

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA
INSTITUTO DE INGENIERÍA
MAESTRÍA Y DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERÍA



**“DESARROLLO DE UN SISTEMA EXPERTO PARA LA
LOCALIZACIÓN GEOGRÁFICA Y DETERMINACIÓN DE LA
INTENSIDAD DE LA ISLA URBANA DE CALOR EN MEXICALI B.C.
MÉXICO.”**

**TESIS PARA OBTENER EL GRADO DE:
DOCTOR EN CIENCIAS**

PRESENTA

AFRICA CASILLAS HIGUERA

DIRECTOR

ONOFRE RAFAEL GARCIA CUETO

INDICE

Lista de figuras.	7
Lista de tablas.	10
Resumen.	12
Capítulo I. Introducción.	
1.1 Introducción.	13
1.2 Planteamiento del problema.	17
1.3 Justificación.	19
1.4 Antecedentes.	20
1.5 Hipótesis.	28
1.6 Objetivo general.	28
1.7 Objetivos específicos.	28
Capítulo II. Marco de referencia y conceptual.	
2.1 Problemática ambiental.	29
2.1.1 Cambio de uso de suelo.	29
2.1.2 Impactos urbanos en los balances de radiación y energía.	30
2.1.3 Urbanización y modificaciones climáticas.	32

2.1.4 Climatología urbana.	33
2.1.5 Isla Urbana de Calor.	36
2.1.6 Tipos de Islas Urbanas de Calor.	39
2.1.7 Factores Causales de la Isla Urbana de Calor.	41
2.1.8 Efectos de la Isla Urbana de Calor.	44
2.1.9 Técnicas para el estudio de la Isla Urbana de Calor.	45
a) Recolección de datos in situ.	45
b) Transectos móviles.	46
c) Geotecnologías espaciales.	47
d) Modelación numérica.	47
e) Técnicas innovadoras.	48
2.2 Sistemas expertos.	50
2.2.1 Técnicas de IA.	51
a) Red neuronal.	51
b) Clasificador Bayesiano.	54
c) Regla de Fisher clasificador lineal.	56
d) Clasificador cuadrático.	57
e) Regresión logística.	58
f) Máquina de soporte vectorial.	60
Capítulo III. Materiales y métodos.	

3.1 Área de estudio.	67
3.2 Materiales.	69
3.3 Métodos.	71
3.3.1 Modelo ambiental.	71
a) Análisis de datos.	75
b) Mapas isotérmicos para la ciudad de Mexicali.	76
c) Selección de variables.	77
d) Normalidad de datos.	78
3.3.2 Sistema experto.	79
1. Establecer modelo que representa la realidad de la IUC.	80
2. Establecer hechos.	80
3. Extraer base de datos de conocimiento.	80
4. Elección de algoritmos IA para el motor de inferencia.	80
4.1 Algoritmos de clasificación.	81
4.2 Red neuronal de repropagación.	83
5. Simulación y evaluación del modelo propuesto.	89
6. Diseño y programación de la interface gráfica.	89
Capítulo IV. Resultados.	
4.1 Modelo ambiental.	90
4.1.1 Análisis de datos.	90
4.1.2 Mapas isotérmicos para la ciudad de Mexicali	101

4.1.3 Selección de variables.	106
4.1.4 Prueba de normalidad.	110
4.2 Sistema experto.	111
4.1.2 Establecer modelo que represente la realidad de la IUC	111
4.2.2 Establecer hechos.	113
4.2.3 Extraer base de datos de conocimiento.	113
a) Submodelo ubicación geográfica de la isla urbana de calor (UGIUC).	114
Entrada al sistema UGIUC.	114
Salida del sistema UGIUC.	114
Base de datos de conocimiento submodelo UGIUC.	114
Estratificación y barajeo de datos UGIUC.	116
Hold-out de clases UGIUC.	118
Elección de algoritmos IA para el motor de inferencia UGIUC.	119
Técnicas de clasificación.	119
b) Submodelo estimación de la isla urbana de calor (EIUC).	127
Entrada al sistema EIUC.	127
Salida del sistema EIUC.	128
Base de datos de conocimiento submodelo EIUC.	128
Elección de algoritmos IA para el motor de inferencia	

EIUC.	128
Verificación y validación de las RNA ´S EIUC.	137
4.2.4 Simulación y evaluación del sistema experto.	142
a) Prueba del modelo UGIUC.	142
b) Prueba del modelo EIUC	145
4.2.5 Diseño y programación de la inteface gráfica.	147
Capítulo V.	
5. Discusiones.	157
Capítulo VI.	
6. Conclusiones.	167
Capítulo VII.	
7. Bibliografía.	171

LISTA DE FIGURAS

Nombre	Pagina
2.1 Balance de energía natural.	32
2.2 Forma espacial de la IUC.	38
2.3 Balance energético de la atmósfera baja.	39
2.4 Tipos de islas urbanas de calor.	41
2.5 Factores causales para el desarrollo de la isla urbana de calor.	44
2.6 Arquitectura básica de un sistema experto.	51
2.7 Red neuronal multicapa.	53
2.8 MSV dos clases.	61
2.9 Caso no linealmente separable.	62
2.10 Aparición del error.	65
2.11 Idea del uso de un kernel para transformación de los datos.	66
3.1 Ubicación del área de estudio.	69
3.2 Localización de estaciones meteorológicas Mexicali, México y Calexico, USA.	71
3.3 Proceso metodológico para el análisis de calidad de la información.	72
3.4 Extracto de la información original en pdf..	74
3.5 Pasos para la selección de la técnica de clasificación del modelo UGIUC.	81

4.1 IUC anual 2002-2007, Mexicali BC., México.	93
4.2 IUC estacional 2002-2007, Mexicali BC., México.	94
4.3 IUC primavera 2002-2007, Mexicali BC., México.	96
4.4 IUC verano 2002-2007, Mexicali BC., México.	96
4.5 IUC otoño 2002-2007, Mexicali BC., México.	97
4.6 IUC invierno 2002-2007, Mexicali BC., México.	97
4.7 IUC mensual 2002-2007 Mexicali BC., México.	98
4.8 IUC diarial 2002-2007 Mexicali BC., México.	99
4.9 Ocurrencias diarias e intensidades máximas de la IUC 2000-2007.	100
4.10 Eventos extremos de la IUC mayor o igual a 8°C.	101
4.11 Distribución isotérmica 13 de febrero del 2003 a las 4:00 hrs.	102
4.12 Distribución isotérmica 21 septiembre 2004 a las 4 hrs.	103
4.13 Distribución isotérmica 4 de febrero del 2005 a las 6:00 am.	104
4.14 Distribución isotérmica 22 de junio del 2006 5:00 am.	105
4.15 Distribución isotérmica 22 OCTUBRE 2007 a las 4:00 hrs.	106
4.16 Modelo medio ambiental de la IUC para Mexicali.	108
4.17 Prueba de normalidad Kolmogorov-Smirnov aplicada a IUC del periodo 2002-2007, Mexicali, BC. México.	111
4.18 Estructura general de la RNA para el submodelo EIUC.	128
4.19 Estructura de RNA y validación modelos IUC_COBACH, IUC_UABC e IUC_ITM.	134

4.20 Comparación entre IUC medida e IUC estimada con la RNA para la estación COBACH.	137
4.21 Comparación entre IUC medida e IUC estimada con la RNA para la estación UABC.	138
4.22 Comparación entre IUC medida e IUC estimada con la RNA para la estación ITM.	139
4.23 Simulación y evaluación del modelo propuesto.	141
4.24 Ubicación e intensidades de la IUC durante enero, abril, julio y octubre del 2007.	144
4.25 Intensidad de la IUC observada vs modelada, estaciones COBACH, UABC e ITM.	146
4.26. Pantalla principal del sistema experto.	148
4.27 Pantalla 2, Cargar archivos txt.	149
4.28 Pantalla 3. Validación de datos.	150
4.29 Pantalla 4. Selección de estaciones climáticas.	151
4.30 Pantalla 5. Matriz IUC con umbral.	152
4.31 Pantalla 6. Selección de gráfica.	153
4.32 Pantalla 7. Desarrollo histórico de la IUC, gráfica dinámica.	153
Figura 4.33 Pantalla 8. Grafica mensual de la IUC.	154
4.34 Pantalla 9. Generación de Modelos inteligentes.	155
4.35 Pantalla 10. Resultados de modelos.	156

LISTA DE TABLAS

Nombre	página
2.1 Comparación de elementos climáticos urbanos y rurales (Traducida de Griffiths, 1985).	33
2.2 Tipología Zonas Climáticas Urbanas.	36
2.3 Tipos de efectos de la IUC (Voogt op. cit., 2002).	45
3.1 Clase, ubicación, tipo y uso de suelo circundante de estaciones meteorológicas.	73
3.2 Extracto de Base de Datos.	75
4.1 Análisis de calidad de la información y porcentaje de información útil, estaciones urbanas.	91
4.2 Análisis de calidad de la información y porcentaje de información útil, estaciones rurales.	92
4.3 Extracto de la base de datos de conocimiento para la clasificación.	115
4.4 Clases probabilidad a priori de los eventos.	116
4.5 Extracto de matrices 2 y 3 a) ordenada b) barajada.	117
4.6 Partición de registros para entrenamiento y prueba.	118
4.7 Matrices de confusión para los cuadrático normal de bayes, lineal normal de bayes, Regresión logística, Naive Bayes, SVM polinomial orden 2, orden 3, orden 15 hiperbólico C=1. True	

Labels = casos o clases.	120
4.8 Comparación estadística de técnicas inteligentes de clasificación.	121
4.9 Evolución del modelo IUC_COBACH.	130
4.10 Evolución del modelo IUC_UABC.	131
4.11 Evolución del modelo IUC_ITM.	132
4.12 Parametros de redes neuronales para el modelo final de EIUC.	134

Resumen

Este estudio tiene como objetivo la propuesta de un modelo inteligente capaz de determinar la ubicación geográfica y estimar la intensidad de la Isla Urbana de Calor (IUC) en Mexicali, México, la cual tiene implicaciones en la salud, confort térmico, calidad del aire, manejo de energía y planeación urbana. Se analizó la diferencia térmica entre temperaturas urbanas con suburbanas de cinco estaciones fijas de calidad del aire durante el período 2002-2007. Aplicando redes neuronales artificiales se estimó la intensidad diaria de la IUC y con la técnica máquina de soporte vectorial fue determinada la ubicación geográfica. Los resultados evidenciaron que durante el periodo de estudio la IUC se desarrolló durante 5 años y 8 meses en la mayoría de los casos alrededor de ITM durante la noche (11:00 pm a 12:00 am ó de 4:00 am a 6:00 am) aunque la intensidad máxima de 10.9°C se presentó en año 2003 en UABC. Las estaciones del año con mayor tendencia al incremento térmico son primavera (intensidades medias), otoño e invierno (intensidades altas y extremas). Con el modelo propuesto se demostró que las herramientas de inteligencia artificial son adecuadas al tener una exactitud en la ubicación del fenómeno del 96% con una variabilidad en la intensidad de 0.001°C.

CAPITULO I.

INTRODUCCIÓN.

1.1 Introducción.

La ciudad constituye la forma más radical de transformación del paisaje natural, su aparición da lugar a un espacio antrópico, es el reflejo de un producto social complejo y contradictorio donde se halla la riqueza, la pobreza y en la que se encuentran las oportunidades económicas, sociales y políticas; consecuentemente el bienestar de la mayoría de la población mundial está ligado al entorno urbano. La ciudad, en términos de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE, 1994) es uno de los más poderosos símbolos culturales que ha creado la humanidad, pues su forma física y su presencia producen de manera comprensible las más sofisticadas instituciones y propósitos sociales. En general, puede expresarse en concentración de población, servicios que brindan, actividades de sus habitantes, cambios de materiales constituyentes del suelo, expansión del espacio de vivienda sobre y bajo la superficie (Bottino, 2009).

La inercia del crecimiento urbano y concentración demográfica ejerce una presión sobre servicios prioritarios como el suministro de agua, manejo de desechos, educación, salud, entre otros, para lograr satisfacerlos la cobertura del suelo natural es modificado con materiales artificiales y diferentes usos de suelo (Weng *et al.*, 2004); así a través del proceso de urbanización, la superficie nativa original es cubierta por elementos impermeables o densos, imponiendo un nuevo medio edificado sobre paisajes y ecosistemas naturales sin tomar en cuenta la sustentabilidad de la ciudad.

La modificación antrópica se manifiesta por una doble vertiente: por un lado el hombre introduce directa y conscientemente modificaciones de mejora en el plano y morfología urbana; por otra parte se derivan indirectamente de este mismo espacio construido afectaciones negativas. Los elementos del mosaico urbano usados en la construcción con propiedades térmicas que incrementan el almacenamiento de energía solar, en conjunto con las actividades realizadas en el sector industrial, doméstico y de transporte que producen calor antropogénico acentúan una mayor absorción de radiación de onda corta mientras que reducen la emisión de la radiación de onda larga por encima de los edificios; claramente la estructura de la ciudad modifica el balance energético de la superficie y la composición de la atmósfera (Oke, 1988;

Landsberg, 1981) que se manifiesta en un cambio significativo en el microclima urbano dando lugar a temperaturas citadinas más cálidas comparadas con las áreas rurales circundantes, fenómeno llamado Isla Urbana de Calor (Oke, 1987; Synnefa *et al.*, 2008), la cual tiene consecuencias negativas como el incremento de estrés térmico, mayor demanda de energía y agua, así como efectos positivos como la reducción de calefacción y período libre de heladas para una mejor salud del ecosistema urbano.

Esta tesis está enfocada fundamentalmente al estudio de la Isla Urbana de Calor (IUC) con el propósito de lograr una mayor comprensión de este fenómeno mediante la aplicación de técnicas no lineales como la inteligencia artificial que combina la clasificación mediante máquina de soporte vectorial y predicción con redes neuronales multicapas y es la continuidad una investigación previa realizada mediante técnicas tradicionales; La principal contribución del presente trabajo al campo de conocimiento de la climatología urbana es el desarrollo de un modelo inteligente capaz de estimar la intensidad y ubicación geográfica de la IUC. La información generada por el sistema puede ser útil para distintos especialistas como planificadores urbanos en sus planes de desarrollo, el sector salud para evaluar y proponer estrategias de uso de espacios como localización de albergues, para la agencia productora de

electricidad en consumo energético asociados al crecimiento urbano, etc.

