial.

En la **Tabla 4.8** se muestran las 27 reglas que relacionan las funciones de membresía de entrada con las funciones de membresía de salida.

Tabla 4.8. Base de reglas para el desarrollo del modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales.

Condición	Nivel de actividad			Temperatura de corriente exterior		Velocidad del aire	T_{conf}
	Sí	es	y	es	y	es	entonces
1		Bajo		Ligero		Ligero	Función 1
2		Bajo		Ligero		Medio	Función 2
3		Bajo		Ligero		Alto	Función 3
4		Medio		Ligero		Ligero	Función 4
5		Medio		Ligero		Medio	Función 5
6		Medio		Ligero		Alto	Función 6
7		Alto		Ligero		Ligero	Función 7
8		Alto		Ligero		Medio	Función 8
9		Alto		Ligero		Alto	Función 9
10		Bajo		Medio		Ligero	Función 10
11		Bajo		Medio		Medio	Función 11
12		Bajo		Medio		Alto	Función 12
13		Bajo		Alto		Ligero	Función 13
14		Bajo		Alto		Medio	Función 14
15		Bajo		Alto		Alto	Función 15
16		Medio		Medio		Ligero	Función 16
17		Medio		Medio		Medio	Función 17
18		Medio		Medio		Alto	Función 18
19		Medio		Alto		Ligero	Función 19
20		Medio		Alto		Medio	Función 20
21		Medio		Alto		Alto	Función 21
22		Alto		Medio		Ligero	Función 22
23		Alto		Medio		Medio	Función 23
24		Alto		Medio		Alto	Función 24
25		Alto		Alto		Ligero	Función 25
26		Alto		Alto		Medio	Función 26
27		Alto		Alto		Alto	Función 27

En la **Tabla 4.9** se muestran las configuraciones que tuvieron los mejores desempeños en el proceso de optimización. En promedio, los modelos tuvieron un R^2 de 0.55 ± 0.02 y una MAE de $1.54 \pm 0.04^\circ\text{C}$. En general, de acuerdo al R^2 , los modelos presentaron variaciones poco significativas, menores al 5%.

Tabla 4.9. Desempeño de los modelos basados en lógica difusa-redes neuronales artificiales obtenidos durante el proceso de optimización.

Configuración	Nombre	Tipo	Funciones de transferencia	R^2	MAE
1	LD-RNAcomf1	Triangular	Logarítmica sigmoidal	0.49	1.64
2	LD-RNAcomf2	Trapezoidal	Logarítmica sigmoidal	0.55	1.54
3	LD-RNAcomf3	Campana	Logarítmica sigmoidal	0.56	1.53
4	LD-RNAcomf4	Gaussiana	Logarítmica sigmoidal	0.57	1.51
5	LD-RNAcomf5	Gaussiana modificada	Logarítmica sigmoidal	0.54	1.54
6	LD-RNAcomf6	Forma de Pi	Logarítmica sigmoidal	0.56	1.52
7	LD-RNAcomf7	Diferencia de dos funciones sigmoidales	Logarítmica sigmoidal	0.56	1.53
8	LD-RNAcomf8	Producto de dos funciones sigmoidales	Logarítmica sigmoidal	0.56	1.53

En la **Figura 4.15** se muestra un comparativo del desempeño de las configuraciones, que tuvieron los mejores desempeños durante el proceso de optimización, en términos del R^2 y el MAE. La configuración 4, con funciones de membresía tipo gaussiana y funciones de transferencia logarítmica sigmoidal, presentó el mejor desempeño, con R^2 de 0.57 y MAE de 1.52°C.

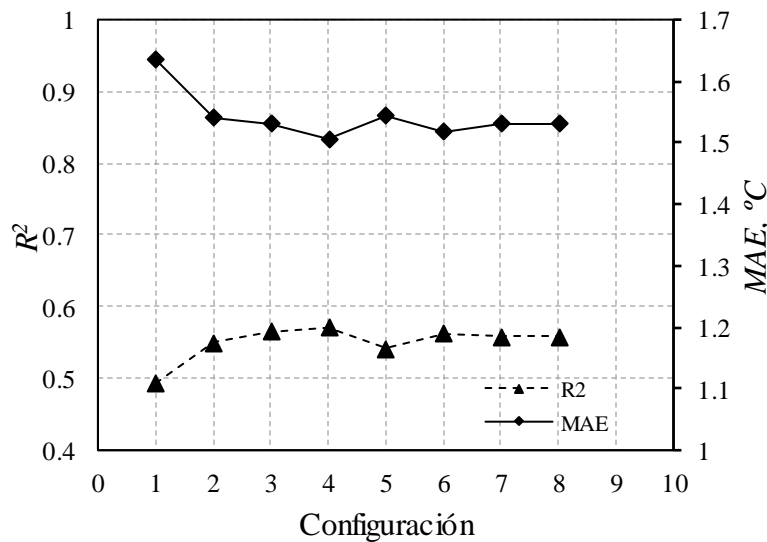


Figure 4.15. Desempeño de los modelos basados en lógica difusa-redes neuronales artificiales.

En la **Figura 4.16** se muestran las variables lingüísticas y las funciones de membresía que componen al modelo basado en LD-RNA optimizado, que corresponde a la configuración 4.

La variable lingüística *Nivel de actividad* tiene un universo de discurso en el intervalo de 0.7-2.2 *met*, la *Temperatura de corriente exterior* de 22-27.0°C, la *Velocidad del aire* de 0.05-0.17 m/s y la T_{comf} de 20.0-30.0°C. En el **Anexo D** se muestran los intervalos de las funciones de pertenencia del modelo basado en LD-RNA optimizado.

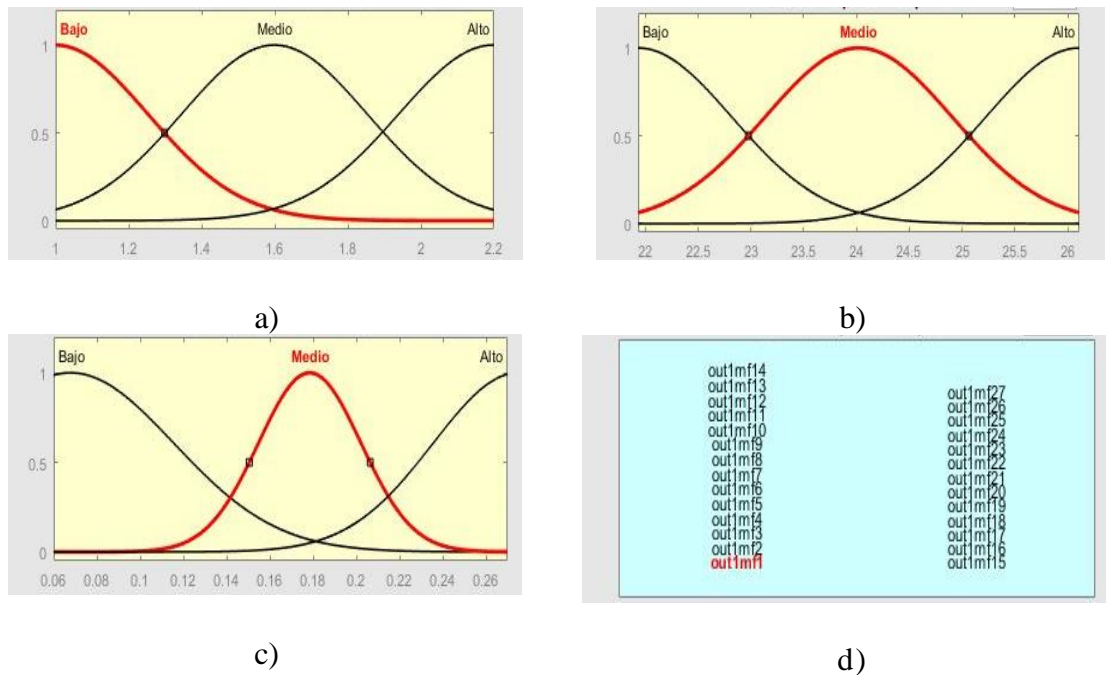


Figure 4.16. Variable lingüística a) *Nivel de actividad*, b) *Temperatura de corriente exterior*, c) *Velocidad del aire* y d) *Temperatura de confort*.

En la **Figura 4.17** se muestra el comparativo entre las T_{comf} objetivos y las T_{comf} determinadas con el modelo basado en LD-RNA optimizado. La T_{comf} determinada con el modelo basado en LD-RNA optimizado se mantuvo en el intervalo de 19.7-30.4°C y con promedio de 25.9±1.3°C. La diferencia entre la T_{comf} objetivos y la T_{comf} determinada fue de 0.1°C. En general, el modelo permite determinar la T_{comf} con una MAE de 1.5°C y una R^2 de 0.57. Con los resultados anteriores, se puede observar que el modelo basado en LD-RNA es una herramienta adecuada para la predicción de la T_{comf} en climas cálidos.

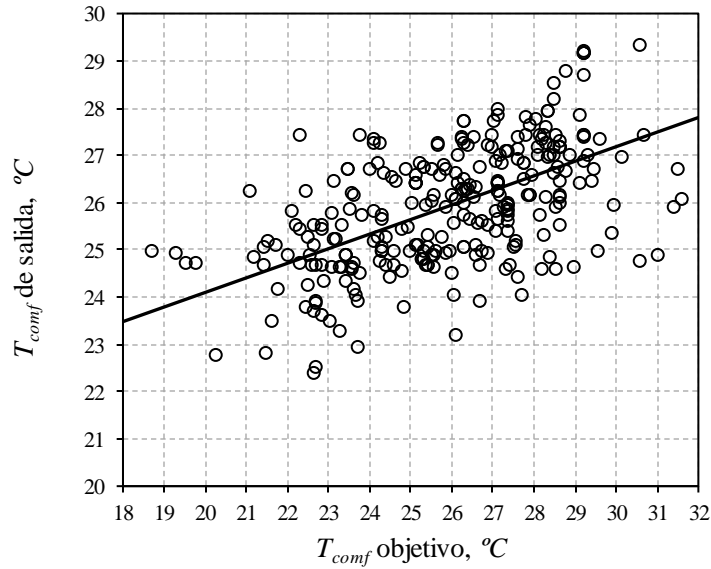


Figura 4.17. Comparativo entre las temperaturas de confort determinadas en campo y las determinadas con el modelo basado en lógica difusa-redes neuronales artificiales.