Esta tesis está distribuida de la siguiente manera, el Capítulo I expone la Introducción al tema, planteamiento del problema, justificación, un estado del arte sobre estudios realizados alrededor del mundo, tanto de IUC con técnicas tradicionales, como con técnicas de inteligencia artificial, hipótesis del estudio y objetivos. En el Capítulo II se define formalmente el concepto de IUC, las causas, factores de formación, efectos y estrategias de mitigación; también se exponen los conceptos de máquina de soporte vectorial y redes neuronales, que son el fundamento teórico de esta tesis, así como el área de estudio. El Capítulo III describe los Materiales y Métodos usados para la modelación de la IUC en la ciudad de Mexicali, entre ellos los modelos bayesianos, máquina de soporte vectorial y redes neuronales multicapas. El Capítulo IV presenta los Resultados obtenidos con cada una de las técnicas mencionadas anteriormente y se realiza la Discusión procedente. Finalmente en el Capítulo V se exponen las Conclusiones y se desarrollan Recomendaciones para trabajos futuros.

1.2 Planteamiento del problema.

El estudio de la IUC ha cobrado importancia debido a que las tendencias de urbanización se han incrementado, se espera que alrededor del 2030 un 62% de los habitantes de países en desarrollo vivirán en ciudades (ONU-HABITAT, 2008), aunque el área ocupada apenas representa el 2% de la superficie del planeta, su impacto se extiende mucho más allá de sus límites convirtiendo a las ciudades en auténticos focos calientes a partir de los cuales se originan alteraciones ambientales. Las zonas urbanas consumen más del 75% de los recursos naturales y el 70% de la energía eléctrica generada a nivel mundial, porcentaje que aumenta a razón de 1.5% y 2% en horas pico por cada grado que se intensifica la IUC (Correa *et al.*, 2003). Es probable que para muchas ciudades, los incrementos de la IUC acaecidos en el siglo XX estén en una escala superior a los que se producirán por causa del calentamiento global en el siglo XXI (Romero *et al.*, 2008). La climatología urbana se enfrenta al gran reto de caracterizar lo que algunos autores han definido como el clima urbano ideal, entendiendo como tal aquel que permite a los habitantes de las ciudades gozar de un aire limpio, una ausencia de estrés térmico y al mismo tiempo minimizar los impactos negativos de la ciudad sobre el ambiente natural (Souch y Grimmond, 2004).

Actualmente existen varios métodos para abordar la problemática de la IUC por medio de modelos matemáticos y estadísticos con la utilización de distintas bases de datos como el uso de redes de observación termométrica urbana-rural (Jáuregui, 1997; Tejeda y Acevedo, 1990; Ren *et al.*, 2007; Casillas y García, 2009), recorridos urbanos en vehículos instrumentados (Cervantes *et al.*, 2000; Fernández *et al.*, 2009) o mediante imágenes de satélite (Gallo *et al.*, 1993; Weng *et al.*, 2003; García *et al.*, 2007; Li y yu, 2008). Un método propuesto es también la modelación dinámica (Casillas *et al.*, 2012). Aunque se han realizado esfuerzos para modelar la IUC con las técnicas anteriormente enunciadas, la no linealidad del complejo problema multivariable del estudio de la IUC hacen que los modelos numéricos y estadísticos no expliquen en su totalidad el fenómeno, por lo que en la última década se han propuestos modelos para estudiar la intensidad de la IUC con técnicas de inteligencia artificial con las que se han obtenido errores de hasta 0.8°C (Ji *op cit.*, 2011), así que resulta de especial interés en el avance de las ciencias atmosféricas la generación de modelos inteligentes con capacidades de mejoramiento en el ajuste en la estimación y ubicación de la IUC.

1.3 Justificación.

Desde comienzos del siglo XX la predicción meteorológica se ha abordado de forma numérica, utilizando modelos de circulación atmosférica (sistemas de ecuaciones en derivadas parciales, o aproximaciones numéricas) integrados sobre rejillas espaciales apropiadas a partir de condiciones iniciales conocidas (Costoya, 2011). La predicción numérica se ha visto favorecida con los avances computacionales que han producido una evolución más fiable en la predicción del tiempo. Se han realizado intentos de predecir meteoros locales aplicando directamente técnicas estadísticas a los registros históricos de observaciones disponibles de estos fenómenos, por ejemplo mediante modelos auto-regresivos (Costoya *op.cit.*, 2011). Sin embargo, para determinados elementos meteorológicos estas técnicas tienen grandes limitaciones, por una parte debido a la resolución de los modelos numéricos que no permiten obtener estimaciones locales precisas en puntos geográficos de interés, y por otra parte los modelos estadísticos no incluyen suficiente información sobre los fenómenos físicos que intervienen en procesos ambientales de baja escala, mostrándose ineficientes desde un punto de vista operativo. Con la gran cantidad de información histórica sobre mediciones puntuales con que se cuenta actualmente es posible desarrollar modelos de estimación locales con Softcomputing como herramienta eficaz para evaluar

procesos de la generación en modelos del clima (Chen *et al.*, 2006). Bajo este contexto existen estudios sobre el análisis de la IUC, pero no se ha desarrollado, hasta la fecha, ningún modelo para determinar la ubicación geográfica de la misma. Por ello, este trabajo se enfoca en desarrollar una herramienta híbrida que integre métodos de sistemas expertos y la información estadística contenida en las observaciones locales. Para ello se aplican distintas técnicas de inteligencia artificial a fin de determinar la intensidad de la IUC y su ubicación geográfica en Mexicali, B.C. El estudio es importante pues la IUC puede agravar la contaminación atmosférica existente, así como incrementar el consumo de energía, agua, y generar estrés térmico, entre otras consecuencias. El sistema experto desarrollado en esta tesis es capaz de ser ejecutado a través de cualquier computadora sin importar su ubicación geográfica, de la misma manera puede ser implementado en cualquier ciudad del mundo con distinta morfología y ser entrenado solo con los datos locales para su funcionamiento regional.

1.4 Antecedentes.

El crecimiento urbano ha propiciado un cambio en el microclima urbano, y aunque la IUC lleva estudiándose más de 160 años, el fenómeno aún no es entendido completamente (Hafner y Kidder, 1998). Diferentes autores han realizado estudios alrededor del mundo en ciudades con

distintas características urbanas tanto del punto de vista experimental como teórico, con el propósito de entender su génesis, desarrollo, modelar su comportamiento y proponer alternativas de mitigación. Se ha observado que el tamaño de la ciudad tiene un papel importante en la intensidad de la IUC, a decir en las ciudades pequeñas se manifiestan fuertes intensidades de la IUC en superficie mientras que en el aire la intensidad es más pequeña (Montálvez *et al.*, 2000) a diferencia de las grandes ciudades donde el aumento de la intensidad en la IUC atmosférica está relacionada con la densidad poblacional como lo indica la formula $IUC_{Max} = 1.42 \log(pob) - 2.09$ (Torok y Morris, 2001). Debido a la compleja dinámica atmosférica la comprensión de la IUC sigue siendo limitada. El interés científico en torno a la modelación del fenómeno ha impulsado la aplicación de técnicas no lineales como la inteligencia artificial para su análisis.

A nivel mundial las técnicas clásicas para el estudio de la IUC se han aplicado en ciudades como Seul, Korea, donde mediante la estadística, se estudió la estructura espacial y temporal de la IUC con datos de temperatura superficial medidas en 31 estaciones meteorológicas automáticas entre marzo de 2001 y febrero de 2002. Se encontró que debido a la topografía local los sectores comercial e industrial dan una forma espacial a la IUC con una estructura idealizada, es decir una isla

de calor concéntrica. Las regiones relativamente cálidas se extienden en la dirección este-oeste y las regiones relativamente frías se encuentran cerca de las montañas del norte y del sur. La IUC en Seúl es más fuerte en la noche que durante el día y disminuye con el aumento de la velocidad del viento y las nubes, mientras que en el verano se encuentra un menor desarrollo. El promedio máximo de su intensidad es de 3.4°C a las 3:00 am siendo más fuerte en días entre semana que en fines de semana, por lo que se encuentran relacionados el tipo de suelo y el calor antropogénico (Kim y Baik, 2005).

En el caso particular de Beer Sheba, Israel, una ciudad árida, fue evaluada la IUC bajo la propuesta de un método para la estimación de la cubierta del tejido urbano en regiones con terreno complejo que carecen de observaciones pre-urbanas. El método se basa en una relación lineal entre la diferencia de temperatura urbano-rural con temperaturas del aire mínima y máxima para el verano y el invierno. La topografía cóncava de la ciudad predomina sobre la contribución del fenómeno durante la noche, la estimación neta de la IUC varía entre 10.88°C y 13.18°C con los valores más altos durante la noche (Saaroni y Ziv, 2010).

La IUC también se ha identificado en Japón. Se estudiaron tres diferentes ciudades: Takamatsu (urbana), Tadotsu (rural) y Osaka (metropolitana); se analizaron y compararon los cambios en la temperatura durante el período 1942 a 2009, mediante relaciones estadísticas e imágenes satelitales. Las temperaturas se incrementaron gradualmente en las tres áreas siendo el más significativo el mes de agosto. El efecto de la IUC en Takamatsu se dio a una razón anual de 1.8°C , similar a la encontrada en Osaka, además se encontró un aumento en el número de días por encima del umbral de 34°C (Miyatake *et al.*, 2011).

No obstante el interés científico a nivel internacional por incursionar en las técnicas de nueva tendencia como lo es la inteligencia artificial, se ve reflejado en estudios como el realizado en Beijing, China, en el cual se demostró que la técnica de regresión de máquina de soporte vectorial (SVM) con datos obtenidos de una imagen MODIS, supera a la regresión lineal múltiple y la red neuronal artificial, para modelar la intensidad máxima diaria de la IUC nocturna, con un error de 0.8°C y 1.3°C , respectivamente. Los resultados sugieren considerar en conjunto características de la superficie, parámetros climáticos y meteorológicos (Ji *op.cit.*, 2011).

Por otro lado en Atenas, Grecia, fue construido un modelo con un enfoque de redes neuronales durante el periodo 1997-1998, que incluye la circulación atmosférica, temperatura ambiente medida en 22 estaciones meteorológicas urbanas, valores máximos diarios del total de radiación solar y velocidad del viento. La salida del modelo fue el diferencial térmico para cada estación sin indicar la máxima intensidad de la IUC, la variabilidad del error mínimo cuadrado tuvo un rango de 0.18 a 0.48 °C (Mihalakakou *et al.*, 2004).

Asimismo en Inglaterra se aplicó un modelo basado en redes neuronales para predecir la intensidad de la temperatura del aire en la estación meteorológica citadina donde se encuentra ubicada la IUC durante el período 1999-2000, se tomaron como variables de entrada la temperatura horaria de dicha estación. El modelo fue validado mediante la medición de datos del 2001-2008. El mejor resultado de la predicción fue a las 21:00 h con un error entre 2.7% y 5.6%, por lo tanto, el modelo es una herramienta fiable, si no existiese la necesidad de determinar la ubicación ni la visualización del fenómeno, para su uso como parte del proceso de predicción de calefacción y refrigeración para edificios urbanos (Kolokotroni *et al.*, 2010).

Por otra parte en interés de México en la IUC se manifiesta en investigaciones como la realizada en Ciudad Juárez, donde se determinó el fenómeno de la IUC mediante la comparación de temperaturas de la zona urbana con una semirural cercana. Se obtuvieron datos de cinco estaciones fijas de monitoreo y se elaboraron gráficas comparativas. Se obtuvieron los valores de la IUC para los meses de enero y febrero (invierno), y de junio a septiembre (verano). La IUC se presenta en Ciudad Juárez con un valor máximo diurno en promedio de 6°C y un valor negativo máximo nocturno en promedio de 7°C (Contreras *et al.*, 2008).

De manera local, es decir en Mexicali, se realizó un análisis temporal y espacial de la temperatura del aire en el dosel urbano de la ciudad y sus alrededores rurales. A una base de datos de largo período (1950-2000) se aplicaron varias pruebas estadísticas para identificar la variabilidad temporal de la temperatura. Se observaron tendencias positivas y estadísticamente significativas de temperatura mínima, con un valor de 0.66 °C por década, en el área urbana, mientras que en las estaciones rurales se observaron valores menores; respecto a la temperatura máxima también se encontraron resultados estadísticamente significativos, pero con una tendencia negativa. Al realizar el análisis espacial, con una base de datos de época reciente (2000-2005), quedó

de manifiesto la presencia de una masa de aire tibio nocturna en la atmósfera urbana, encontrándose que la diferencia máxima, entre la ciudad y sus alrededores, ocurre en Mexicali, al igual que en muchas otras ciudades del mundo y afecta de manera importante al clima local (García-Cueto *et al.*, 2009).

Asimismo Casillas (2009) realizó un estudio con el propósito de evaluar la modificación de la temperatura del aire por la dinámica de crecimiento de la ciudad. Realizó un diagnóstico térmico climatológico donde se evaluó la magnitud, extensión espacial y evolución de la IUC, las tendencias temporales de temperatura mínima para los períodos 2020, 2050 y 2080; así como la evaluación de la isla de calor y su relación con el uso del suelo mediante diversas técnicas como una red termométrica urbana con información del 2000 al 2005, imágenes satelitales LANDSAT TM y +ETM, de los años 1993 y 2003; modelación de un sistema dinámico capaz de interpolar temperaturas a través de un algoritmo genético; también, se aplicó una técnica de reducción de escala estadística a las temperaturas mínimas promedio anuales de la estación climatológica de mayor continuidad temporal (1960 -2000), y generó potenciales escenarios bajo los modelos de emisión atmosférica CGCM1 y CGCM3. En evidencia la existencia de una Isla Urbana de Calor (IUC) nocturna en los meses de Enero, Febrero, Marzo y Noviembre, con su

mayor desarrollo en las primeras horas de la madrugada, y una intensidad promedio de 5.1°C. El análisis de las isotermas mostró que en ocasiones se desarrolla una segunda isla de calor, por ejemplo, el día 6 de abril de 1993 la temperatura en la ciudad fue 13.7°C más alta que la rural; el calentamiento se mantuvo similar para el día 12 de mayo del 2003 a 12.6°C. La IUC se desarrolla con mayor frecuencia en el sureste de la ciudad, y tanto el análisis histórico como la comparación de las imágenes satelitales mostraron que la IUC tiene relación con el cambio de uso de suelo provocado por el crecimiento urbano; finalmente las tendencias de temperatura mínima muestran un incremento en su peor escenario (A1) respecto al escenario base de 1961 a 1990 de 16°C, 16.5°C y 19.2°C °C para los periodos 2020s, 2050s y 2080s respectivamente. Se concluye que el uso del suelo repercutió en un mayor desarrollo de la isla urbana de calor de dosel urbano acentuándose el calentamiento en la zona sureste que es precisamente la zona con mayor crecimiento, lo que podría ser un indicador de la modificación del clima ocasionado por la urbanización, y por tanto generador de microclimas urbanos, al alterar el balance radiativo y energético.

1.5 Hipótesis.

Las técnicas de inteligencia artificial son aplicables a la estimación de la intensidad y ubicación geográfica de la IUC, asimismo la implementación de un sistema experto proporcionan una mayor comprensión del fenómeno.

1.6 Objetivo general.

Desarrollar un sistema experto para la estimación de la intensidad y ubicación geográfica de la Isla Urbana de Calor en Mexicali, B.C.

1.7 Objetivos específicos.

- I. Evaluar el desarrollo de la isla urbana de calor en diferentes períodos.
- II. Generar un algoritmo para la determinación de la IUC.
- III. Generar un algoritmo de clasificación.
- IV. Programar interface gráfica.

CAPITULO II

MARCO DE REFERENCIA Y CONCEPTUAL.

2.1 Problemática ambiental.

2.1.1 Cambio de uso de suelo.

El **uso de suelo** es un término clave de las intervenciones humanas en la naturaleza. Se refiere al uso que las personas hacen de una superficie de tierra (agricultura, zona forestal, comercio, recreación, etc.), mientras que la **cobertura de suelo** se refiere al tipo de material biofísico presente en una determinada superficie del planeta (Palafox, 2008). La urbanización, máxima expresión de cambio de cobertura del suelo, se realiza al remplazar el suelo nativo por uno de características físicas diferentes, y ha sido la tendencia dominante desde mediados del siglo pasado. El crecimiento urbano ejerce una presión en servicios ambientales como el suministro de agua, energía, manejo de residuos, y en otros aspectos muy importantes, como educación y salud; La urbanización es el principal cambio de uso y cobertura del suelo en la historia del hombre. Weng (2003) la define como la conversión de diversos tipos de usos de suelo para su utilización asociados con el crecimiento de población y economía. El término de "**mancha urbana**" se refiere a la vista aérea del centro urbano ó tamaño de una población; a las tendencias de expansión según la geografía y topografía del lugar se le conoce como "**crecimiento de las ciudades**" (Benevolo, 1993).

2.1.2 Impactos urbanos en los balances de radiación y energía.

El balance radiativo natural consiste en mantener un equilibrio térmico entre la radiación que entra proveniente del sol y la que sale del sistema climático terrestre. En este proceso la energía solar es absorbida, reflejada o transmitida por los diferentes elementos que componen el sistema Tierra-atmósfera. En particular, la energía que es absorbida por las diferentes coberturas de suelo, es irradiada como radiación de onda larga hacia el espacio exterior, sin embargo parte de ella es absorbida por los gases de efecto invernadero y retornada nuevamente hacia la Tierra, lo que ocasiona un efecto calefactor propiciando una temperatura adecuada para la vida (Batista y Desdín, 2011). El balance de energía se describe en la ecuación 2.1 (Oke op cit., 1988)

$$(E_G - E_R + E_A - E_T) = (G_0 + H + H_0) \quad \text{Ecuación 2.1}$$

Donde E_G es la radiación solar entrante de onda corta; E_R es la energía reflejada de onda corta; E_A es la radiación atmosférica; E_T es la emisión terrestre de onda larga; G_0 es almacenamiento de calor por la superficie terrestre; H es el flujo de calor latente; y H_0 es el flujo de calor sensible.

A la diferencia entre la radiación solar entrante de onda corta y la radiación terrestre saliente o de onda larga, se le denomina radiación neta (Q^*), la que en su forma más simple se compone de: 1) calor sensible (Q_H) representado por el cambio de temperatura del aire, 2) calor latente (Q_E) de evaporación donde la energía se almacena en forma de vapor de agua, y 3) flujo de calor a la superficie (Q_G) inmediata por debajo del nivel del suelo (ecuación 2.2).

$$Q^* = Q_H + Q_E + Q_G$$

Ecuación 2.2

El proceso de urbanización al cambiar la cobertura del suelo, modifica radicalmente el balance de energía de la superficie, así como la composición de la atmósfera en las ciudades (Huang *et al.*, 2008). La figura 2.1 presenta un diagrama de los flujos que interactúan en la atmósfera urbana comparados al ambiente natural (Bridgman *et al.*, 1995). Debido a las propiedades biofísicas de los materiales urbanos, la energía solar de onda corta es absorbida por los materiales urbanos durante el día y liberada como radiación de onda larga por la noche a un ritmo menor que el espacio rural circundante.

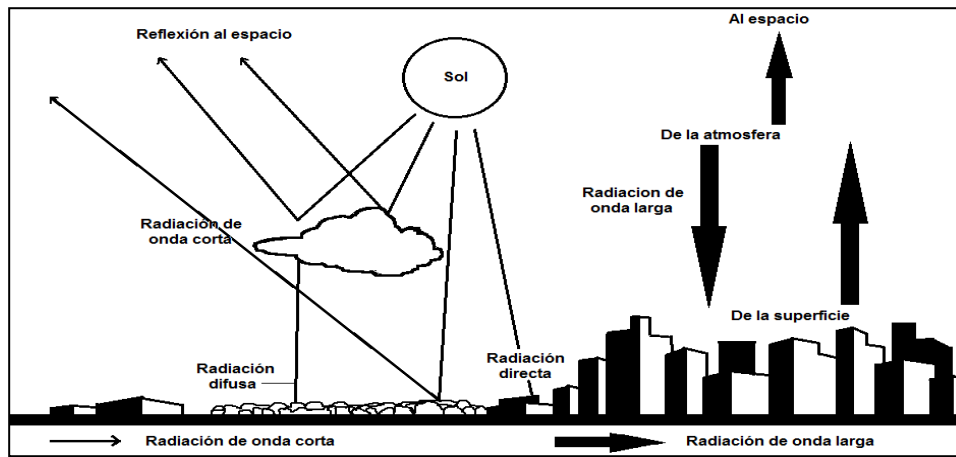


Figura 2.1 Balance de energía natural (Elaboración propia).

2.1.3 Urbanización y modificaciones climáticas.

El efecto urbano ocasiona una notable modificación del clima que contrasta significativamente con el entorno periurbano o rural circundante, en la tabla 2.1 se presenta varios cambios causados por las ciudades en los elementos climáticos, al compararlos con el ambiente rural; la estructura urbana y la diversidad de usos de suelo crean importantes cambios internos que se traducen en la formación de espacios climáticos bien diferenciados, siendo la topografía el factor que más influye de forma negativa en el reparto de las temperaturas (Cuadrat *et al.*, 2005).

ELEMENTO	PARÁMETRO	MEDIO AMBIENTE URBANO COMPARADO CON EL RURAL
Radiación ultraviolet	Sobre una superficie horizontal	-15% -30% (invierno) -5% (verano)
Temperatura del aire	Media anual Máxima del invierno Estación de largas heladas	+0.7°C +1.5°C -2 a 3 semanas (posible)
Velocidad del Viento	Media anual Rachas extremas Frecuencia de calmas	-20 a -30% -10 a -20% +5 a -20%
Humedad Relativa	Media anual Media estacional	-6% -2% (invierno); -8% (verano)
Precipitación	Anual Días (menores a 5 mm) Días con nieve	+5% a -10% +10% -14%

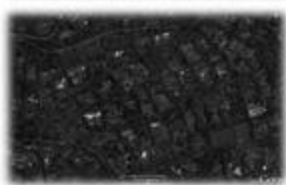
Tabla 2.1 Comparación de elementos climáticos urbanos y rurales (Traducida de Griffiths, 1985).

2.1.4 Climatología urbana.

La climatología urbana tiene interés en el estudio de las modificaciones climáticas ocasionadas por la urbanización y por lo tanto los datos climáticos deberían ser usados para mejorar la planeación urbana (Tejeda, 1994). Por ejemplo el cambio térmico que el efecto urbano ocasiona es una notable modificación del clima, que contrasta significativamente con el entorno periurbano o rural circundante, a su vez, la configuración local del relieve, la estructura urbana y la diversidad de usos de suelo crean importantes cambios internos que se traducen en la formación de espacios climáticos urbanos bien diferenciados (Landsberg *op cit.*, 1981).

Stewart y Oke (2010) realizan una propuesta de las zonas climáticas locales (ZCL) y las definen como regiones de distribución uniforme de

temperatura de la superficie-aire a escalas horizontales de 102 a 104 metros. Se clasifica en cuatro tipos (urbano, natural, mixto y agrícola), y se subdividen en categorías. Cada ZCL exhibe una geometría característica y cobertura de la tierra que genera una única superficie a temperatura ambiente bajo un cielo calmo y claro (tabla 2.2). Las zonas se diferencian por propiedades de la superficie que influyen directamente en la temperatura, como la fracción vegetal, altura de los árboles y edificios, rugosidad de la construcción, espacio entre objetos, la humedad del suelo y el flujo de calor antropogénico.

Tipología Stewart & Oke (2009)	Adaptación	Características	Imagen
Compact Lowrise	Urbanización Alta Densidad	Áreas continuas de viviendas, con escasos o nulos espacios entre cada estructura, entre 60 y 80% de superficie impermeabilizada.	
	Urbanización Media Densidad	Viviendas de disposición irregular entre 40% y 60% de superficie impermeable.	
Open Set Lowrise	Urbanización Baja Densidad	Áreas con un porcentaje de impermeabilización que oscila entre 20 y 40%.	
Open Set Midrise - Blocks	Bloques de Viviendas	Edificación de altura baja a media (entre 3 y 7 pisos), con superficies impermeables que oscilan entre 25% y 50%.	
Regular Housing	Viviendas Uniformes o Regulares	Viviendas de disposición regular entre 40% y 60% de superficie impermeable. Asociada a condominios cerrados.	
Lightweight Lowrise	Campamentos	Construcciones de material ligero, asociadas de terrenos baldíos.	
Extensive Lowrise	Industrias y Bodegas	Grandes construcciones en superficies sin vegetación que ocupan la mayor parte del área (Fábricas, Bodegas, Multitiendas y Grandes Supermercados).	
Open Ground	Espacios Abiertos	Superficies con bajo porcentaje construido. Parques urbanos, universidades, colegios.	

Bare Ground	Urbano en desuso	Suelos desnudos, sin presencia de vegetación.	
Modern Core	Centro Nuevo	Espacios de alta densidad de construcción con edificios en altura (sobre 8 pisos), asociados a procesos de renovación urbana.	
Old Core	Centro Antiguo	Espacios de alta densidad de construcción con edificios de mediana altura (4 a 7 pisos).	
	Mixto (Centro antiguo y nuevo)	Coexisten espacios de alta densidad con construcciones de baja (1 a 3 pisos), media y gran altura.	
Sparcely Developed	Asentamiento Disperso	Áreas residenciales Suburbanas, grandes predios con muy bajas tasas de construcción y alto porcentaje de cobertura vegetal (superior de 75%).	

Tabla 2.2 Tipología Zonas Climáticas Urbanas (tomado de Romero *op cit.*, 2010).

2.1.5 Isla urbana de calor.

Como se mencionó anteriormente la radical transformación del espacio rural en urbano, caracterizada principalmente por las diferentes propiedades físicas y térmicas del sistema urbano en los que se incluyen admitancia térmica, razón de calentamiento y enfriamiento, la generación de calor antrópico y rugosidad superficial, tiene entre otros efectos los siguientes: disminuye el flujo de calor latente, incrementa el calor sensible que genera un mayor calentamiento del aire superficial y

consecuentemente la temperatura del sistema urbano se eleva, siendo mayor que en los alrededores rurales, apareciendo así la Isla Urbana de Calor (IUC) (Barradas, 1987; Grimmond y Souch 1994) que recibe el nombre por su aspecto espacial, es decir, las isotermas o líneas de igual temperatura forman un patrón similar a una isla (figura 2.2), misma que en el centro tiene el valor térmico más alto; el patrón espacial específico de la IUC depende en gran medida de la densidad urbana o tamaño de la ciudad (Voogt, 2002). La intensidad de la IUC se refiere a su magnitud en unidades de temperatura, se define por la diferencia de la temperatura del aire medida en la ciudad y la medida en los alrededores rurales.

Cuando se combinan condiciones atmosféricas favorables (nubosidad, radiación solar, estación del año, velocidad del viento) y superficiales (usos, coberturas de suelo, factor de vista de cielo, densidades de los materiales de construcción), la intensidad es típicamente del orden de 1°C a 3°C, pero puede alcanzar hasta 12°C como en el caso de la ciudad de Mexicali, B.C. (Casillas y García *op cit.*, 2009).

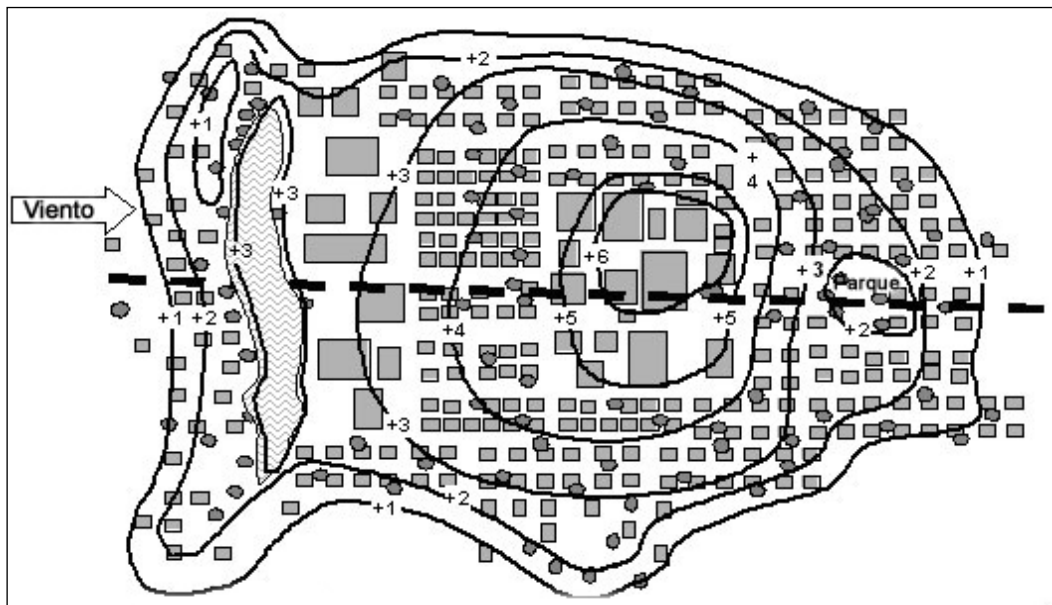


Figura 2.2 Forma espacial de la IUC (Imagen tomada de <http://www.actionbioscience.org>).

Ya que la IUC no es más que una expresión de la modificación de la ecuación del balance energético natural superficial y la atmósfera baja (ecuación 2.1), es decir un exceso o déficit de radiación neta más el aumento del calor antropogénico, es conveniente mostrar la formula de la adaptación del balance existente (ecuación 2.3) en su forma simple como:

$$R_n + F = H_0 + G + A + H \quad \text{Ecuación 2.3}$$

Donde R_n es la radiación neta de todas las longitudes de onda; F es el calor artificial o antropogénico generado dentro de la ciudad por combustión y metabolismo; H_0 es la transferencia de calor sensible; G es el almacenamiento de calor en el tejido urbano (edificios, pavimento, etc.); A es la energía transportada por advección; y H es la

transferencia de calor latente. En la figura 2.3 se muestra esquemáticamente tal balance, y su distribución en las áreas urbana y rural, tanto en el período diurno como nocturno.