4.3.7. Comparativo de los modelos

En la **Tabla 4.10** se muestra un comparativo del desempeño de los modelos de confort propuestos. El modelo basado en RNA fue el que presentó el desempeño más alto, con un R^2 de 0.991 y un MAE de 0.171°C . El modelo lineal presentó el menor desempeño, con un R^2 de 0.043. Los modelos basados en LD y LD-RNA mantuvieron un desempeño medio, con una diferencia en la R^2 de 0.23 y en la MAE de 0.64°C . Con los modelos adaptativos basados en inteligencia artificial se puede determinar la T_{comf} con precisiones de hasta 23 veces superiores que los modelos tradicionales.

Tabla 4.10. Comparativo de la precisión de los modelos de confort.

	Modelo	Media	DE	Mín.	Máx.	R^2	MAE
$T_{comf}, ^\circ\text{C}$	Estudio decampo	25.9	2.4	17.9	31.7		
	Modelo lineal	25.9	0.2	25.4	26.3	0.043	1.9
	Modelo LD	25.0	1.1	21.8	27.5	0.34	2.14
	Modelo RNA	26.1	2.3	19.0	31.8	0.991	0.171
	Modelo LD-RNA	25.9	1.3	19.7	30.3	0.57	1.5

4.4. Simulación térmica de edificaciones

En esta sección, por simulación, se determinan los grados-día de enfriamiento anuales, cargas térmicas y porcentaje de personas satisfechas en una edificación climatizada térmicamente.

4.4.1. Simulación térmica del edificio 900FF de BESTEST

En la **Figura 4.18** se muestran las frecuencias de la temperatura en el interior del edificio de referencia del presente trabajo, las reportadas por BESTEST y las reportadas por Noël (2004). Se pudo observar que el perfil de las frecuencias de temperaturas tiene similitudes con los reportados. La temperatura interior se mantuvo entre 11.0-38.0°C, con 8253 h por el reportado por (Noël, 2004), 8164 h en el presente trabajo y 7336 h para las reportadas por BESTEST.

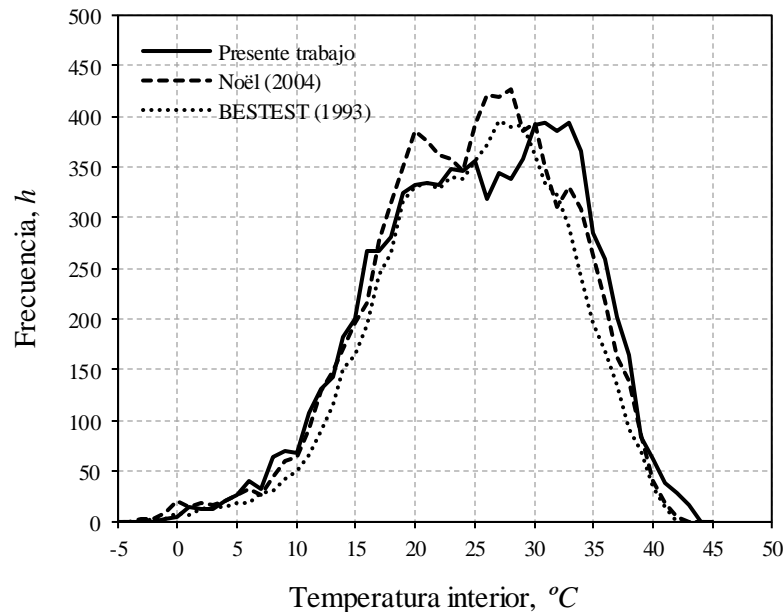


Figura 4.18. Frecuencia de las temperaturas anuales, reportadas en el presente trabajo, BESTEST y por Noël (2004), para el Caso 900FF de BESTEST.

En la **Tabla 4.11** se muestra el comparativo de las temperaturas reportadas por BESTEST, las reportado por ANSI/ASHRAE (2006) y las reportadas por Noël (2004); donde utilizaron diferentes softwares de simulación. Las temperaturas promedio obtenidas en el presente

trabajo tiene una diferencia del 13.4%, con respecto a los reportados por BESTEST y 5.3% con respecto a los softwares EnergyPlus y Design Builder.

Tabla 4.11. *Comparativo de temperaturas.*

Autor/Software	Año	Max	Min	Promedio	Condiciones climáticas
BESTEST	1993	41.8	-3.5	24.6	TMY
EnergyPlus	2006	43.3	-2.6	22.5	TMY
Design Builder	2006	43.3	-2.6	22.5	TMY
Presente trabajo	2017	42.3	-5.1	21.3	TMY2

Las diferencias de medias (5.3%) muestran que las temperaturas determinadas con la plataforma desarrollada con respecto a trabajos reportados, tiene una aproximación adecuada. Por lo consiguiente, se puede utilizar como plataforma para la simulación de la temperatura interior de una habitación cerrada.

4.4.2. Simulación de la climatización térmica del edificio no residencial

La **Figura 4.19** muestra un comparativo de las cargas de enfriamiento anual, requeridas para la climatización térmica de la edificación no residencial con las reportadas y las simuladas con la plataforma desarrollada. Las ciudades con menor carga de enfriamiento fueron la Ciudad de México y Tulancingo, localizadas en climas templados, con un consumo promedio anual de 161.5 *MWh/año*. Las ciudades de Hermosillo y Monterrey, ubicadas en un clima seco, tuvieron un consumo promedio anual de 392.3 *MWh/año*. Las ciudades con mayor carga de enfriamiento fueron Mérida y Villahermosa, localizadas en climas tropicales, con un consumo promedio anual de 514.2 *MWh/año*. Con lo anterior, se observó que la alta carga de enfriamiento requerido para la climatización térmica de edificios localizados en climas tropicales son las más altas en comparación con otros tipos de clima.

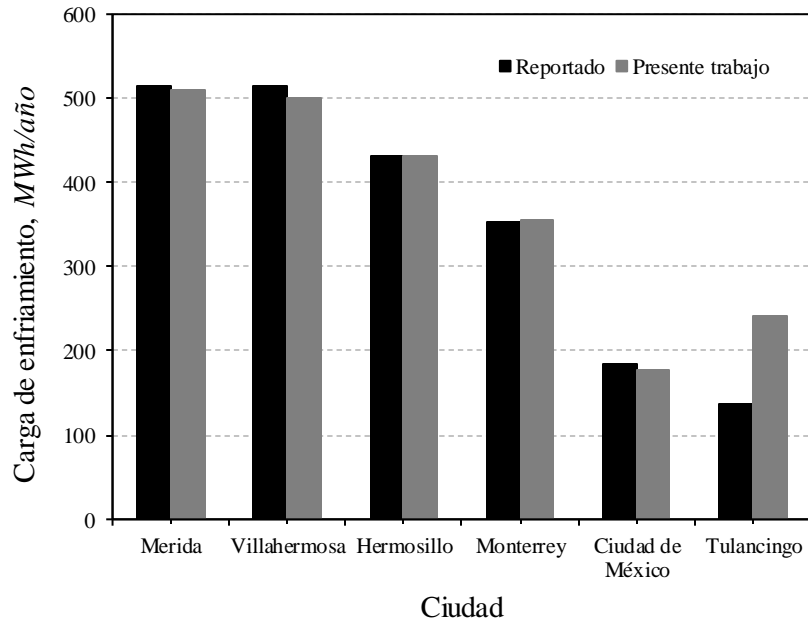


Figura 4.19. Consumo de energía requerido, del reportado y las del presente trabajo, para la climatización térmica del edificio no residencial.

La **Tabla 4.12** muestra el comparativo de las cargas de enfriamiento anual, requeridas para la climatización térmica de la edificación no residencial con las reportadas y las calculadas en el presente trabajo. En las ciudades con climas tropicales, la diferencia porcentual promedio de las cargas de enfriamiento es de 1.7%, en climas secos de 0.3% y en templados de 19.0%. En climas templados, la plataforma muestra diferencias de hasta el 42.6%, que puede ser atribuido a las diferencias de los datos meteorológicos utilizados en las simulaciones. En climas cálidos, se logra una diferencia de hasta el 0.8%, lo que indica que la plataforma desarrollada es adecuada para la simulación de la climatización térmica una habitación cerrada ubicada en climas cálidos, como es el caso de Tuxtla Gutiérrez, que presenta un clima cálido subhúmedo.

Tabla 4.12. Comparativo de las cargas de enfriamiento anual, requeridas para la climatización térmica de la edificación no residencial con las reportadas y las calculadas en el presente trabajo.

	Carga de enfriamiento anual del edificio no residencial, MWh/año					
	Mérida, Cálido subhúmedo	Villahermosa, Cálido húmedo	Hermosillo, Muy seco	Monterrey, Seco	Ciudad de México, Subhúmedo templado	Tulancingo, Húmedo templado
Reportado	513.63	514.8	432.34	352.40	185.01	137.98
Presente trabajo	509.33	501.23	432.39	354.38	176.94	240.38
Diferencia, %	0.8	2.7	0.01	0.5	8.2	42.6

4.4.3. Simulación de la climatización térmica de una habitación cerrada ubicada en un clima cálido

En la **Figura 4.20** se muestran el comportamiento de la temperatura en la simulación térmica de una habitación cerrada ubicada en un clima cálido, a libre flotación, correspondiente al edificio R, durante un año. La simulación se llevó a cabo con las condiciones climáticas de Tuxtla Gutiérrez, México. La T_a promedio anual es de $26.7\pm 1.2^\circ\text{C}$, en el intervalo de $13.5\text{-}40.6^\circ\text{C}$. La temperatura exterior anual promedio es de $23.5\pm 0.9^\circ\text{C}$, en el intervalo de $9.9\text{-}38.9^\circ\text{C}$. La diferencia de temperatura entre el exterior y el interior es en promedio de 3.2°C . Las temperaturas al exterior son concordantes con las reportadas por SMN (2017). Los promedios del PPD ($40.4\pm 32.4\%$) y del PMV (0.9 ± 1.2) muestran que debido a la sensación de calor existe un alto porcentaje de insatisfacción térmica.

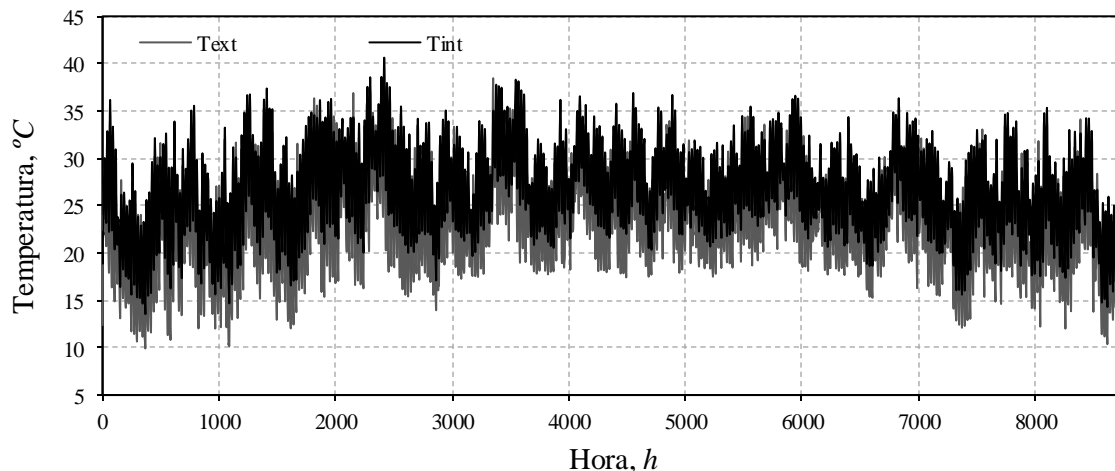


Figura 4.20. Simulación de la temperatura de una habitación cerrada con las condiciones climáticas de la ciudad de Tuxtla Gutiérrez.

En la **Tabla 4.13** se muestran los parámetros considerados para la simulación de la climatización térmica de una habitación cerrada ubicada en un clima cálido. En todos los casos, se climatizó considerando la media de las nueve variables de entrada. En la simulación, se consideraron las ganancias internas de computadoras, luces y por los ocupantes. Las ganancias por computadoras son de 230 W y se considera que cada ocupante tiene una. Las ganancias por luces son de 55 W/m^2 . La densidad ocupacional es de 9 m^2 por persona.

Tabla 4.13. Parámetros de la simulación de la climatización térmica de la edificación de estudio.

Parámetro de entrada	Modelos de la T_{comf}					
	NOM-008-ENER-2001	Guía CIBSE A	Modelo lineal	Modelo LD	Modelo RNA	Modelo LD-RNA
T_{comf} , °C	25	$T_{comf} = 0.13T_{rm} + 22.70$	$T_{comf} = 0.09T_{rm} + 22.6$	Actividad - $T_{rm} - V_a$	9-10-1	3-6-27-27-1
Genero	—	—	—	—	hombre	—
Edad, año	—	—	—	—	26.4	—
Estatura, m	—	—	—	—	1.71	—
Peso, Kg	—	—	—	—	74.5	—
T_{rm} , °C	—	Variable	Variable	Variable	Variable	Variable
HR, %	—	—	—	—	53.0	—
V_a , m/s	—	—	—	0.14	0.14	0.14
Aislamiento porropa, clo	—	—	—	—	0.62	—
Nivel de actividad, met	—	—	—	1.15	1.15	1.15

La **Tabla 4.14** muestra un comparativo de las temperaturas determinada con los modelos de la T_{comf} , en una habitación cerrada ubicada en un clima cálido. En el periodo de estudio, el promedio de la T_{rm} fue de $23.6 \pm 2.2^\circ\text{C}$, en el intervalo de $17.4\text{-}28.4^\circ\text{C}$. Las temperaturas más altas y los intervalos más amplios se obtuvieron con el modelo basado en RNA, logrando T_{comf} de hasta 31.2°C . En promedio, la T_{comf} determinada con el modelo basado en RNA estuvo 2.4°C por encima de la temperatura recomendada por la NOM-008-ENER-2001, 2.7°C con respecto a la Guía CIBSE A, 1.7°C con respecto al modelo lineal, 2.5°C con respecto al modelo basado en LD y 1.7°C con respecto al modelo basado en LR-RNA. Con el modelo basado en RNA se determinan T_{comf} más altas y con intervalos más amplio que con los otros modelos, lo que puede permitir un ahorro de energía cuando se climatiza con sistemas de aire acondicionado más livianos, sin comprometer el confort térmico al mismo tiempo.

Tabla 4.14. Comparativo de las T_{comf} determinadas con los modelos propuestos, en la simulación de la climatización térmica de la edificación, en relación a la NOM-008-ENER-2001 y la Guía CIBSE A.

Modelo	Temperatura de confort, °C			
	Promedio	DE	Min.	Max.
NOM-008	25.0	0.0	25	25
Guía CIBSE A	24.7	0.2	24.2	25.2
Modelo lineal	25.7	0.2	25.0	26.5
LD	24.9	1.1	21.8	27.6
RNA	27.4	2.9	19.6	31.2
LD-RNA	25.7	1.4	22.6	28.7

La **Tabla 4.15** muestra un comparativo del PPD y el PMV, determinadas con los modelos de la T_{comf} propuestos, en la simulación de la climatización térmica de una habitación cerrada ubicada en un clima cálido. Los modelos tuvieron en promedio un PPD de $18.1 \pm 3.4\%$ y un

PMV de 0.2 ± 0.08 . El modelo derivado de la Guía CIBSE A y la NOM-008-ENER-2001 mostraron los PPD y PMV más bajos. Los modelos basados en RNA y RNA-LD mostraron los PPD y PMV más altos. Sin embargo, las máximas diferencias entre los modelos fueron del 8.7% para el PPD y de 0.2 para el PMV. Los resultados muestran que los modelos propuestos, permiten lograr adecuadamente el confort térmico requerido por los ocupantes.

Tabla 4.15. Comparativo del PPD y el PMV determinadas con los modelos de la T_{comf} propuestos, en la simulación de la climatización térmica de una edificación cerrada ubicada en un clima cálido, en relación a la NOM-008-ENER-2001 y Guía CIBSE A.

Modelo	Porcentaje predicho de insatisfacción PPD, %				Voto medio pronosticado PMV, %			
	Promedio	DE	Min.	Max.	Promedio	DE	Min.	Max.
NOM-008	15.4	12.2	5	97.6	0.2	0.6	1.4	-2.8
Guía CIBSE A	14.8	12.3	5.0	97.7	0.1	0.6	1.4	-2.8
Modelo lineal	18.8	13.8	97.6	5.0	0.3	0.7	-2.8	1.7
LD	15.8	13.6	5.0	97.6	0.2	0.7	-2.8	1.7
RNA	23.6	19.6	5.0	97.6	0.4	0.9	-2.8	2.4
LD-RNA	20.3	17.9	5.0	97.7	0.3	0.80	-2.8	2.1

4.5. Comparativo del desempeño energético de los modelos en la climatización térmica del caso de estudio

En la **Figura 4.21** se muestran los consumos en las cargas de enfriamiento y los grados-día de enfriamiento con respecto a la NOM-008-ENER-2001, para la climatización térmica de una habitación cerrada ubicada en clima cálido Aw, durante el periodo de un año. Las cargas de enfriamiento por metro cuadrado requeridas con la temperatura recomendada por la NOM-008-ENER-2001 es de $209.41 \text{ kWh/año-m}^2$, con el modelo derivado de la Guía CIBSE A de $218.33 \text{ kWh/año-m}^2$, con el modelo lineal de $181.16 \text{ kWh/año-m}^2$, con el modelo basado en LD de $211.56 \text{ kWh/año-m}^2$, con el modelo basado en RNA de $145.76 \text{ kWh/año-m}^2$ y con el modelo basado en LD-RNA de kWh/año-m^2 . Los grados-día de enfriamiento anuales con la temperatura recomendada por la NOM-008-ENER-2001 es de 24245.1 h , con el modelo derivado de la Guía CIBSE A de 25455.4 h , con el modelo lineal de 19684.7 h , con el modelo basado en LD 24877.6 h , con el modelo basado en RNA de 18203.9 h y con el modelo basado en LD-RNA de 22187.2 h .