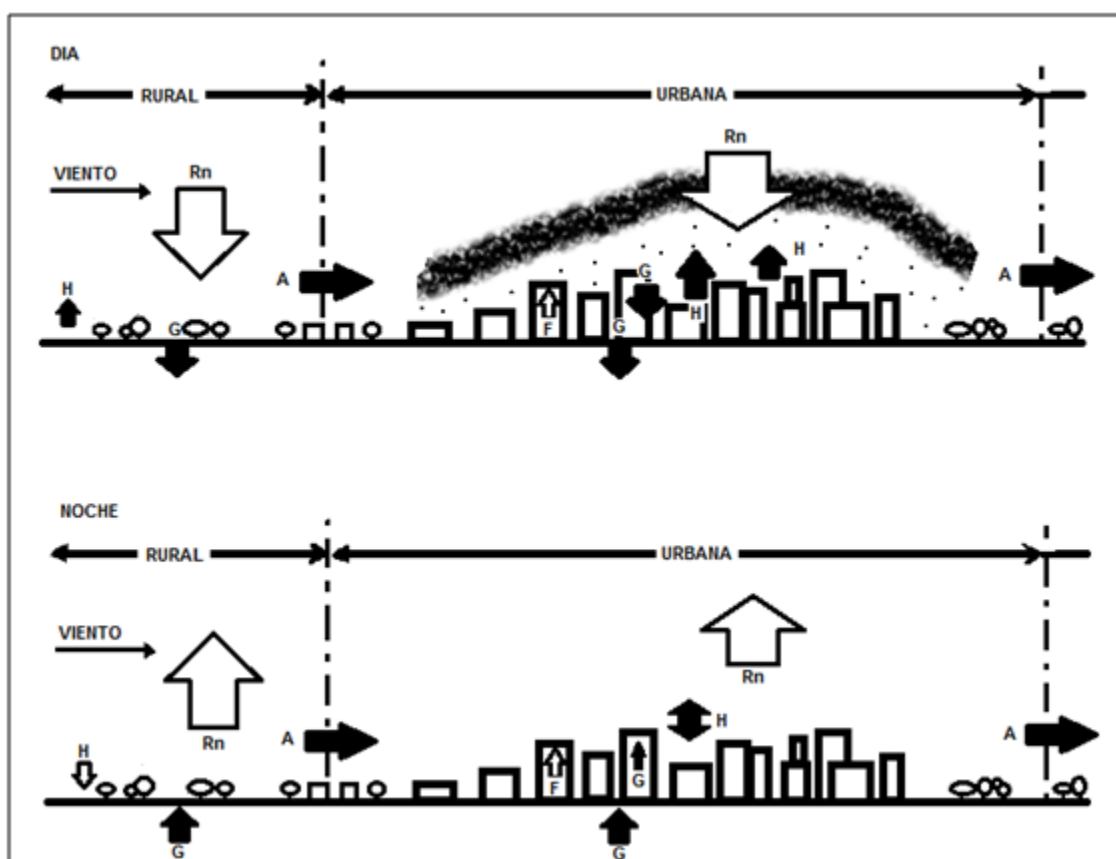


Figura 2.3 Balance energético de la atmósfera baja (Adaptada de Chandler, 1976).

2.1.6 tipos de Islas Urbanas de Calor.

Existen tres tipos de Islas Urbanas de Calor (Voogt, 2004), la primera se refiere al calor relativo de la superficie urbana y las dos últimas se refieren a un calentamiento de la atmósfera en dicha área.

Isla Urbana de Calor Superficial. Consiste en un calentamiento diferencial de la superficie del suelo, ya que al cambiar las características naturales, por otro de naturaleza impermeable y con diferentes propiedades térmicas, la energía de onda corta es absorbida por los elementos que existen en la ciudad y es liberado principalmente como calor sensible (figura 2.3). Puede presentarse tanto en el día como en la noche; usualmente tiene sus valores más altos durante el día porque la radiación solar contribuye al calentamiento de las superficies urbanas.

Isla Urbana de Calor de capa limite. Tiene forma de domo; el calor radiante de la superficie del suelo alcanza una altura mayor en el centro de la ciudad, mientras que en los límites de la misma que colinda con las áreas rurales tiende a desaparecer. Los vientos a menudo cambian el domo a una forma lineal o bien rompen el fenómeno (figura 2.4).

Isla Urbana de Calor de Dosei. Se sitúa en la capa de aire más cercana de la superficie de la ciudad, extendiéndose hacia arriba aproximadamente a la altura promedio de las construcciones (figura 2.4). Su mayor intensidad se presenta en horas cercanas al amanecer. Durante el día es moderadamente débil, e incluso puede llegar a desaparecer para dar lugar a una isla urbana fría.

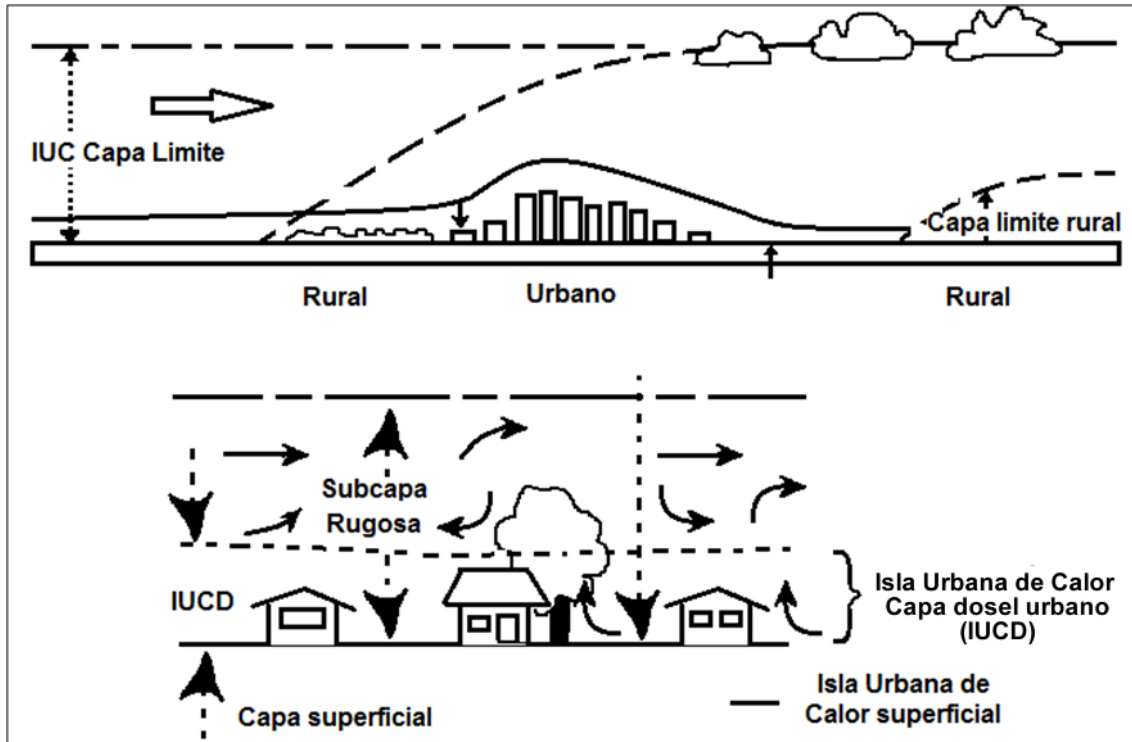


Figura 2.4 Tipos de islas urbanas de calor (Adaptada de Oke, 1982)

2.1.7 Factores causales de la isla urbana de calor.

La isla urbana de calor se ve propiciada por una serie de factores dentro de los cuales cabe destacar los siguientes:

Tiempo atmosférico. El viento y las nubes, influyen en la formación de las islas de calor urbano. Sus magnitudes son mayores bajo condiciones en calma y noches despejadas. A medida que los vientos aumentan, mezclan el aire y reducen la isla de calor o incluso rompen el efecto; también, al desarrollarse más nubes se reduce el enfriamiento nocturno. Las variaciones estacionales de los patrones de tiempo afectan la frecuencia y la magnitud de la isla de calor.

Ubicación geográfica. Influye la topografía de la zona y características de los alrededores rurales de la ciudad. Las influencias locales del tiempo atmosférico, como los sistemas locales de vientos, afectan la IUC; por ejemplo, las ciudades costeras pueden experimentar un enfriamiento de las temperaturas urbanas durante el verano, cuando las temperaturas de la superficie del océano están más frías que las de la tierra y el viento sopla hacia tierra firme.

Forma de la ciudad. La geometría urbana, los materiales utilizados para la construcción de los elementos del mosaico urbano, las características de la superficie de la ciudad, como las dimensiones y espaciamiento de las edificaciones, las propiedades térmicas, la cantidad de espacios verdes, las superficies oscuras como las carreteras de asfalto que absorben más energía, aumentan la temperatura de la cobertura del suelo lo que tiene un impacto directo en la temperatura del aire modificando el clima local, lo que aporta una mayor intensidad a la IUC (Zhang y Wang, 2008).

Factores socioeconómicos. El calentamiento antropogénico generalmente tiene mayor impacto durante la estación de invierno de los climas fríos en el centro de la ciudad y en algunos casos, ciudades

construidas en forma muy densa pueden presentar calentamiento severo durante la época de verano, como consecuencia de un alto uso de energía para enfriar las edificaciones.

En la figura 2.5 se presenta en forma resumida los factores que intervienen para la formación de la isla urbana de calor, y que nos da un panorama de la importancia biofísica y social de su causalidad.



figura 2.5 Factores causales para el desarrollo de la ICU
(Elaboración de A. Camargo).

2.1.8 Efectos de la isla urbana de calor.

La IUC puede afectar en las ciudades, ya sea negativa o positivamente (tabla 2.3, Voogt *op.cit.*, 2002). Si la temperatura del aire en la zona urbana es mayor que en las zonas rurales, y se rebasa la capacidad del organismo humano por mantenerse en un espacio confortable, se recurre entonces al uso de acondicionadores mecánicos (ventiladores: secos o húmedos, sistemas de aire acondicionado, etc.) además se libera más calor al aire, así como emisiones de gases de invernadero, degradando la calidad del aire (Guhathakurta y Gober, 2007), por lo que aumenta el consumo de energía eléctrica y se refleja en un mayor desembolso económico (Svensson and Eliasson 2002). Tiene efectos en el confort térmico y en la salud (Thi y Duon, 2010) ya que aumenta el riesgo de padecer deshidratación (Trusilova, *et. al.* 2008). También puede proveer condiciones adecuadas para la dispersión de enfermedades ocasionadas por vectores (Changnon y Konkel, 2001). Pero no todos los efectos son negativos, se han encontrado casos donde el tiempo de desarrollo de las plantas se reduce (Pavao y Coleman, 2005), en invierno ayuda a que este sea menos frío, sobre todo en las latitudes altas, con lo que, también se reduce el tiempo de utilización de la calefacción (Voogt *op cit.*, 2004).

Efecto	Tipos
Confort humano	Positivo (invierno), Negativo (verano)
Uso de energía	Positivo (invierno), Negativo (verano)
Calentamiento del aire	Negativo
Uso de agua	Negativo
Actividad biológica	Positivo
Hielo y nieve	Positivo

Tabla 2.3 Tipos de efectos de la IUC (Voogt op. cit., 2002).

2.1.9 Técnicas de estudio para la Isla Urbana de Calor.

El impacto climático por la urbanización lleva estudiándose instrumentalmente desde el siglo XX (Miao *et al.*, 2009); actualmente se tiene un conocimiento claro del origen de la IUC debido a los estudios realizados en diversas investigaciones. En esta sección se describen las técnicas utilizadas para su estudio, análisis y predicción.

a) Recolección de datos in situ (estaciones de monitoreo fijas).

Dentro de las técnicas tradicionales se encuentra la toma de datos *in situ* en estaciones de monitoreo fijas, que consiste en tomar directamente los datos de las estaciones meteorológicas (Kolokotroni *op cit.*, 2006; Ren *op cit.*, 2007), a los cuales se les aplica la estadística descriptiva como método de exploración y posteriormente se realiza una diferenciación térmica entre las temperaturas urbanas y rurales (García-Cueto *op cit.*, 2009). Esta técnica es útil para realizar un análisis temporal del fenómeno en la capa de dosel urbano representativo de la

ciudad debido a que los resultados obtenidos se limitan al lugar de medición.

b) Transectos móviles.

En los transectos móviles se traza una ruta terrestre o aérea dentro de la ciudad y sus alrededores la cual es recorrida través de un laboratorio móvil adaptado con sensores de medición de variables atmosféricas y físicas como temperatura ambiente, velocidad de viento, emisividad térmica, reflectividad, humedad y temperatura de las superficies; a fin de recolectar datos y posteriormente analizar la diferencia térmica que existe en los diferentes puntos de la ciudad (Sobrino *et al.*, 2009). Esta técnica es útil para estudiar la distribución espacial de la IUC con relación a diferentes usos de suelo. Si el recorrido es de manera terrestre al igual que la anterior el análisis se concreta a la capa de dosel urbano, sin embargo, si el recorrido es aéreo el análisis puede ir enfocado a la isla urbana de calor de capa límite, si bien la muestra de estudio no se encuentra limitada a la disponibilidad ni ubicación de estaciones de monitoreo fijas, es necesario tener conocimiento previo del fenómeno en la ciudad a estudiar ya que al ser programados los transectos días y horas específicas del recorrido; la técnica tiene como limitante una elección no adecuada del transecto y discontinuidad temporal en la información.

c) Geotecnologías espaciales.

Las geotecnologías espaciales hacen uso combinado de sensores remotos (satélites, aviones, escáneres térmicos) y sistemas de información geográfica (SIG) que se aplican para estudiar las temperaturas superficiales y su relación con variables de uso de suelo y las propiedades térmicas de materiales urbanos (Weng *op cit.*, 2004). Se realizan análisis de albedo (Akbari *et al.*, 2007), y algunos otros autores examinan la distribución espacial de la IUC (Garcia-Cueto *op cit.*, 2007). Los sensores remotos han tomado popularidad en los estudios de la IUC debido a que es posible obtener rápidamente información continua sobre una gran área a menor costo comparado con los transectos móviles aéreos, esto es particularmente atractivo cuando se investigan propiedades térmicas superficiales en las ciudades. Dentro de sus inconvenientes se encuentran una limitada resolución temporal y la dependencia de las condiciones atmosféricas para una despejada visualización espacial. Debido a las bondades de las bandas térmicas mediante las imágenes de satélite se estudian la isla urbana de calor superficial y de dosel urbano.

d) Modelación numérica.