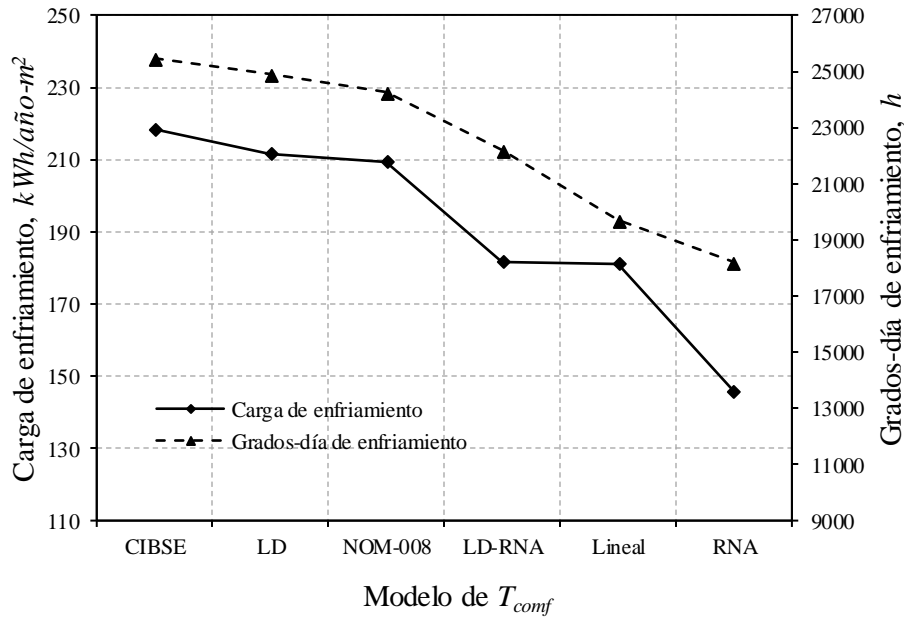


Figure 4.21. Comparativo de carga de enfriamiento y grados-día de enfriamiento en la climatización térmica de una edificación cerrada ubicada en clima cálido Aw.

En el comparativo se observó que con referencia a la norma NOM-008-ENER-2001, los mayores ahorros de energía se logran con el modelo basado en RNA y con el modelo lineal, con el 43.7% y el 15.6%, respectivamente. Así mismo, con respecto a la recomendada por la norma NOM-008-ENER-2001, los grados-día de enfriamiento también fueron los menores, con el modelo basado en RNA el ahorro fue del 33.2% y con el modelo lineal del 23.2%. Con el modelo basado en LD-RNA, los ahorros también fueron considerables, con ahorros en la carga de enfriamiento de 15.1% y en los grados-día de enfriamiento con el 9.3%. Con el modelo derivado de la Guía CIBSE A, con respecto a la norma NOM-008-ENER-2001, tuvo un incremento del 4.1% en la carga de enfriamiento y en los grados-día de enfriamiento del 4.8%. Con el modelo basado en LD, el incremento en la carga de enfriamiento fue del 1.0% y en los grados-día de enfriamiento del 2.5%. Los considerables ahorros de energía pueden ser debido a que en el modelo basado en RNA se consideran nueve variables, mientras que en los modelos basados en LD y LD-RNA se consideran tres y en los modelos lineales solo una. Con el modelo basado en RNA y el modelo lineal se pueden lograr altos ahorros de energía sin comprometer el confort térmico requerido por los ocupantes.

Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones

En este capítulo se muestran las conclusiones y recomendaciones del trabajo de investigación.

5.1. Conclusiones

En este trabajo se muestra un estudio comparativo del consumo de energía para climatizar una habitación cerrada ubicada en clima cálido, considerando modelos basados en inteligencia artificial y el enfoque adaptativo de confort térmico para determinar la temperatura de confort. El estudio se realiza con la simulación de la climatización térmica de una edificación con condiciones climáticas de Tuxtla Gutiérrez, México. El comparativo se realiza en términos de las cargas de enfriamiento anuales, los grados-día de enfriamiento anuales, el Porcentaje Predicho de Insatisfacción (PPD) y el Voto Medio Pronosticado (PMV), controlando la Temperatura de confort (T_{comf}) de acuerdo a un modelo derivado de la Guía CIBSE A, un modelo lineal, un modelo basado en Lógica Difusa (LD), un modelo basado en Redes Neuronales Artificiales (RNA) y un modelo basado en LD-RNA. Los modelos se construyeron con datos recolectados de 293 encuestas subjetivas y con mediciones en campo en 27 edificaciones educativas durante el verano de 2017, en Tuxtla Gutiérrez, México. Los modelos se construyeron con datos recolectados de 293 encuestas subjetivas y con mediciones en campo en 27 edificaciones educativas durante el verano de 2017, en Tuxtla Gutiérrez, México. El potencial de ahorro de energía se determina comparando el desempeño de cada modelo en relación a la NOM-008-ENER-2001. Las conclusiones del trabajo son las siguientes:

Preferencias térmicas de los ocupantes

En edificios climatizados, el 48.1% de los encuestados estaban dentro de la zona de confort, el 7.9% sentían calor y el 44.0% sentían frío. En los edificios estudiados, la mayoría de inconformidad térmica se debe a la sensación de frío. utilizar temperaturas de confort ligeramente más altas es una estrategia para mejorar el confort térmico de los ocupantes y al mismo tiempo ahorrar energía. En el caso de estudio, climatizar a la temperatura de $25.9 \pm 2.4^{\circ}\text{C}$, con humedad relativa neutra de $52.1 \pm 5.2\%$ y velocidad del aire de 0.14 ± 0.05 m/s puede proporcionar a los ocupantes la sensación neutra de confort.

Mecanismo de adaptación térmica

Cuando los ocupantes tienen sensación de frío, ellos modifican la temperatura programada o apagan el equipo de HVAC o se abrigan con un suéter o una prenda extra, toman bebidas calientes o aumentan el nivel de actividad. Los encuestados en presencia de sensación de calor, abren las ventanas, utilizan sombreado con las cortinas de las ventanas, se doblan las mangas de las camisas, utilizan batas desabotonadas, ingieren bebidas refrescantes e incluso se sientan y acuestan en el piso. Como se observa, las personas con insatisfacción térmica se adaptan de varias maneras para mitigar el malestar térmico, sin embargo, en la mayoría de los casos disminuyen su desempeño en sus actividades cotidianas.

Modelos propuestos

El potencial que tienen los modelos basados en inteligencia artificial para determinar la T_{conf} es considerable, logrando R^2 de hasta 0.991 con MAE de 0.17°C . El Modelo basado en RNA destaca por su precisión: 23 veces más preciso que el modelo lineal, 2.9 que el Modelo basado en LD y 1.7 que el Modelo basado en LD-RNA. El aumento en la precisión es en gran medida por considerar un mayor número de variables que los demás modelos. El aumento de la precisión permite un seguimiento más rápido de la T_{conf} , lo que permite mejorar el confort térmico de los ocupantes y ahorrar energía al usar menos capacidad de enfriamiento para la climatización térmica. En lo que respecta al confort, el PPD promedio de $18.1\pm 3.4\%$ y el PMV promedio de 0.2 ± 0.08 muestran que todos los modelos propuestos permiten lograr adecuadamente el confort térmico requerido por los ocupantes.

Comparativo del consumo energético en la climatización térmica

En la climatización térmica del caso de estudio, con el Modelo basado en RNA, al predecir T_{conf} en un intervalo con temperaturas más altas, de $24.2\text{-}29.8^{\circ}\text{C}$, permite lograr ahorros de energía de hasta el 43.7% en la carga de enfriamiento y del 33.2% en los grados-día de enfriamiento. En la climatización térmica una habitación cerrada ubicada en clima cálido A_w , el uso de controles basados en inteligencia artificial, considerando el enfoque adaptativo, permiten ahorros de energía significativos, a la par proporcionar el confort térmico requerido por los ocupantes.

5.2. Recomendaciones para trabajos futuros

En trabajos futuros, en edificios educativos de Tuxtla Gutiérrez-México, se recomienda estudiar las preferencias térmicas de los ocupantes durante la temporada de lluvia e invierno, con el objetivo de obtener una imagen más amplia de la adaptación térmica de las personas durante todo el año. Así mismo, se recomienda el diseño de modelos anuales para determinar la T_{comf} , con regresiones y con modelos basados en inteligencia artificial.

Con base a los escasos estudios de las preferencias térmicas de los ocupantes y de modelos adaptativos de confort, se recomienda el estudio del confort térmico de los ocupantes y el diseño de modelos de la T_{comf} en otros tipos de climas y de edificaciones de la república mexicana. Así también, se recomienda el estudio del potencial de ahorro de energía de los modelos propuestos, en la climatización térmica de edificaciones.

Bibliografía

- [1] Abdulshahed, A. M., Longstaff, A. P., Fletcher, S., y Myers, A. (2015). Thermal error modelling of machine tools based on ANFIS with fuzzy c-means clustering using a thermal imaging camera. *Applied Mathematical Modelling*, 39(7), 1837–1852.
- [2] Abraham, A. (2005). Adaptation of Fuzzy Inference System Using Neural Learning. *Fuzzy Systems Engineering*, 181, 53–83.
- [3] Afram, A., y Janabi-Sharifi, F. (2014). Theory and applications of HVAC control systems - A review of model predictive control (MPC). *Building and Environment*, 72, 343–355.
- [4] Ahmad, M. W., Mourshed, M., Yuce, B., y Rezgui, Y. (2016). Computational intelligence techniques for HVAC systems: A review. *Building Simulation*, 9, 359–398.
- [5] Allouhi, A., Fouih, Y. El, Kousksou, T., Jamil, A., Zeraouli, Y., y Mourad, Y. (2015). Energy consumption and efficiency in buildings: current status and future trends, 109, 1–13.
- [6] Álvarez-García, G., Shah, B., Rubin, F., Gilbert, H., Martin-Dominguez, I., y K.Shickman. (2014). Assesing energy savings from “Cool Roofs” on residential and non-residential buildings in Mexico.
- [7] Amasyali, K., y El-gohary, N. M. (2016). Energy-related values and satisfaction levels of residential and office building occupants. *Building and Environment*, 95, 251–263.
- [8] Amin, R., Teli, D., James, P., y Bourikas, L. (2016). The influence of a student’s ‘home’ climate on room temperature and indoor environmental controls use in a modern halls of residence. *Energy and Buildings*, 119, 331–339.
- [9] Amirkhani, S., Nasirivatan, S., Kasaeian, A. B., y Hajinezhad, A. (2015). ANN and ANFIS models to predict the performance of solar chimney power plants. *Renewable Energy*, 83, 597–607.
- [10] AMPI. (2017). Asociación Mexicana de Profesionales Inmoviliarios, A.C. Recuperado el 30 de octubre de 2018 de <http://www.asociadosampi.mx/>.
- [11] ANSI/ASHRAE. (2013). *ANSI/ASHRAE 55:2013 Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy. Ashrae* (Vol. 2013).
- [12] Ari, S., Khalifa, H. E., Dannenhoffer, J. F., Wilcoxon, P., y Isik, C. (2006). Fuzzy logic and neural network approximation to indoor comfort and energy optimization. In *Annual Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society - NAFIPS*, 692–695.
- [13] Attia, A.-H., Rezek, S. F., y Saleh, A. M. (2015). Fuzzy logic control of air-conditioning system in residential buildings. *Alexandria Engineering Journal*, 54(3), 395–403.
- [14] Attia, S., y Carlucci, S. (2015). Impact of Different Thermal Comfort Models on Zero Energy Residential Buildings in Hot Climate. *Energy and Buildings*, 102, 117–128.
- [15] Attoue, N., Shahrour, I., y Younes, R. (2018). Smart Building: Use of the Artificial Neural Network Approach for Indoor Temperature Forecasting. *Energies*, 11(2), 395.

-
- [16] Auliciems Andris, y Szokolay, S. V. (1997). Thermal Comfort, Design Tools and Techniques. *Brisbane, Australia: Department of Architecture, University of Queensland.*
- [17] Azizpour, F., Moghimi, S., Salleh, E., Mat, S., Lim, C. H., y Sopian, K. (2013). Thermal comfort assessment of large-scale hospitals in tropical climates: A case study of University Kebangsaan Malaysia Medical Centre (UKMMC). *Energy and Buildings*, 64, 317–322.
- [18] Bastide, A., Lauret, P., Garde, F., y Boyer, H. (2006). Building energy efficiency and thermal comfort in tropical climates. Presentation of a numerical approach for predicting the percentage of well-ventilated living spaces in buildings using natural ventilation. *Energy and Buildings*, 38(9), 1093–1103.
- [19] Beale, M. H., Hagan, M. T., y Demuth, H. B. (2013). Neural Network Toolbox™ User's Guide R2013b. *The Mathworks Inc.*
- [20] Becerik-Gerber, B., y Siddiqui, M. (2014). Civil Engineering Grand Challenges: Opportunities for Data Sensing, Information Analysis, and Knowledge Discovery. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 28(4), 1–13.
- [21] Bern, C., Huguenin-landl, B., y Studer, C. (2017). Handbook part I : Software Global Meteorological Database Version 7 Software and Data for Engineers , Planers and Education.
- [22] Brøgger, M., y Wittchen, K. B. (2017). Estimating the energy-saving potential in national building stocks - A methodology review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 83, 1489–1496 .
- [23] Brooks, J., Kumar, S., Goyal, S., Subramany, R., y Barooah, P. (2015). Energy-efficient control of under-actuated HVAC zones in commercial buildings. *Energy and Buildings*, 93, 160–168.
- [24] Buonomano, A. (2016). Code-to-Code Validation and Application of a Building Dynamic Simulation Tool for the Building Energy Performance Analysis. *Energies*, 9 (4), 301.
- [25] Buonomano, A., Montanaro, U., Palombo, A., y Santini, S. (2016). Dynamic building energy performance analysis: A new adaptive control strategy for stringent thermohygrometric indoor air requirements. *Applied Energy*, 163, 361–386.
- [26] Carlucci, S., Bai, L., de Dear, R., y Yang, L. (2018). Review of adaptive thermal comfort models in built environmental regulatory documents. *Building and Environment*, 137, 73–89.
- [27] CEN. (2007). EN 15251: Indoor environmental input parameters for design and assessment of energy performance of buildings – addressing indoor air quality, thermal environment, lighting and acoustics. *European Committee for Standardization.*
- [28] Chen, A., y Chang, V. W. C. (2012). Human health and thermal comfort of office workers in Singapore. *Building and Environment*, 58, 172–178.
- [29] Chen, Y., Raphael, B., y Sekhar, S. C. (2016). Experimental and simulated energy performance of a personalized ventilation system with individual airflow control in a hot and humid climate. *Building and Environment*, 96, 283–292.
- [30] Chen, Z., Xue, F., y Wang, F. (2015). A novel control logic for fan coil unit considering both room temperature and humidity control. *Building Simulation*, 8(1), 27–37.
- [31] Chenari, B., Dias Carrilho, J., y Gameiro da Silva, M. (2016). Towards sustainable,
-

- energy-efficient and healthy ventilation strategies in buildings: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 59, 1426–1447.
- [32] CIBSE. (2006). Chartered Institution of Building Services. Environmental design : CIBSE guide A. (Vol. A). London: CIBSE.
- [33] Clarkson, T. G. (1996). Introduction to neural networks. *Neural Network World*.
- [34] Conafovi. (2006). *USO EFICIENTE DE LA ENERGÍA EN LA VIVIENDA*. Bosque.
- [35] CONUEE. (2016). *Uso del aire acondicionado en vivienda de interés social*. Ciudad de México.
- [36] Damiati, S. A., Zaki, S. A., Rijal, H. B., y Wonorahardjo, S. (2016). Field study on adaptive thermal comfort in office buildings in Malaysia, Indonesia, Singapore, and Japan during hot and humid season. *Building and Environment*, 109, 208–223.
- [37] Davies, M. G. (2006). *Building heat transfer*. John Wiley and Sons.
- [38] de Dear, R. De. (1998). A global database of thermal comfort field experiments. *ASHRAE Transactions: Symposia*, 104(7), 1141–1152.
- [39] Deb, C., y Ramachandraiah, A. (2010). Evaluation of thermal comfort in a rail terminal location in India. *Building and Environment*, 45(11), 2571–2580.
- [40] Deng, Z., y Chen, Q. (2018). Artificial neural network models using thermal sensations and occupants' behavior for predicting thermal comfort. *Energy and Buildings*, 174, 587–602.
- [41] Djamila, H. (2017). Indoor thermal comfort predictions: Selected issues and trends. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 74, 569–580.
- [42] Djongyang, N., Tchinda, R., y Njomo, D. (2010). Thermal comfort: A review paper. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14 (9), 2626–2640.
- [43] El-sengaby, M., Khalil, A., Elsafty, A. F., y Ahmed, A. (2011). A Robust Temperature Control in BMS Using Fuzzy Logic. *ICCTA*, 15–17.
- [44] Enescu, D. (2017). A review of thermal comfort models and indicators for indoor environments. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 79, 1353–1379.
- [45] Escandón, R., Ascione, F., Bianco, N., Mauro, G. M., Suárez, R., y Sendra, J. J. (2019). Thermal comfort prediction in a building category: Artificial neural network generation from calibrated models for a social housing stock in southern Europe. *Applied Thermal Engineering*, 150, 492–505.
- [46] Frontczak, M., y Wargocki, P. (2011). Literature survey on how different factors influence human comfort in indoor environments. *Building and Environment*, 46(4), 922–937.
- [47] Gao, W., Moayedi, H., y Shahsavar, A. (2019). The feasibility of genetic programming and ANFIS in prediction energetic performance of a building integrated photovoltaic thermal (BIPVT) system. *Solar Energy*, 183, 293–305.
- [48] Gondhalekar, R., Oldewurtel, F., y Jones, C. N. (2013). Least-restrictive robust periodic model predictive control applied to room temperature regulation. *Automatica*, 49(9), 2760–2766.
- [49] Griego, D., Krarti, M., y Hernández-Guerrero, A. (2012). Optimization of energy efficiency and thermal comfort measures for residential buildings in Salamanca, Mexico. *Energy and Buildings*, 54, 540–549.
- [50] Harish, V. S. K. V, y Kumar, A. (2016). Reduced order modeling and parameter identification of a building energy system model through an optimization routine. *Applied Energy*, 162, 1010–1023.
- [51] Hassoun, M. H. (2005). Fundamentals of Artificial Neural Networks. *Proceedings of*