Dado que los métodos anteriores, por su propia naturaleza, no revelan las causas del fenómeno de la IUC, se han propuesto modelos y

sistemas de observación que monitoreen el ambiente urbano. Se basan en la cuantificación de los flujos radiativos y energéticos en las atmósferas urbanas y rurales, y su interrelación con los diversos materiales de construcción. Uno de ellos es el Modelo de Isla de Calor Urbano Superficial, (SHIM, por sus siglas en inglés), en el que se simulan los efectos de enfriamiento urbano-rural como una función de características de las construcciones como tipo de materiales, ancho/altura de los edificios, temperaturas en el interior de los edificios, temperaturas en el subsuelo y de materiales y datos de tiempo atmosférico (Brazel y Crewe, 2002). A pesar que la modelación numérica ha aportado un avance significativo en el estudio y comprensión de la IUC tiene como limitante que al añadir variables la ecuación del modelo aumenta en complejidad.

e) Técnicas innovadoras.

Dentro de las técnicas no tradicionales se encuentra la modelación dinámica de sistemas, que empieza a tener interés solo después de la creación de los diagramas de Forrester, ya que de esta manera se facilita el análisis y toma de decisiones (Ortiz y Maneiro, 2007). Por otra parte se ha incursionado en el softcomputering con estudios de interpolación de temperaturas por medio de algoritmos genéticos (Casillas y García *op cit.*, 2009), técnica de programación basada en los

principios darwinianos que busca encontrar la solución a un problema dado mediante la evolución de las especies. Existen otras técnicas prometedoras como los sistemas expertos, que son capaces de identificar un patrón o combinación de patrones que mejor se adapta a la situación presentada mediante técnicas de inteligencia artificial en las que se encuentra la minería de datos, redes neuronales y lógica difusa, que ha sido aplicada en otros estudios climáticos debido a la gran capacidad de aprendizaje y de resolución de problemas matemático-lingüísticos (Cofino y José, 2008). Las técnicas anteriormente enunciadas tienen como ventaja que el modelo no aumenta su complejidad al aumentar el número de variables debido a la transparencia en las ecuaciones matemáticas, es decir actúan como cajas negras para el usuario, otra ventaja es que el modelo puede ser usado en otra ciudad de características similares con solo ser entrenado con datos locales, paradójicamente su mayor desventaja es precisamente la etapa de entrenamiento ya que al no ser entrenado adecuadamente el mismo modelo con la misma información de entrada puede diferir en los resultados.

2.2 Sistemas expertos.

Un sistema experto es un sistema informático capaz de emular el comportamiento de una persona especialista en un campo específico, como su nombre lo indica un experto. La arquitectura básica de un sistema experto (figura 2.6) está formado por tres principales componentes: Hechos y aptitudes del experto (conocimiento del tema), una base de conocimiento (los conocimientos de la persona experta en formato de tabla o datos interpretados en lenguaje computacional), un motor de inferencia que modela el proceso del razonamiento humano. El sistema experto es capaz de identificar la combinación de patrones idónea a una situación presentada por el usuario y recomienda estrategias a utilizar por parte del diseñador (Agüero *et al.*, 2010).

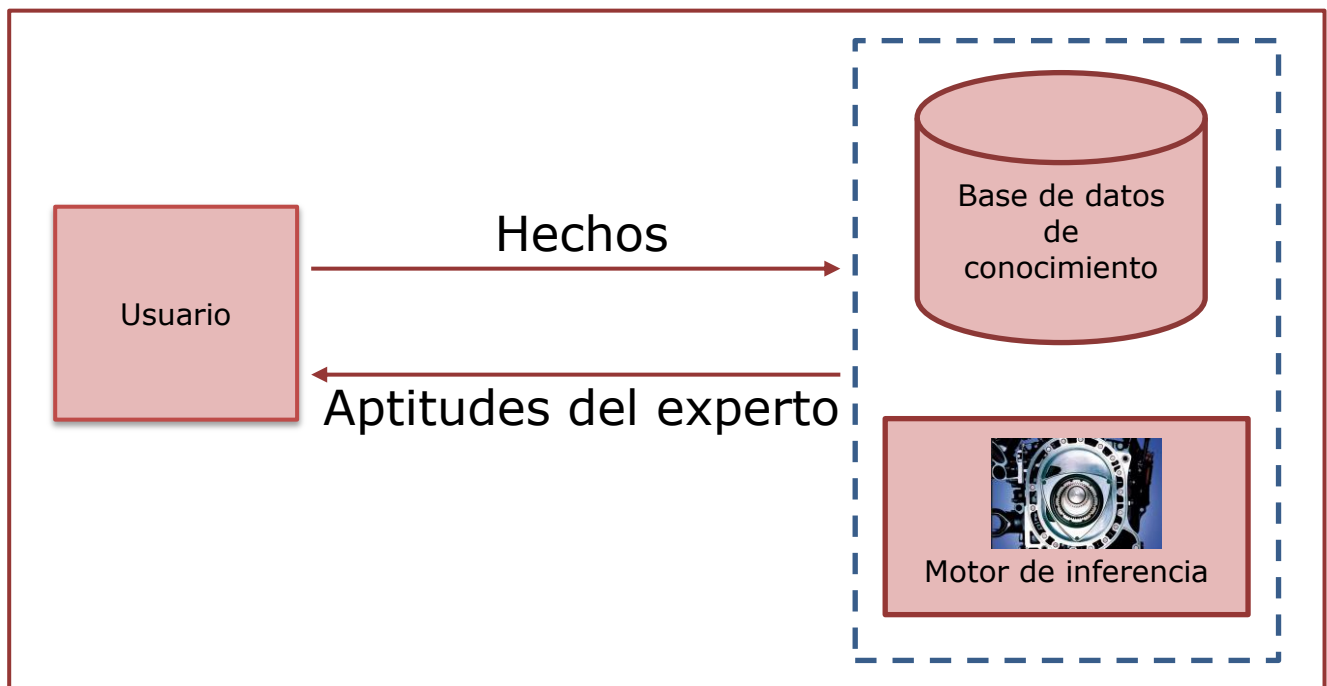


Figura 2.6 Arquitectura básica de un sistema experto.

El objetivo principal del motor de inferencia es proponer conclusiones aplicando el conocimiento de los datos. Las conclusiones del motor de inferencia pueden estar basadas en *conocimiento determinista* o *conocimiento probabilístico*. Como puede esperarse, el tratamiento de situaciones de incertidumbre (probabilísticas) puede ser considerablemente más difícil que el tratamiento de situaciones ciertas (deterministas). En muchos casos, algunos hechos (datos) no se conocen con absoluta certeza. El motor de inferencia es también responsable de la propagación de este conocimiento incierto. De hecho, en los sistemas expertos basados en probabilidad, la propagación de incertidumbre es la tarea principal del motor de inferencia, que permite sacar conclusiones bajo incertidumbre.

2.2.1 Técnicas de IA

Existen diversas técnicas de IA aplicadas en el motor de inferencia a fin de que el sistema llegue a sus conclusiones, como las mostradas a continuación:

a) Red neuronal.

Una neurona artificial se puede definir como un dispositivo que a partir de un conjunto de entradas X_i , $i=1$ (o vector X), genera una única salida Y (binaria). Cada entrada X_i está asociada con un peso w_i que

representa la importancia que se le da a esa entrada (el desarrollo de la sinapsis) por lo tanto también tiene como entrada el vector w . Además se necesita conocer el umbral Θ por el que se activará o no la neurona. Así se tiene como entradas a una neurona:

- * El vector X que representa las entradas.
- * El vector w que representa los pesos de las entradas.
- * El umbral Θ de activación de la neurona.

La única salida Y resultante cumple con la siguiente relación funcional:

$$y = f(xw - \theta) = f(\sum x_i w_i - \theta) \quad \text{Ecuación 2.4}$$

Una red neuronal multicapa artificial es una estructura compuesta de un número de unidades interconectadas (neuronas artificiales), cada unidad posee una característica de entrada/salida e implementa una función. A su vez la salida de cualquier unidad está determinada por sus características de entrada/salida, su interconexión con otras unidades y de sus entradas. La red desarrolla una funcionalidad general a través de una o más formas de entrenamiento (Schalkoff, 1997) considerando un gran número de neuronas altamente interconectadas y agrupadas en tres capas generales (figura 2.7): entrada (input, layer), una o más

capas ocultas (hidden layer) que reciben como la entrada las salidas de capas internas y la última capa identificada como salida de la red (output layer) (Bin *et al.*, 2011).

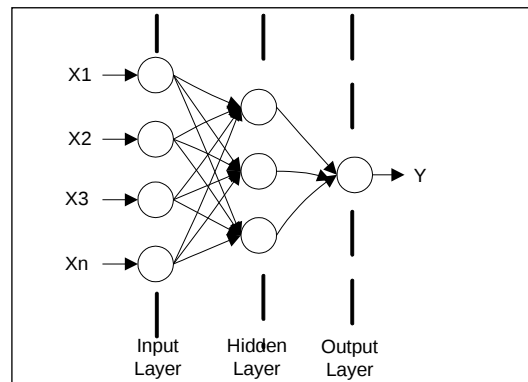


Figura 2.7 Red neuronal multicapa (tomada de Aires, 2001).

Las redes son entrenadas para reaccionar de una manera predeterminada en base a un conocimiento previo del entorno a los estímulos de entrada. La base de conocimiento es abstracta, pues viene dada por los pesos que se ajustan a las conexiones que se establecen entre las neuronas; cuando el estímulo total que recibe una neurona supera un cierto umbral (ecuación 2.5), entonces la neurona emite un impulso; en caso contrario, permanece en reposo.

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i\right) = f\left(\sum_{j=0}^n w_{ij}x_j\right) \quad \text{Ecuación 2.5}$$

Esta ecuación se implementa en la práctica calculando la suma ponderada de las entradas que recibe la neurona (actividad lineal), y filtrándola posteriormente con una función de activación (disparo/no disparo) para obtener la salida (Freeman y Skapura, 1991), la función de activación es la que define finalmente la salida de la neurona. Una función sigmoideal es un conjunto de funciones crecientes, monótonas y acotadas que provocan una transformación no lineal de su argumento la cual está definida por

$$gL(X) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad \text{Ecuación 2.6}$$

Una vez terminado el proceso de aprendizaje y calculados los pesos de la red neuronal, es importante comprobar la calidad del modelo resultante con una medida determinada en términos de errores entre los valores de salida deseados y los obtenidos por la red neuronal como el error mínimo cuadrado (Velásquez *et al.*, 2010).

b) Clasificador Bayesiano.

El objetivo de un sistema Bayesiano es saber cuál es la hipótesis más probable entre varios conjuntos de datos. Si $P(D)$ es la probabilidad a priori de los datos, $P(D|h)$ su probabilidad dada una hipótesis y se desea

estimar la probabilidad posterior de h datos: $P(h|D)$. Se puede plantear el siguiente teorema:

$$P(h|D) = \frac{P(D|h)P(h)}{P(D)} \quad \text{Ecuación 2.7}$$

Donde: $P(h)$ es la probabilidad a priori de la hipótesis h ; $P(D)$ es la probabilidad de observar el conjunto de entrenamiento D ; $P(D|h)$ es la probabilidad de observar el conjunto de entrenamiento D en un universo donde se verifica la hipótesis h ; $P(h|D)$ es la probabilidad a posteriori de h , cuando se ha observado el conjunto de entrenamiento D .

La hipótesis más probable o MAP (maximum a posteriori hipótesis por sus siglas en inglés) se calcula:

$$h_{MAP} = \arg \max_{h \in H} (P(h|D)) \quad \text{Ecuación 2.8}$$

$$h_{MAP} = \arg \max_{h \in H} \left(\frac{P(D|h)P(h)}{P(D)} \right) \quad \text{Ecuación 2.9}$$

$$h_{MAP} = \arg \max_{h \in H} (P(D|h)P(h)) \quad \text{Ecuación 2.10}$$

Si todas las hipótesis son igualmente probables a priori, se calcula la hipótesis de máxima probabilidad (MP)

$$h_{MP} \equiv \arg_{h \in H} \max P(D|h)$$

Ecuación 2.11

Un algoritmo Bayesiano puede ser fácilmente implantado si se calculan todas las posibles hipótesis en la ecuación 2.7 y se selecciona la hipótesis de mayor probabilidad. En general si se tiene un sistema de aprendizaje de lo general a lo específico (o viceversa) que busca especializaciones generales (o generalizaciones específicas) se puede caracterizar asumiendo que las hipótesis generales (o específicas) son más probables que otras (Castrillón *et al.*, 2008).

c) Regla de Fisher de clasificación lineal.

La regla de Fisher se aplica típicamente en el caso homocedástico en el cual las dos poblaciones P_0 y P_1 tienen la misma matriz de covarianza Σ pero diferentes vectores de medias μ_0 y μ_1 (Van der Heijden *et al.*, 2004). La regla está basada en una transformación lineal:

$x \rightarrow \beta^t x$ de modo que x se asigna a la población P_0 siempre que:

$\beta^t x$ esté más cerca que de $\beta^t \mu_0$ que de $\beta^t \mu_1$.

La transformación lineal se elige maximizando (β) la separación de las medias proyectadas $\beta^t \mu_0$ y $\beta^t \mu_1$

Para que el problema anterior tenga solución, la maximización se hace sujeta a la restricción que la varianza común $\beta^t \Sigma \beta$ de $\beta^t x$ sea 1, esto reduce el problema a maximizar en β el siguiente cociente entre "varianza entre clases" y la "varianza dentro de clases":

$$\frac{(\beta^t \mu_0 - \beta^t \mu_1)^2}{\beta^t \Sigma \beta} \quad \text{Ecuación 2.12}$$

d) Clasificador cuadrático.

Un clasificador es llamado cuadrático si la función de decisión es una función cuadrática y los límites entre los compartimentos de una función de decisión son piezas de hipersuperficies cuadrática en el espacio N-dimensional; para determinarlo, basta con examinar el límite entre los compartimentos de dos clases diferentes, w_i y w_j . El límite entre los compartimentos de las dos clases debe satisfacer las siguientes ecuaciones:

$$w_i + z^t w_i + z^t w_i z = w_j + z^t w_j + z^t w_j z \quad \text{Ecuación 2.13}$$

ó

$$w_i - w_j + z^t (w_i - w_j) + z^t (w_i - w_j) z = 0 \quad \text{Ecuación 2.14}$$

La ecuación (2.13) es cuadrática en z . En el caso de que el sistema sensorial tenga sólo dos sensores, es decir, $N = 2$, entonces la solución de (2.13) es una curva cuadrática en el espacio de medida (una elipse, una parábola, hipérbola, o un caso degenerado: un círculo, una línea recta, o un par de líneas). Ejemplos si tenemos tres sensores, $N \geq 3$, entonces la solución de (2.13) es una superficie cuadrática (elipsoide, hiperboloide parabólico, etc.). Si $N > 3$, las soluciones son hypercuadratica (hyperelipsoide).