-
- the IEEE*, 84 (6), 906.
- [52] Hensen, J. L. M. (1991). *On the thermal interaction of building structure and heating and ventilating system. Structure*.
- [53] Humphreys, M. A., Rijal, H. B., y Nicol, J. F. (2013). Updating the adaptive relation between climate and comfort indoors; new insights and an extended database. *Building and Environment*, 63, 40–55.
- [54] IEA. (2013). Key World Energy Statistics. *International Energy Agency*, 2013, 1–82.
- [55] Indraganti, M. (2010). Using the adaptive model of thermal comfort for obtaining indoor neutral temperature: Findings from a field study in Hyderabad, India. *Building and Environment*, 45(3), 519–536.
- [56] Indraganti, M., y Boussaa, D. (2017). Comfort temperature and occupant adaptive behavior in offices in Qatar during summer. *Energy and Buildings*, 150, 23–36.
- [57] Indraganti, M., Ooka, R., y Rijal, H. B. (2013). Field investigation of comfort temperature in Indian office buildings: A case of Chennai and Hyderabad. *Building and Environment*, 65, 195–214.
- [58] Indraganti, M., Ooka, R., Rijal, H. B., y Brager, G. S. (2014). Adaptive model of thermal comfort for offices in hot and humid climates of India. *Building and Environment*, 74, 39–53.
- [59] Ionescu, C., Baracu, T., Vlad, G.-E., Necula, H., y Badea, A. (2015). The historical evolution of the energy efficient buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 49, 243–253.
- [60] ISO. (2005). ISO 7730: Ergonomics of the thermal environment Analytical determination and interpretation of thermal comfort using calculation of the PMV and PPD indices and local thermal comfort criteria. *Management*, 3, 605–615.
- [61] ISO 7243. (2017). Ergonomics of the thermal environment — Assessment of heat stress using the WBGT (wet bulb globe temperature) index. *International Organization for Standardization*.
- [62] Jang, J. Sh R. (1996). Input selection for ANFIS learning. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 2, 1493–1499.
- [63] Jang, Jihoon, Baek, J., y Leigh, S. B. (2019). Prediction of optimum heating timing based on artificial neural network by utilizing BEMS data. *Journal of Building Engineering*, 22, 66–74.
- [64] Jang, Jsr. (1991). Fuzzy Modeling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm. *Proceedings of the 9th National Conference on Artificial Intelligence*, 1, 762–767.
- [65] Jang, Jyh Shing Roger. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23 (3), 665–685.
- [66] Joshi, N., y Lawal, A. (2012). Hydrodeoxygenation of pyrolysis oil in a microreactor. *Chemical Engineering Science*, 74, 1–8.
- [67] Judkoff, R., y Neymark, J. (1995). International Energy Agency building energy simulation test (BESTEST) and diagnostic method. *National Renewable Energy Laboratory*.
- [68] Kang, C. S., Hyun, C. H., y Park, M. (2015). Fuzzy logic-based advanced on-off control for thermal comfort in residential buildings. *Applied Energy*, 155, 270–283.
- [69] Kim, J., y de Dear, R. (2018). Thermal comfort expectations and adaptive behavioural characteristics of primary and secondary school students. *Building and*
-

- Environment*, 127, 13–22.
- [70] Kleber, M., y Wagner, A. (2017). Investigation of indoor thermal comfort in warm-humid conditions at a German climate test facility. *Building and Environment*, 128, 216–224.
- [71] Koelblen, B., Psikuta, A., Bogdan, A., Annaheim, S., y Rossi, R. M. (2018). Thermal sensation models: Validation and sensitivity towards thermo-physiological parameters. *Building and Environment*, 130, 200–211.
- [72] Kottek, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B., y Rubel, F. (2006). World map of the Köppen-Geiger climate classification updated. *Meteorologische Zeitschrift*, 15(3), 259–263.
- [73] Kwong, Q. J., Adam, N. M., y Sahari, B. B. (2014). Thermal comfort assessment and potential for energy efficiency enhancement in modern tropical buildings: A review. *Energy and Buildings*, 68(A), 547–557.
- [74] Lei, J., Yang, J., y Yang, E. (2016). Energy performance of building envelopes integrated with phase change materials for cooling load reduction in tropical Singapore. *Applied Energy*, 162, 207–217.
- [75] Li, Z., Xu, X., Deng, S., y Pan, D. (2015). A novel neural network aided fuzzy logic controller for a variable speed (VS) direct expansion (DX) air conditioning (A/C) system. *Applied Thermal Engineering*, 78, 9–23.
- [76] Lilly, J. H. (2010). *Fuzzy Control and Identification*. Fuzzy Control and Identification. John Wiley and Sons.
- [77] López-Cruz, I. L., y Hernández-Larragoiti, L. (2010). Modelos neuro-difusos para temperatura y humedad del aire en invernaderos tipo cenital y capilla en el centro de México. *Agrociencia*, 44(7), 791–805.
- [78] López-Pérez, L. A., Flores-Prieto, J. J., y Ríos-Rojas, C. (2019). Adaptive thermal comfort model for educational buildings in a hot-humid climate. *Building and Environment*, 150, 181–194.
- [79] Lucintel. (2017). Growth Opportunities in the Global HVAC Equipment Market. Consultado el 30 de octubre de 2017 de <http://www.lucintel.com/hvac-equipment-market-17.aspx>.
- [80] Ma, H., Du, N., Yu, S., Lu, W., Zhang, Z., Deng, N., y Li, C. (2017). Analysis of typical public building energy consumption in northern China. *Energy and Buildings*, 136, 139–150.
- [81] Mantovani, G., y Ferrarini, L. (2015). Temperature Control of a Commercial Building With Model Predictive Control Techniques. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62(4), 2651–2660.
- [82] Manu, S., Shukla, Y., Rawal, R., Thomas, L. E., y de Dear, R. (2016). Field studies of thermal comfort across multiple climate zones for the subcontinent: India Model for Adaptive Comfort (IMAC). *Building and Environment*, 98, 55–70.
- [83] MATLAB. (2017). Fuzzy Logic Toolbox - MATLAB. *MathWorks Inc*.
- [84] Mba, L., Meukam, P., y Kemajou, A. (2016). Application of artificial neural network for predicting hourly indoor air temperature and relative humidity in modern building in humid region. *Energy and Buildings*, 121(1), 32–42.
- [85] Mba, Leopold, Meukam, P., y Kemajou, A. (2016). Application of artificial neural network for predicting hourly indoor air temperature and relative humidity in modern building in humid region. *Energy and Buildings*, 121(1), 32–42.
- [86] McCartney, K. J., y Fergus, N. J. (2002). Developing an adaptive control algorithm

-
- for Europe. *Energy and Buildings*, 34, 623–635.
- [87] Mehran, K. (2008). Takagi-Sugeno Fuzzy Modeling for Process Control. *School of Electrical, Electronic and Computer Engineer*.
- [88] Mirinejad, H., Welch, K. C., y Spicer, L. (2012). A review of intelligent control techniques in HVAC systems. 2012 *IEEE Energytech*, 2012, 1–5.
- [89] Mirrahimi, S., Farid, M., y Chin, L. (2016). The effect of building envelope on the thermal comfort and energy saving for high-rise buildings in hot – humid climate. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53, 1508–1519.
- [90] Mishra, A. K., y Ramgopal, M. (2013). Field studies on human thermal comfort - An overview. *Building and Environment*, 64, 94–106.
- [91] Mishra, A. K., y Ramgopal, M. (2014). Thermal comfort in undergraduate laboratories - A field study in Kharagpur, India. *Building and Environment*, 71, 223–232.
- [92] Mishra, A. K., y Ramgopal, M. (2015). An adaptive thermal comfort model for the tropical climatic regions of India (Koppen climate type A). *Building and Environment*, 85, 134–143.
- [93] Mohandes, S. R., Zhang, X., y Mahdiyar, A. (2019). A comprehensive review on the application of artificial neural networks in building energy analysis. *Neurocomputing*, 340, 55–75.
- [94] Moon, J., Jung, S., Lee, Y., y Choi, S. (2015). Prediction Performance of an Artificial Neural Network Model for the Amount of Cooling Energy Consumption in Hotel Rooms. *Energies*, 8(8), 8226–8243.
- [95] Moon, J., Lee, J.-H., y Kim, S. (2014). Evaluation of Artificial Neural Network-Based Temperature Control for Optimum Operation of Building Envelopes. *Energies*, 7(11), 7245–7265.
- [96] Moon, J. W. (2015a). Comparative performance analysis of the artificial-intelligence-based thermal control algorithms for the double-skin building. *Applied Thermal Engineering*, 91, 334–344.
- [97] Moon, J. W. (2015b). Integrated control of the cooling system and surface openings using the artificial neural networks. *Applied Thermal Engineering*, 78, 150–161.
- [98] Moon, J. W., Kim, K., y Min, H. (2015). ANN-based prediction and optimization of cooling system in hotel rooms. *Energies*, 8(10), 10775–10795.
- [99] Moon, J. W., Yoon, Y., Jeon, Y. H., y Kim, S. (2017). Prediction models and control algorithms for predictive applications of setback temperature in cooling systems. *Applied Thermal Engineering*, 113, 1290–1302.
- [100] Morales, G. (2002). Introducción a la lógica difusa. *Centro de Investigación y Estudios Avanzados. México*.
- [101] Mustapa, M. S., Zaki, S. A., Rijal, H. B., Hagishima, A., y Ali, M. S. M. (2016). Thermal comfort and occupant adaptive behaviour in Japanese university buildings with free running and cooling mode offices during summer. *Building and Environment*, 105, 332–342.
- [102] Neymark, J., Judkoff, R., Alexander, D., Felsmann, C., Strachan, P., y Wijsman, A. (2008). International Energy Agency Building Energy Simulation Test and Diagnostic Method (IEA BESTEST) Multi-Zone Non-Airflow In-Depth Diagnostic Cases. *National Renewable Energy Laboratory IEA Solar Heating and Cooling Programme IEA Energy Conservation in Buildings and Community Systems Programme*.
-

-
- [103] Nicol, F. (2004). Adaptive thermal comfort standards in the hot-humid tropics. In *Energy and Buildings*, 6, 628–637.
- [104] Nicol, F., y Humphreys, M. (2010). Derivation of the adaptive equations for thermal comfort in free-running buildings in European standard EN15251. *Building and Environment*, 45(1), 11–17.
- [105] Nicol, J. F., y Humphreys, M. A. (2002). Adaptive thermal comfort and sustainable thermal standards for buildings. *Energy and Buildings*, 34(6), 563–572.
- [106] Noël, J. (2004). *CoDyBa-BESTEST Qualification*. Recuperado de http://www.jnlog.com/pdf/codyba_bestest.pdf.
- [107] O’Toole, A. J. (1990). Neural computing: Theory and practice. *Neural Networks*, 3(6), 713-714.
- [108] Osterman, E., Tyagi, V. V., Butala, V., Rahim, N. A., y Stritih, U. (2012). Review of PCM based cooling technologies for buildings. *Energy and Buildings*, 49, 37–49.
- [109] Park, J. S., Joo, S., Han, K., Woo, K., y Jeong, J. (2016). Estimating thermal performance and energy saving potential of residential buildings using utility bills. *Energy and Buildings*, 110, 23–30.
- [110] Peng, C. C., y Chen, C. H. (2015). Compensatory neural fuzzy network with symbiotic particle swarm optimization for temperature control. *Applied Mathematical Modelling*, 39(1), 383–395.
- [111] Peng, Y., Nagy, Z., y Schlüter, A. (2019). Temperature-preference learning with neural networks for occupant-centric building indoor climate controls. *Building and Environment*, 154, 296-308.
- [112] Pérez-Lombard, L., Ortiz, J., y Pout, C. (2008). A review on buildings energy consumption information. *Energy and Buildings*, 40(3), 394–398.
- [113] Povl Ole Fanger. (1972). Thermal comfort: Analysis and applications in environmental engineering: Fanger, P.O. Danish Technical Press, Copenhagen, Denmark, 1970, 244 pp.: abstr. in World Textile Abstracts. *Applied Ergonomics*, 3(3), 181.
- [114] Pulido, H. G., y de la Vara Salazar, R. (2003). *Análisis y diseño de experimentos*. McGraw-Hill.
- [115] Raatikainen, M., Skön, J., Leiviskä, K., y Kolehmainen, M. (2016). Intelligent analysis of energy consumption in school buildings. *Applied Energy*, 165, 416–429.
- [116] Rajasekar, E., y Ramachandraiah, A. (2010). Adaptive comfort and thermal expectations—a subjective evaluation in hot humid climate. *Adapting to Change: New Thinking on Comfort*, 1(Abril), 18.
- [117] Ramírez-villegas, R., Eriksson, O., y Olofsson, T. (2016). Assessment of renovation measures for a dwelling area e Impacts on energy efficiency and building certification, *Energy and Environmental Engineering*, 97, 26–33.
- [118] Rijal, H., Humphreys, M., y Nicol, F. (2015). Adaptive Thermal Comfort in Japanese Houses during the Summer Season: Behavioral Adaptation and the Effect of Humidity. *Buildings*, 5(3), 1037–1054.
- [119] Ruparathna, R., Hewage, K., y Sadiq, R. (2016). Improving the energy efficiency of the existing building stock: A critical review of commercial and institutional buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53, 1032–1045.
- [120] Saber, E. M., Iyengar, R., Mast, M., Meggers, F., Tham, K. W., y Leibundgut, H. (2014). Thermal comfort and IAQ analysis of a decentralized DOAS system coupled with radiant cooling for the tropics. *Building and Environment*, 82, 361–370.
-

-
- [121] Saber, E. M., Tham, K. W., y Leibundgut, H. (2016). A review of high temperature cooling systems in tropical buildings. *Building and Environment*, 96, 237–249.
- [122] Sánchez-García, D., Rubio-Bellido, C., del Río, J. J. M., y Pérez-Fargallo, A. (2019). Towards the quantification of energy demand and consumption through the adaptive comfort approach in mixed mode office buildings considering climate change. *Energy and Buildings*, 187, 173–185.
- [123] Schulze, T., y Eicker, U. (2013). Controlled natural ventilation for energy efficient buildings. *Energy and Buildings*, 56, 221–232.
- [124] Sekhar, S. C. (2015). Thermal comfort in air-conditioned buildings in hot and humid climates - why are we not getting it right? *Indoor Air*, 26(1), 138–152.
- [125] Shaikh, P. H., Bin, N., Nor, M., y Nallagownden, P. (2013). Robust Stochastic Control Model for Energy and Comfort Management of Buildings. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 7(10), 137–144.
- [126] Shaikh, P. H., Nor, N. B. M., Nallagownden, P., Elamvazuthi, I., y Ibrahim, T. (2014, June 1). A review on optimized control systems for building energy and comfort management of smart sustainable buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 34, 409–429.
- [127] Singh, M. K., Kumar, S., Ooka, R., Rijal, H. B., Gupta, G., y Kumar, A. (2018). Status of thermal comfort in naturally ventilated classrooms during the summer season in the composite climate of India. *Building and Environment*, 128, 287–304.
- [128] Singh, M. K., Ooka, R., Rijal, H. B., y Takasu, M. (2017). Adaptive thermal comfort in the offices of North-East India in autumn season. *Building and Environment*, 124, 14–30.
- [129] Singhala, P., Shah, D. N., y Patel, B. (2014). Temperature Control using Fuzzy Logic. *International Journal of Instrumentation and Control Systems (IJICS)*, 4(1), 1–10.
- [130] Sivanandam, S. N., Sumathi, S., y Deepa, S. N. (2007). *Introduction to fuzzy logic using MATLAB. Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB*.
- [131] SMN. (2017). Servicio Meteorológico Nacional. Consultado el 26 de junio de 2017 de <http://smn.cna.gob.mx/es/informacion-climatologica-ver-estado?estado=chis>.
- [132] Spiegel, M. R., y Stephens, L. J. (2008). *Estadística (Schaum)*. McGraw-Hill Interamericana de España S.L.
- [133] Steeb, W.-H. (2014). Fuzzy Sets and Fuzzy Logic. *In The Nonlinear Workbook*.
- [134] Su, Y., Gao, X., Li, X., y Tao, D. (2012). Multivariate multilinear regression. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 42(6), 1560–1573.
- [135] Takagi, T., y Sugeno, M. (1985). Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC,15(1), 116–132.
- [136] Takasu, M., Ooka, R., Rijal, H. B., Indraganti, M., y Singh, M. K. (2017). Study on adaptive thermal comfort in Japanese offices under various operation modes. *Building and Environment*, 118, 273–288.
- [137] Taleghani, M., Tenpierik, M., Kurvers, S., y Van Den Dobbelsteen, A. (2013). A review into thermal comfort in buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 26, 201–215.
- [138] Tamhane, A. C. (2009). Single Factor Experiments: Completely Randomized Designs. In *Statistical Analysis of Designed Experiments*. John Wiley y Sons, Inc.
- [139] Tartarini, F., Cooper, P., y Fleming, R. (2018). Thermal perceptions, preferences and
-

- adaptive behaviours of occupants of nursing homes. *Building and Environment*, 132, 57–69.
- [140] Thapa, S., Bansal, A. K., y Panda, G. K. (2018). Thermal comfort in naturally ventilated office buildings in cold and cloudy climate of Darjeeling, India – An adaptive approach. *Energy and Buildings*, 160, 44–60.
- [141] Tino, P., Benuskova, L., y Sperduti, A. (2015). Artificial neural network models. In *Springer Handbook of Computational Intelligence*.
- [142] Vakiloroyaya, V., Samali, B., Fakhar, A., y Pishghadam, K. (2014). A review of different strategies for HVAC energy saving. *Energy Conversion and Management*, 77, 738–754.
- [143] Viebahn, P., Lechon, Y., Trieb, F., US Energy Information Administration, Universidad de Chile, Villanueva, J., C. (2013). Modelo de estimación espacial del consumo eléctrico para la planificación de la expansión de sistemas de transmisión. *Energy Policy*, 14, 5–7.
- [144] Villadiego, K., y Velay-Dabat, M. A. (2014). Outdoor thermal comfort in a hot and humid climate of Colombia: A field study in Barranquilla. *Building and Environment*, 75, 142–152.
- [145] Wang, Z. (2006). A field study of the thermal comfort in residential buildings in Harbin. *Building and Environment*, 41(8), 1034–1039.
- [146] Wu, C. H., Ma, L. S., Chen, C. H., y Liu, Y. W. (2014). A design of fuzzy controller for conforming to the regulations of indoor air quality and thermal comfort. In *4th Annual IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control and Intelligent Systems, IEEE-CYBER 2014*, pp. 383–388.
- [147] Wu, Z., Li, N., Wargocki, P., Peng, J., Li, J., y Cui, H. (2019). Adaptive thermal comfort in naturally ventilated dormitory buildings in Changsha, China. *Energy and Buildings*, 186, 56–70.
- [148] Yang, D., Xiong, J., y Liu, W. (2017). Adjustments of the adaptive thermal comfort model based on the running mean outdoor temperature for Chinese people: A case study in Changsha China. *Building and Environment*, 114, 357–365.
- [149] Yang, L., Yan, H., y Lam, J. C. (2014). Thermal comfort and building energy consumption implications - A review. *Applied Energy*, 115, 164–173.
- [150] Yoon, H.-J., Lee, D.-S., Cho, H., y Jo, J.-H. (2018). Prediction of Thermal Environment in a Large Space Using Artificial Neural Network. *Energies*, 11(2), 418.
- [151] Yu, B. F., Hu, Z. B., Liu, M., Yang, H. L., Kong, Q. X., y Liu, Y. H. (2009). Review of research on air-conditioning systems and indoor air quality control for human health. *International Journal of Refrigeration*, 32(1), 3–20.
- [152] Yu, W., Li, B., Yao, R., Wang, D., y Li, K. (2017). A study of thermal comfort in residential buildings on the Tibetan Plateau, China. *Building and Environment*, 119, 71–86.
- [153] Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets-Information and Control-1965. *Information and Control*.
- [154] Zadeh, Lofti A. (1988). Fuzzy Logic. *Computer*.
- [155] Zaki, S. A., Damiaty, S. A., Rijal, H. B., Hagishima, A., y Abd Razak, A. (2017). Adaptive thermal comfort in university classrooms in Malaysia and Japan. *Building and Environment*, 122, 294–306.
- [156] Zomorodian, Z. S., Tahsildoost, M., y Hafezi, M. (2016). Thermal comfort in

- educational buildings: A review article. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, (59), 895–906.
- [157] Zorita, A. L., Fernández-temprano, M. A., y García-escudero, L. (2016). A statistical modeling approach to detect anomalies in energetic efficiency of buildings. *Energy and Buildings*, 110, 377–386

Anexo A. Cuestionario de confort térmico



cenidet
Centro Nacional de Investigación y
Desarrollo Tecnológico

Cuestionario transversal para la determinación del confort térmico en edificios

Datos generales del encuestado	
Fecha: _____	Hora: _____
Ubicación: _____	
Nombre: _____	
Genero: Masculino <input type="checkbox"/> Femenino <input type="checkbox"/>	Edad: _____ años. Peso: _____ Kg. Altura: _____ metros.
Describe la vestimenta del entrevistado	Describe la actividad desarrollada por el entrevistado

Instrucciones: marque con [] la respuesta que le parezca más adecuada a las siguientes preguntas.