Si el número de clases es más de dos, $K > 2$, entonces (2.13) es una condición necesaria para determinar los límites entre los compartimientos, pero no suficiente. Esto se debe a que la frontera entre dos clases puede ser atravesada por un compartimiento de una tercera clase. Las piezas de la superficie que forman parte de la frontera se llaman los límites de decisión. La asignación de una clase a un vector exactamente en el límite de decisión es ambigua. El tipo asignado a tal vector puede ser arbitrariamente seleccionado de las clases involucradas (Van der Heijden *op cit.*, 2004).

e) Regresión Logística.

Es un modelo de regresión para variables dependientes o de respuesta binomialmente distribuidas. Es útil para modelar la probabilidad de un

evento ocurriendo como función de otros factores. En el modelo de regresión logística se estima la probabilidad de un suceso en función de un conjunto de variables explicativas y en la construcción del mismo no hay ninguna suposición en cuanto a la distribución de probabilidad de esas variables, por lo que pueden intervenir variables no normales y variables cualitativas. Si tenemos dos grupos, de tal manera que un sujeto pertenece al grupo 1 o pertenece al grupo 2, podemos considerar el modelo de regresión logística como una fórmula para calcular la probabilidad de pertenecer a uno de esos grupos, y estimar así la probabilidad de que una observación X pertenezca al grupo 1, o su complementaria la probabilidad de que pertenezca al grupo 2. De esta forma podemos considerar la regresión logística como una alternativa al análisis discriminante. Además la interpretación del resultado de aplicar una ecuación logística es más intuitiva al tratarse de un valor de probabilidad (Kleinbaum y Klein, 2009).

La fórmula del modelo múltiple se deduce del modelo simple. La ecuación del modelo es:

$$P\left(Y = \frac{1}{Xk}\right) = \frac{e^{(a+biX1+bkXk)}}{1+e^{(a+biX1+bkXk)}} \quad \text{Ecuación 2.15}$$

Otras variantes del modelo múltiple son:

$$\frac{P}{1-P} = e^{(a+biX1+ bkXk)} \quad \text{Ecuación 2.16}$$

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = a + biX1 + bkXk \quad \text{Ecuación 2.17}$$

f) Máquina de soporte vectorial.

La máquina de soporte vectorial (SVM) es una herramienta usada en la clasificación de objetos puntuales de dos clases, se basa en encontrar una superficie de clasificación determinada por ciertos puntos de un conjunto de entrenamiento, este conjunto de vectores debe estar en la frontera entre los dos subconjuntos en que se clasificarán los puntos, estos vectores son llamados vectores de soporte que se determinan mediante el cálculo de la distancia euclidiana entre un punto de datos observados y el hiperplano a través de la construcción de un nuevo espacio de Hilbert de N-dimensiones superiores (figura 2.8), cuando es traída de regreso al espacio de entrada la función de frontera puede separar los datos en todas las clases distintas, cada una formando un agrupamiento; la alta dimensionalidad permite una separabilidad máxima entre las clases con una función de mapeo o kernel (Belanche 2010; Wen 2011). Los componentes básicos de la SVM son, conjunto de datos de entrada, tipo de kernel y orden de dimensionalidad. La solución

obtenida es global y única debido a que equivale a la solución de un modelo de programación cuadrática con restricciones lineales (Velázquez *op cit.* 2010). Las SVM son un paradigma aparte de las Redes Neuronales, pero a pesar de tener similitudes están mejor fundamentadas en la teoría y tienen mucho mejor capacidad de generalización (Betancourt, 2005).

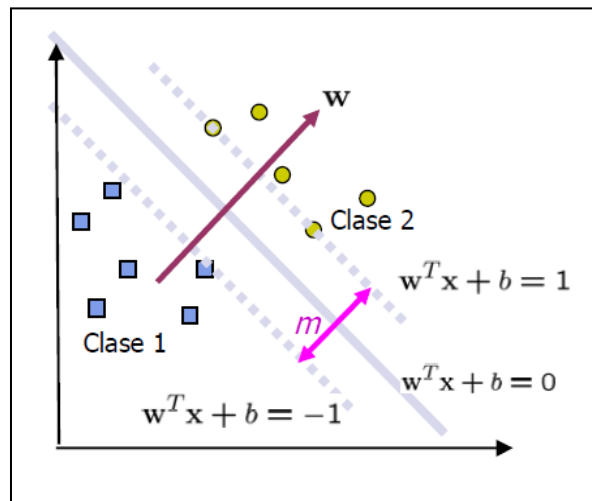


Figura 2.8 MSV dos clases.

Para obtener la superficie de separación se deberá resolver un problema de programación cuadrática convexa, con restricciones lineales, cuyo número de variables es igual al número de datos de entrenamiento. Construir una SVM que sepa mapear los valores de los vectores x_i a los valores de las etiquetas y_i correspondientes, por medio de una función de decisión $y = f : \mathbb{R}^n \rightarrow \{1, -1\}$, los puntos a clasificar están en $\mathbb{R}^n$ y se clasifican en uno u otro subconjunto $\{1, -1\}$. Formulando el problema

de clasificación con SVM, dentro del marco de la teoría de optimización, según el teorema de Lagrange, un problema de optimización no lineal puede resolverse por medio de la función de lagrange dual (Lagrangiano Dual):

$$\max(\alpha) L_D = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j)$$

Sujeto a

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0 \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, l$$

Ecuación 2.18

Si el conjunto S no es linealmente separable (figura 2.9) , violaciones a la clasificación deben ser permitidas en la formulación de la SVM.

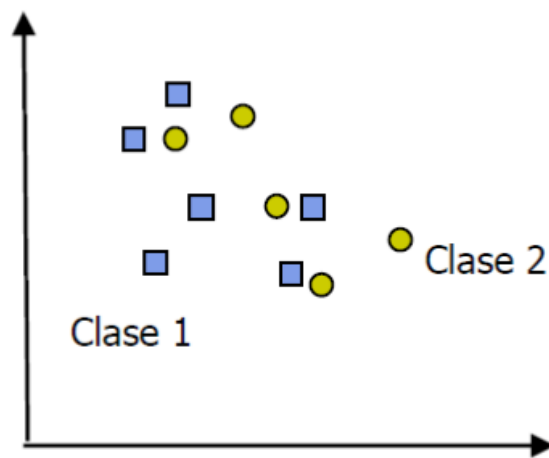


Figura 2.9 Caso no linealmente separable.

Para tratar con datos que no son linealmente separables, el análisis previo puede ser generalizado introduciendo algunas variables no-negativas $\xi \geq 0$ de tal modo que

$$\begin{cases} (w \cdot z_i + b) \geq 1, & y_i = 1 \\ (w \cdot z_i + b) \leq -1, & y_i = -1 \end{cases} \quad i=1, \dots, l$$

ecuación 2.19

Es modificado a

$$y_i(w \cdot z_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, \dots, l.$$

ecuación 2.20

Los $\xi_i \neq 0$ en (ecuación 2.20) son aquellos para los cuales el punto x_i no satisface (2.19). Entonces el término $\sum_{i=1}^l \xi_i$ puede ser tomado como algún tipo de medida del error en la clasificación.

El problema del hyperplano óptimo es entonces redefinido como la solución al problema

$$\min \quad \left\{ \frac{1}{2} w \cdot w + C \sum_{i=1}^l \xi_i \right.$$

$$y_i (w \cdot z_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i=1, \dots, l \quad \xi_i \geq 0, \quad i=1, \dots, l$$

ecuación 2.21

Donde C es una constante. El parámetro C puede ser definido como un parámetro de regularización. Este es el único parámetro libre de ser ajustado en la formulación de la SVM. El ajuste de éste parámetro puede hacer un balance entre la maximización del margen y la violación a la clasificación.

Buscar el hyperplano óptimo (ecuación 2.21) es un problema QP, que puede ser resuelto construyendo un Lagrangiano y transformándolo en el dual

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1, j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle$$

Sujeto a

$$\alpha_i \geq 0 \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$$

Donde $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_l)$ es un vector de multiplicadores de Lagrange positivos asociados con las constantes en ecuación 2.20.

El teorema de Khun-Tucker juega un papel importante en la teoría de las SVM. De acuerdo a este teorema, la solución del problema satisface:

$$\bar{\alpha}_i (y_i (\bar{w} \cdot z_i + \bar{b}) - 1 + \bar{\xi}_i) = 0, i = 1, \dots, l \quad \text{ecuación 2.22}$$

$$(C - \bar{\alpha}_i) \bar{\xi}_i = 0, i = 1, \dots, l \quad \text{ecuación 2.23}$$

De esta igualdad se deduce que los únicos valores $\bar{\alpha}_i \neq 0$ son aquellos que para las constantes en ecuación 2.20 son satisfechas con el signo de igualdad.

El punto x_i corresponde a $\bar{\alpha}_i \geq 0$ llamado vector de soporte. Pero hay dos tipos de vectores de soporte en un caso no separable. En el caso $0 < \bar{\alpha}_i < C$ el correspondiente vector soporte de x_i satisface las igualdades $y_i(\bar{w}^T x_i + \bar{b}) = 1$ y $\xi_i = 0$. En el caso $\bar{\alpha}_i = C$ el correspondiente ξ_i es diferente de cero y el correspondiente vector soporte x_i no satisface (4). El punto x_i correspondiente con $\bar{\alpha}_i = 0$ es clasificado correctamente y está claramente alejado del margen de decisión, figura 2.10.

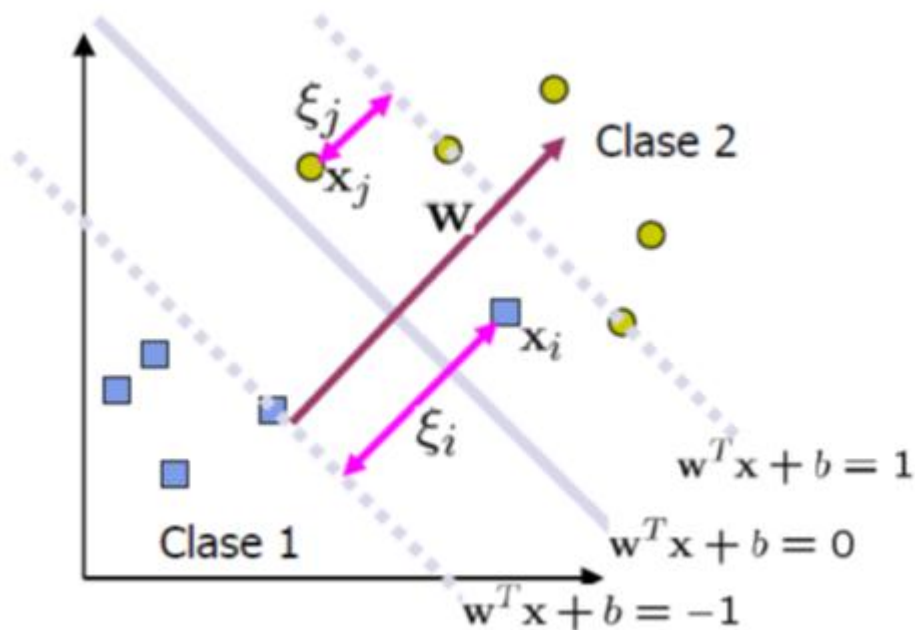


Figura 2.10 Aparición del error ξ_i

Al no tener ningún conocimiento de ϕ , el cálculo del problema es imposible, hay una propiedad de la SVM la cual es que no es necesario tener ningún conocimiento acerca de ϕ . Solo se necesita una función $K(.,.)$ es decir un kernel que calcule el producto punto de la entrada en el espacio de características Z (figura 2.11). Esto es

$$Z_i \cdot Z_j = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) = K(x_i, x_j) \quad \text{ecuación 2.24}$$

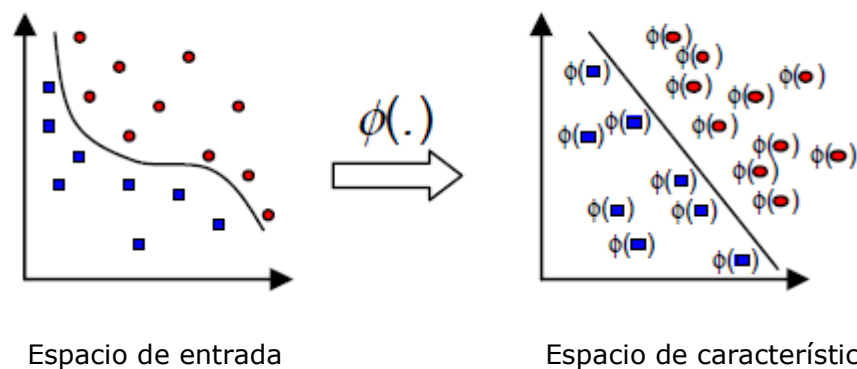


Figura 2.11. Idea del uso de un kernel para transformación de los datos.

CAPITULO III

MATERIALES Y MÉTODOS.

3.1 Área de estudio.

La ciudad de Mexicali es la capital del estado de Baja California, está situada en el límite internacional entre México y Estados Unidos de Norte América, en una latitud norte de 32.33° , longitud oeste de 115.28° con una altitud de 4m sobre el nivel medio del mar (figura 3.1). Se caracteriza por tener un clima extremoso y árido, el número de horas del sol al día es superior a la mayor parte del resto del país (Atlas de Mexicali, 2001) al recibir un máximo de 90% de luz solar cada año la temperatura media anual es de 22.2°C pero la variación térmica oscila entre 0°C en invierno a 52°C durante el verano, con respecto a la precipitación recibe solamente 77.2 mm anuales (García-Cueto y Santillán, 2012). Mexicali es una zona urbana fundada a inicios de la primera década del siglo XX, en su origen su desarrollo era principalmente actividades agrícolas, aunque en la actualidad las actividades industriales y comerciales han desplazado a la primera. La ciudad de Mexicali ha crecido rápidamente, pasando de ser una ciudad

pequeña, de 4 km² a principios del siglo a 142 km², lo que significa un crecimiento del 3000%. La superficie urbana ha experimentado un aumento significativo debido a la demanda de suelo urbano para satisfacer las necesidades de la creciente población, así como el cumplimiento de las exigencias de las nuevas actividades económicas que se han establecido en la ciudad. Esta mayor oferta de suelo urbano se ha reflejado en una mayor cantidad de viviendas. La morfología de Mexicali es de manera general horizontal, la mayor parte de los edificios tienen una altura de uno y dos pisos, con excepción de algunos edificios del sector público como el centro de Gobierno, hospitales y campo universitarios. El uso del suelo en la ciudad de Mexicali se encuentra destinados principalmente a viviendas, actividades educativas, comerciales e industriales, con fuerte ausencia de vegetación. En los materiales de construcción destacan el ladrillo o bloques para paredes y losa o madera para los techos, la mayoría de ellos cubierto con un aislamiento e impermeabilización y pintura reflectante. Las calles están pavimentadas con asfalto y/o concreto.

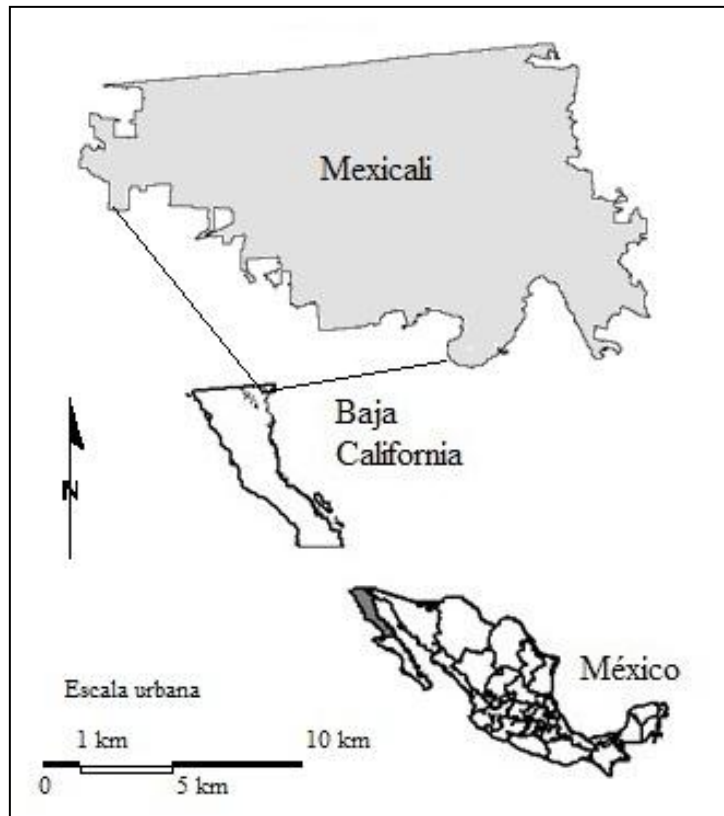


Figura 3.1 Ubicación del área de estudio.(Fuente: elaboracion propia)

3.2 Materiales.

Las condiciones climáticas no contemplan los límites fronterizos o divisiones políticas impuestas por el hombre, sus delimitaciones se dan en función de los cambios atmosféricos y características propias de una región geográfica. En consecuencia, la elaboración de este estudio toma en consideración lecturas de parámetros horarios de temperatura del aire, velocidad y dirección del viento de cinco estaciones climáticas pertenecientes a las estaciones de calidad del aire que ha funcionado normalmente desde el año 2002 tanto de Mexicali, México, como de Calexico, USA, el periodo tomado para el caso en particular es del 2002 a 2007. Esta red fue diseñada para el monitoreo de la calidad del aire,

pero en sus mediciones incluye parámetros climáticos. La localización geográfica de los sensores se muestran en la figura 3.2, los instrumentos de medición de temperatura del aire se encuentran protegidos de la lluvia y la radiación solar, sus especificaciones son las siguientes:

Rango de funcionamiento: $-40\text{ }^{\circ}\text{C}$ a $100\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Precisión: $0.1\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Resolución: $0.02\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Estabilidad: $<0.1\text{ }^{\circ}\text{C}$ por año.

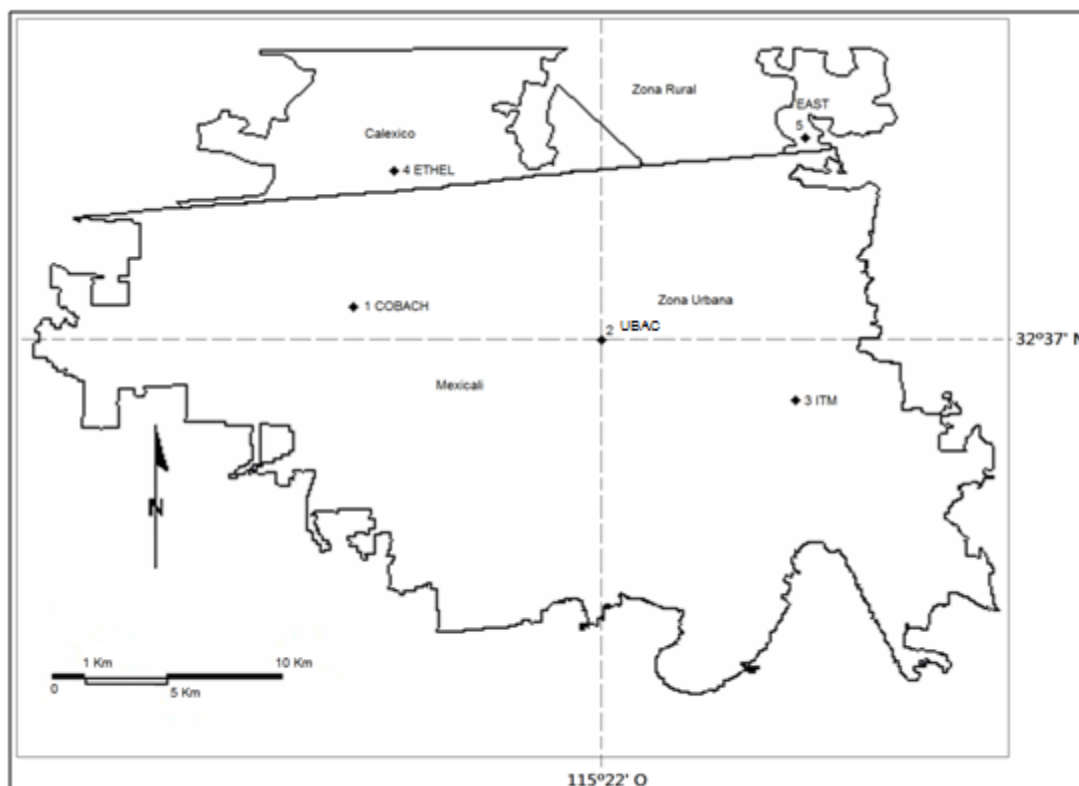


Figura 3.2 Localización de estaciones meteorológicas, Mexicali, México y Calexico USA, (km= kilómetros) elaboración propia.

3.3 Métodos.

3.3.1 Modelo ambiental.

Los modelos son una parte importante del método científico. Como construcciones deductivas esenciales en la teoría de la observación, permiten probar y alcanzar un mayor entendimiento del sistema bajo estudio. El ideal del científico que construye un modelo, es que llegue a ser tan exacto como le sea posible a la realidad que aspira representar (Baird, 1991). El modelo ambiental propuesto es un modelo de estimación, es decir, su objetivo es la precisión, cuantificada por medio del error cuadrático medio (ECM).

El modelo ambiental de la IUC esta compuesto por multivariantes, tanto físicas (geografía de la ciudad, latitud, longitud), social (densidad demográfica, actividad antropica) y ambiental (temperatura, velocidad de viento, estación solar). A fin de establecer el modelo representativo de la IUC en Mexicali, México, se realizó un análisis de calidad de la información (figura 3.3), donde se procesaron los datos recolectados de las estaciones de monitoreo en su forma original y seleccionaron las variables que cumplen con el criterio de muestra representativa de la IUC.

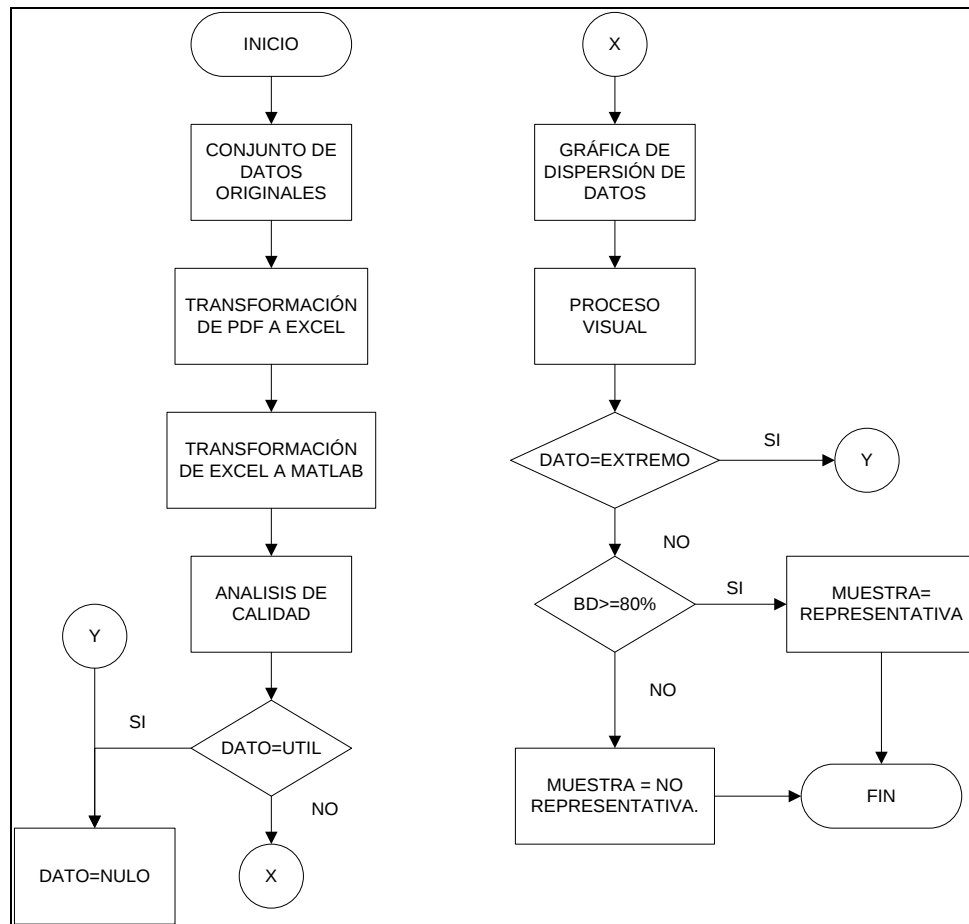


Figura 3.3 Proceso metodológico para el análisis de calidad de la información.

Las estaciones de monitoreo fueron clasificadas en tipos rural, suburbanas y urbanas respecto a la actividad antropogénica, actividad comercial, uso y cobertura del suelo circundante a 1 Km; las estaciones se catalogaron de la manera siguiente: tres estaciones localizadas en Mexicali como zona urbana mientras que las ubicadas fuera del límite fronterizo mexicano, en el poblado de Calexico, como suburbana y rural. En la tabla 3.1 se describe de manera breve las características físicas de las estaciones meteorológicas.

CLASE	UBICACIÓN	CARACTERÍSTICAS DE LA ESTACIÓN	Tipología Stewart y Oke	Tipo y Relación Alto/Ancho	Uso de suelo 1 km a la redonda
1	COBACH. Se localiza en la parte occidental de la ciudad dentro del Colegio de Bachilleres (Latitud 32.6336, Longitud -115.504), México	Uso de suelo habitacional, educativo, Vegetación, y poca cantidad de tráfico.	Urbanización Media Densidad	Tipo: Urbano Relación: 1	
2	UABC. Se localiza en el Instituto de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Baja California (Latitud 32.6291, Longitud -115.447)	Uso de suelo: Habitacional, Comercial, escolar, áreas Verdes y flujo vehicular intenso.	Urbanización Media Densidad	Tipo: Urbano Relación :0.5	
3	ITM. Se localiza en las instalaciones del Instituto Tecnológico de Mexicali, hacia el oriente de la ciudad (Latitud 32.615, Longitud -115.392).	Uso habitacional, escolar, lotes baldíos, industrial, comercial, corredores urbanos.	Industrias y Bodegas	Tipo: Urbano Relación : 1	
4	ETHEL. Se localiza dentro de Calexico, CA. (Latitud 32.674, Longitud -115.515) CA.	Uso es compartido entre agrícola, urbano, y Comercial, edificios de altura media.	Espacios Abiertos	Tipo: Suburbana Relación : 1	
5	EAST. Se localiza al este de Calexico, CA. (Latitud 32.6778, Longitud -115.39), CA.	Uso de suelo área verde dedicado a la actividad agricultura.	Espacios Abiertos	Tipo: Rural Relación : 0.5	

Tabla 3.1 Clase, ubicación, tipo y uso de suelo circundante de estaciones meteorológicas.

La información recolectada de las estaciones de monitoreo en su forma original (figura 3.4) correspondían a un formato de archivo de solo

lectura, y en una estructura no establecida para este estudio; por lo cual fue necesario transformarla a una extensión o tipo de archivo que permitiera editar los datos con el fin de tener mayor control sobre los registros.

(61104) Resultant Direction

SITE ID: 06-025-0006

POC: 1

COUNTY: (025) Imperial

CITY: (09710) Calexico

SITE ADDRESS: CALEXICO - EAST

SITE COMMENTS:

MONITOR COMMENTS: PORT OF ENTRY BETWEEN MEXICO AND USA

SUPPORT AGENCY: (0145) California Air Resources Board

MONITOR TYPE: SLAMS

COLLECTION AND ANALYSIS METHOD: (020) INSTRUMENTAL VECTOR SUMMATION

REP ORG: (0145) California Air Resources Board

HOUR

DAY	0000	0100	0200	0300	0400	0500	0600	0700	0800	0900	1000
1	35.0	49.0	61.0	83.0	103.0	97.0	142.0	141.0	134.0	74.0	57.0
2	62.0	31.0	347.0	27.0	58.0	111.0	150.0	81.0	111.0	78.0	164.0
3	285.0	268.0	271.0	273.0	270.0	268.0	284.0	284.0	292.0	310.0	310.0
4	65.0	32.0	41.0	147.0	151.0	147.0	153.0	156.0	129.0	136.0	158.0
5	74.0	62.0	60.0	132.0	152.0	153.0	158.0	160.0	106.0	102.0	79.0
6	337.0	357.0	278.0	278.0	306.0	303.0	321.0	308.0	354.0	355.0	347.0
7	299.0	290.0	298.0	280.0	268.0	210.0	27.0	62.0	22.0	5.0	320.0

Figura 3.4 Extracto de información original en pdf.