Dispositivos de control climático							
	1	2	3	4	5	6	7
¿Qué dispositivo de control climático está activo en la habitación?	Ninguno <input type="checkbox"/>	Aire acondicionado <input type="checkbox"/>	Ventilador, tipo: <input type="checkbox"/>	Techo <input type="checkbox"/>	Pared <input type="checkbox"/>	Podestal <input type="checkbox"/>	Otro <input type="checkbox"/>
Sensación térmica							
¿Cómo siente la temperatura del ambiente en este momento?	Mucho calor <input type="checkbox"/> 3	Cálido <input type="checkbox"/> 2	Ligeramente cálido <input type="checkbox"/> 1	Ni frío ni calor <input type="checkbox"/> 0	Ligeramente fresco <input type="checkbox"/> -1	Fresco <input type="checkbox"/> -2	Frio <input type="checkbox"/> -3
¿Cómo te gustaría que estuviera?		Mucho más cálido <input type="checkbox"/> -2	Un poco más cálido <input type="checkbox"/> -1	Sin cambios <input type="checkbox"/> 0	Un poco más fresco <input type="checkbox"/> 1	Mucho más fresco <input type="checkbox"/> 2	
Sensación de humedad							
¿Cómo sientes la humedad del aire en este momento?	Muy húmedo <input type="checkbox"/> 3	Húmedo <input type="checkbox"/> 2	Ligeramente húmedo <input type="checkbox"/> 1	Ni húmedo ni seco <input type="checkbox"/> 0	Ligeramente seco <input type="checkbox"/> -1	Seco <input type="checkbox"/> -2	Muy seco <input type="checkbox"/> -3
¿Cómo te gustaría que estuviera?		Mucho más humedad <input type="checkbox"/> -2	Un poco más humedad <input type="checkbox"/> -1	Sin cambios <input type="checkbox"/> 0	Un poco más seco <input type="checkbox"/> 1	Mucho más seco <input type="checkbox"/> 2	
Movimiento del aire							
¿Cómo sientes el movimiento del aire en este momento?	Muy alto <input type="checkbox"/> 3	Alto <input type="checkbox"/> 2	Ligeramente alto <input type="checkbox"/> 1	Ni alto ni bajo <input type="checkbox"/> 0	Ligeramente bajo <input type="checkbox"/> -1	Bajo <input type="checkbox"/> -2	Muy bajo <input type="checkbox"/> -3
¿Cómo te gustaría que estuviera?		Más ventilación <input type="checkbox"/> -2	Poco más ventilación <input type="checkbox"/> -1	Sin cambios <input type="checkbox"/> 0	Poco menos ventilación <input type="checkbox"/> 1	Menos ventilación <input type="checkbox"/> 2	
Confort térmico							
¿Cómo considera el clima interior en este momento?	Muy cómodo <input type="checkbox"/> 3	Comodidad moderada <input type="checkbox"/> 2	Ligeramente cómodo <input type="checkbox"/> 1	Cómodo <input type="checkbox"/> 0	Ligeramente incómodo <input type="checkbox"/> -1	Incómodidad moderada <input type="checkbox"/> -2	Muy bajo <input type="checkbox"/> -3
¿A qué temperatura se siente en confort?	_____ °C						
¿A qué temperatura considera que está la habitación en este momento?	_____ °C						
¿Cómo considera el clima dentro de la habitación?	Aceptable <input type="checkbox"/> Inaceptable <input type="checkbox"/>						
¿Qué hace para aclimatarse cuándo siente frío o calor? (Múltiples respuestas son aceptadas)							
<input type="checkbox"/> a) Cambio la temperatura programada en el equipo de aire acondicionado <input type="checkbox"/> b) Cambio la velocidad del ventilador <input type="checkbox"/> c) Abro o cierro las puertas y/o ventanas para que mejore la ventilación <input type="checkbox"/> d) Abro o cierro las cortinas o persianas con propósito de mejorar el sombreado <input type="checkbox"/> e) Cambio de ropa: me pongo una prenda extra como suéter o un abrigo <input type="checkbox"/> f) Me quito una prenda o me remango la camisa o blusa <input type="checkbox"/> g) Tomo un descanso o cambio de actividad <input type="checkbox"/> h) Si estoy sentado, cambio de posición o me muevo <input type="checkbox"/> i) Me enjuago la cara y las manos <input type="checkbox"/> j) No hago nada <input type="checkbox"/> k) otros (_____)							

Datos de monitoreo térmico			
	Tobillo	Cintura	Cabeza
Temperatura de bulbo seco (°C)			
Temperatura de globo (°C)			
Humedad relativa (%)			
Velocidad del viento (m/s)			

Anexo B. Intervalos de los conjuntos difuso del modelo basado en LD optimizado

Tabla A. Intervalos de los conjuntos difusos, de las variables lingüísticas del modelo basado en LD optimizado.

Variable lingüística	Conjunto	Intervalo
Nivel de actividad	Ligero	[0.1099 0.9593]
	Medio	[0.1408 1.324]
	Alto	[0.1527 1.845]
Temperatura de corriente exterior	Bajo	[0.74 21.86]
	Medio	[1.08 24.06]
	Alto	[0.73 26.21]
Velocidad del aire	Ligero	[0.007418 0.07335]
	Medio	[0.0138 0.111]
	Alto	[0.009769 0.1473]
Tcomf	Bajo	[0.5489 21.73]
	Medio	[0.8017 24.15]
	Alto	[0.9987 27.67]

Anexo C. Pesos y bias del modelo basado en RNA optimizado

$W_{capa\ 1}=[-1.2776, -1.6074, 2.4634, -2.1055, 1.221, 0.28092, 1.3306, -3.9825, 2.2192;$
0.10348, 0.11222, 0.11855, -1.7703, 3.1324, -1.048, -1.1047, 0.9851, 3.1161; 0.84149, -
1.0286, 0.39707, 1.5617, 0.69057, -2.098, -1.6347, -1.4061, -1.7137; -0.41306, -2.2803,
2.6894, -2.8556, 4.8884, 1.2413, 0.84617, 2.8303, -2.813; 4.1614, 2.834, -0.71667, 1.1561
-4.9755, 2.7861, 1.7784, -3.0925, 6.9364; 0.29397, -3.3575, -1.6718, -3.3705, -4.5189,
2.2861, 1.9602, -0.37982, 1.9676; -0.16635, -0.062244, 0.23102, -0.26746, 0.060189,
0.10246, 0.2728, 0.85598, 0.27164; 0.11435, 2.2497, -1.9445, 1.8678, -0.017577, 1.6495,
4.2475, 2.414, 0.86306; 0.76094, 0.75832, -0.91138, 1.2017, -0.10498, -0.14911, -0.9732,
1.3902, -0.98359; -2.0954, -3.0441, 3.7309, -3.4713, -0.16565, -2.5723, 4.9463, 4.124,
7.1649]

$b_{capa\ 1}=[3.804; -1.3351; -2.908; 4.2166; 2.8465; -2.547; 0.071017; -3.8569; 1.3667; -5.2256]$

$W_{capa\ 2}=[-0.33795, -0.00060277, 0.26286, -0.089052, -0.084679, 0.12125, 3.9512, -0.54778$
0.97511, 0.025843]

$b_{capa\ 2}=[-2.3467]$

Anexo D. Intervalos de los conjuntos difuso del modelo basado en LD-RNA optimizado

Tabla B. Intervalos de los conjuntos difusos de las variables lingüísticas del modelo basado en LD-RNA optimizado.

Variable lingüística	Conjunto	Intervalo
Nivel de actividad	Bajo	[0.38 1.072]
	Medio	[0.029 1.61]
	Alto	[0.15 2.23]
Temperatura de corriente exterior	Bajo	[0.74 21.86]
	Medio	[1.08 24.06]
	Alto	[0.73 26.21]
Velocidad del aire	Bajo	[0.01 0.03]
	Medio	[0.06 0.16]
	Alto	[0.03 0.29]
Tcomf	Outt1mf1	[0 0 0 87.28]
	Outt1mf2	[0 0 0 25.73]
	Outt1mf3	[0 0 0 0.00010]
	Outt1mf4	[0 0 0 21.29]
	Outt1mf5	[0 0 0 26.27]
	Outt1mf6	[0 0 0 0.077]
	Outt1mf7	[0 0 0 28.68]
	Outt1mf8	[0 0 0 25.29]
	Outt1mf9	[0 0 0 0.20]
	Outt1mf10	[0 0 0 0.019]
	Outt1mf11	[0 0 0 75.52]
	Outt1mf12	[0 0 0 1.055e-10]
	Outt1mf13	[0 0 0 46.34]
	Outt1mf14	[0 0 0 3.74]
	Outt1mf15	[0 0 0 0.00021]
	Outt1mf16	[0 0 0 10.25]
	Outt1mf17	[0 0 0 71.91]
	Outt1mf18	[0 0 0 0.0012]
	Outt1mf19	[0 0 0 0.0054]
	Outt1mf20	[0 0 0 35.88]
	Outt1mf21	[0 0 0 2.042e-11]
	Outt1mf22	[0 0 0 29.99]
	Outt1mf23	[0 0 0 26.09]
	Outt1mf24	[0 0 0 4.076e-05]
	Outt1mf25	[[0 0 0 15.14]
	Outt1mf26	[0 0 0 29.74]
	Outt1mf27	[0 0 0 0.00024]