En primera instancia los archivos pdf fueron exportados a txt y posteriormente se construyó una matriz de datos en la que se manejan variables de estación, año, mes, día, hora, temperatura, velocidad y dirección del viento (tabla 3.2) con el programa Excel debido a su facilidad de manipulación.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	ESTACION	AÑO	MES	DIA	HORA	Vel. m/s	Direccion	Temp (°C)
2	1	2003	1	1	0	0.94	318	11.7
3	1	2003	1	1	1	0.63	278	9.7
4	1	2003	1	1	2	0.94	238	8.5
5	1	2003	1	1	3	0.80	265	7.8
6	1	2003	1	1	4	0.80	304	7.4
7	1	2003	1	1	5	0.76	274	7.6
8	1	2003	1	1	6	0.67	278	6.4
9	1	2003	1	1	7	0.94	310	9.5
10	1	2003	1	1	8	0.94	307	16
11	1	2003	1	1	9	1.39	321	20.2
12	1	2003	1	1	10	1.70	339	21.8
13	1	2003	1	1	11	1.92	340	22.9
14	1	2003	1	1	12	2.28	4	23.2
15	1	2003	1	1	13	1.70	4	24
16	1	2003	1	1	14	1.03	352	24.5
17	1	2003	1	1	15	1.16	337	23.6
18	1	2003	1	1	16	1.03	324	20.3
19	1	2003	1	1	17	0.54	262	15.3
20	1	2003	1	1	18	0.63	285	12.8
21	1	2003	1	1	19	0.67	313	12.3
22	1	2003	1	1	20	0.76	305	11.8
23	1	2003	1	1	21	0.63	270	10.9
24	1	2003	1	1	22	1.03	317	10.1
25	1	2003	1	1	23	1.07	309	10.3
26	1	2003	1	2	0	0.94	295	9.3

Tabla 3.2 Extracto de Base de Datos.

a) Análisis de datos.

La muestra de datos se establecio como representativa y funcional si y solo si cumple con un 80% de datos útiles contenida en ellas. Los problemas en la calidad como duplicidad de datos, datos faltantes, outlaier, nulos o banderas establecidas para indicar un error de medición se ven agravados por la integración de información recolectada con

instrumentos ubicados en diferentes lugares. Por lo anterior se realizó un análisis de calidad de la información y exploración de datos con las herramientas Excel 2007 y un módulo del sistema experto desarrollado en Matlab 2009^a a fin de identificar, extraer y de ser posible remplazar datos erróneos por un valor nulo. Para reducir el error humano en la captura de datos los valores extremos fueron comparados de manera visual con las lecturas tomadas directamente de las estaciones de monitoreo tanto de la fuente original como con la estación meteorológica más cercana de características similares, el valor era remplazado por el promedio de los valores anterior y siguiente cuando el comportamiento de los registros de la estación en estudio coincidía con la estación vecina, si distaba mucho un valor de otro se determinó eliminar el registro anormal siempre y cuando el porcentaje de datos fuese menor del 2% de la información total de la estación de monitoreo.

b) Mapas isotérmicos para la ciudad de Mexicali.

Las isotermas fueron trazadas utilizando los datos de la red de calidad del aire y la información térmica procesada en el análisis estadístico; el contenido de las variables que se tomaron en cuenta fueron: latitud, longitud y temperatura mínima promedio. Se creó un archivo vector que contenía los puntos con unidad en metros, distancia de 1.0, en formato compatible con IDRISI 3.2 el cual es un software de sistemas de

información geográfica que permite visualizar el comportamiento de las isolineas de forma espacial. Posteriormente se definieron un total de 110 columnas y 83 renglones bajo la fórmula:

$$\text{Columnas} = \text{Maxx} - \text{Minx} / n$$

$$\text{Renglones} = \text{Maxy} - \text{Miny} / n$$

Donde

Maxx: X máxima.

Minx: X mínima.

Maxy: Y máxima.

Miny: Y mínima.

n: Dimensión de matriz.

Se trazaron las isothermas georreferenciadas como archivo real-binario, a través de un modelo de elevación el cual fue encimado como una capa adicional en la imagen 2011 ya que es la imagen de fecha reciente para inferir un cambio en la distribución espacial isotérmica y con ello detectar la IUC.

c) Selección de variables.

Los parámetros o variables de entrada de un modelo debe representar un sistema real y debe estar relacionadas con las variables que

interactúan directamente con el modelo que se quiere simular, en este caso la interacción térmica que se lleva a cabo en la baja atmosfera entre el medio ambiente con respecto a los elementos del mosaico urbano que tiene su mayor afectación y por lo tanto es posible medir a través de la temperatura, como lo indica un estudio realizado en la ciudad de Mexicali que demuestra mediante técnicas estadísticas y sistemas de información geográfica la relación que existe entre las temperaturas del aire y el uso de suelo alrededor de las estaciones meteorológicas (Casillas *op cit.*, 2009).

d) Normalidad de datos.

A fin de determinar distribución normal o no normalidad de los datos se realizo la prueba de Kolmogorov-Smirnov con la modificación de Lilliefors, que es la más utilizada y se considera uno de los test más potentes para muestra mayores de 30 casos. En esta prueba la Hipótesis nula H_0 : fue que el conjunto de datos siguen una distribución normal, y la Hipótesis Alternativa H_1 : fue que no sigue una distribución normal. Se basa en evaluar un estadístico:

$$D_n = | F_n(X) - F(x) |$$

Donde $F_n(x)$: es la distribución empírica $F(x)$: es la distribución teórica, que en este caso es la normal.

Si el valor del estadístico supera un determinado valor, que depende del nivel de significación con el que uno quiera rechazar la hipótesis nula, significa que los de datos no se distribuyen de manera normal. Lilliefors tabuló este estadístico para el caso más habitual en el que desconocemos la media y la varianza poblacional y las estimamos a partir de los datos muestrales.

3.3.2 Sistema experto.

El aprendizaje automatizado es una conocida rama de la inteligencia artificial que permite desarrollar algoritmos computacionales que “aprendan” el comportamiento de fenómenos de diferentes campos de investigación. Con el objetivo de entender y recrear la IUC se siguieron los siguientes pasos:

1. Establecer el modelo que representa la realidad de la IUC en Mexicali, México.
2. Establecer hechos.
3. Extraer base de datos de conocimiento.
4. Elección de algoritmos IA para el motor de inferencia.
5. Simulación y evaluación del modelo propuesto.
6. Diseño y programación de la interface gráfica

1. Establecer modelo que representa la realidad de la IUC. Una vez seleccionadas las variables y establecido el modelo ambiente que represente la IUC se formuló el modelo inteligente, esto se logró mediante la construcción de un modelo que representará la esencia del problema.

2. Establecer hechos. Los hechos es información histórica de la IUC en el periodo 2002-2007, los hechos se representaron como un vector de entrada al modelo inteligente.

3. Extraer base de datos de conocimiento. Con base a los hechos y el análisis de calidad de información se extrae la base de datos inteligente que alimenta al sistema experto.

4. Elección de algoritmos IA para el motor de inferencia. La elección de técnica o combinación de técnicas adecuadas que funcionaron como reglas en el motor de inferencia, fue establecida de manera diferente en los algoritmos de clasificación y en el entrenamiento de redes neuronales.

4.1 Algoritmos de clasificación. Para la clasificación se siguieron los pasos de la figura 3.5:

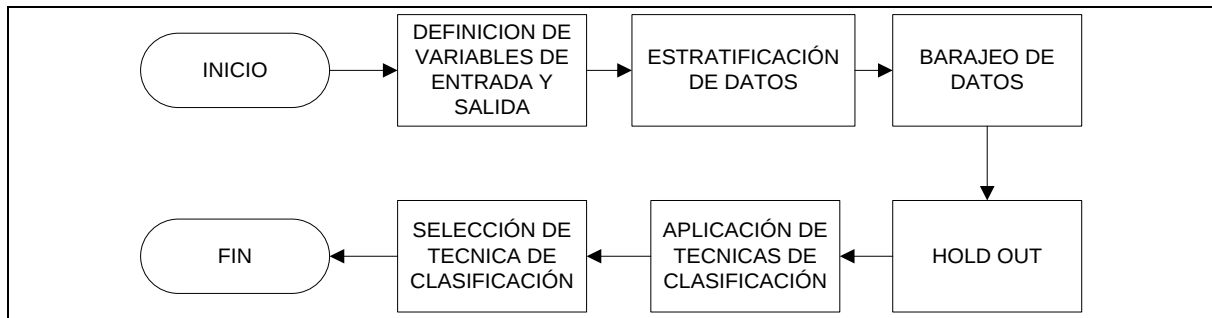


Figura 3.5 Pasos para la selección de la técnica de clasificación del modelo UGIUC.

- **Estratificación de datos**, el proceso consiste en representar a todas las clases en las proporciones correctas cuando los subconjuntos de datos son seleccionados, a fin de no alterar a las probabilidades a priori de cada clase, es decir la representación de la porción de los eventos de la IUC que se encuentran en cada estación climática incluyendo la cuantificación de la incertidumbre disponible antes de realizar la prueba, la cual sirve para calcular la probabilidad posteriori, que es la obtenida después de realizarla (los eventos predictivos del fenómeno).
- **Barajeo de datos**, los registros o datos de la IUC fueron ordenados de manera aleatoria para evitar el sobreentrenamiento del algoritmo de clasificación.

- **Hold-out**, Consiste en dividir aleatoriamente los datos en dos subconjuntos exclusivos, llamados conjunto de entrenamiento y conjunto de prueba (conjunto hold-out). El conjunto de entrenamiento es dado al indicador y el clasificador inducido es probado sobre el conjunto de prueba. Formalmente, sea D_k el conjunto hold-out y será un subconjunto de D de tamaño h , y D_t sea $D \setminus D_h$. La exactitud estimada del hold-out está definida por:

$$acc_h = \frac{1}{h} \sum_{(x_i, y_i) \in D} \delta(I(D_t, x_i), y_i) \quad \text{Ecuación 3.1}$$

Donde $\delta(i, j) = 1$ si $i = j$ y 0 de otra manera (Fuentes 2011)

Para el modelo UGIUC en particular el total de los datos o intensidades de la IUC fueron distribuidos de la siguiente manera, se designó el 80% de la base de datos para el conjunto de entrenamiento y el 20% restante para representar el conjunto de prueba.

- **Aplicación de técnicas de clasificación**, existen diferentes técnicas de clasificación. Para elegir la que más se adecua a la problemática ambiental se aplicaron al conjunto de entrenamiento los algoritmos clasificadores: cuadrático normal

de Bayes, Lineal normal de Bayes, Regresión logística, Naive Bayes, Máquina de soporte vectorial con los kernels polinomial de segundo, tercer y quinceavo orden así como un kernel hiperbólico con $C=1$. La única manera confiable de tener una evaluación efectiva es probar las técnicas clasificación en el conjunto de intensidades de la IUC que no ha sido usado en la etapa de entrenamiento, por ello el clasificador fue seleccionado en base a los resultados arrojados con las intensidades del fenómeno apartada para la etapa de prueba.

- **Selección de técnica de clasificación,** con los resultados arrojados en la etapa de prueba, se calculó el porcentaje de exactitud de cada clasificador comparando el número de veces que la clase estimada correspondía con la clase observada y mediante estadística se calculó un R^2 para cada algoritmo; el clasificador seleccionado fue aquel que tuviese un mayor número de aciertos entre la clase observada y la clase estimada y un R^2 más cercana a uno, es decir que representara mejor al comportamiento real.

4.2 Red neuronal de repropagación. El aprendizaje de la RNA se realizó con el algoritmo Levenberg-Marquardt que consiste en calcular

un valor mínimo ($x_{\min}$) de una función respecto a la variable x $f(x)$ mezclando en una única ecuación los métodos de Newton con el gradiente descendente mediante la primera y segunda derivada a fin de estimar la actualización de los pesos de la RNA con una función sigmoideal.

De acuerdo a Hilera y Martínez (2000) el algoritmo de entrenamiento de una red se describirse en los siguientes pasos:

Paso 1: Inicializar los pesos de la red con valores aleatorios.

Paso 2: Presentar un patrón de entrada X_p : (x_{p1} , x_{p2} , ..., x_{pN}) y especificar la salida deseada que debe generar la red: (d_1 , d_2 , ..., d_M), si la red se utiliza como clasificador, todas las salidas serán cero, salvo una, la que sea de la clase a la que pertenece el patrón de entrada.

Paso 3: Calcular la salida actual de la red, para ello, para ello, de la entrada presentada, se van obteniendo los valores de las respuestas que presenta cada capa hasta llegar a la capa de salida. Los pasos que lleva este procedimiento son los siguientes:

a) Se calculan las entradas netas (net) para las neuronas ocultas procedentes de las neuronas de entrada. Para una neurona oculta j (Oj):

$$net_{pj}^h = \sum_{i=0}^N w_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h \quad \text{ecuación 3.2}$$

Donde el subíndice p corresponde al p-ésimo vector de entrenamiento, j a la j-sima neurona oculta, w_{ji} es el peso de la conexión entre E_i y O_j y el término θ_j corresponde a un término de umbral mínimo a alcanzar por la neurona para su activación. A partir de estas entradas se calculan las salidas Y de las neuronas ocultas, utilizando una función de activación f.

$$y_{pj}^h = f_j^h(net_{pj}^h) \quad \text{ecuación 3.3}$$

b) Se realizan los mismos cálculos para obtener los valores de cada neurona k de la capa de salida.

$$net_{pk}^0 = \sum_{j=1}^L W_{kj}^0 y_{pj}^h + \theta_k^0 \quad y_{pk}^0 = f_k^0(net_{pk}^0) \quad \text{ecuación 3.4}$$

Para minimizar el error (paso 6) la función f debe ser derivable, lo que implica la imposibilidad de utilizar la función escalón. En general se

utilizan dos tipos de función de activación: la función lineal ($f(net_{jk})=net_{jk}$) y la función sigmoidea definida por la ecuación:

$$f(net_{jk}) = \frac{1}{1+e^{-net_{jk}}} \quad \text{ecuación 3.5}$$

La elección de esta función depende de la forma en que se decida representar los datos: si se desea que las neuronas de salida sean binarias, se utiliza la función sigmoidea, puesto que la función es casi biestable y además, derivable.

Paso 4: Después que todas las neuronas de la red tienen un valor de activación asociado para un patrón de entrada dado, el algoritmo continúa encontrando el error que se presenta para cada neurona, excepto las de la capa de entrada. Para la neurona k de la capa de salida, si la respuesta es ($y_1, y_2, \dots, y_M$), dicho error (X) se puede escribir como:

$$\delta_{pk} = (d_{pk} - Y_{pk}) f'_k(net_{pk}) \quad \text{ecuación 3.6}$$

y para la función sigmoidea en particular:

$$\delta_{pk} = (d_{pk} - Y_{pk}) Y_{pk}(1 - Y_{pk}) \quad \text{ecuación 3.7}$$

Si la neurona j no es de salida, entonces la derivada parcial del error no puede ser evaluada directamente. Por tanto, se obtiene el desarrollo a partir de valores que son conocidos y otros que pueden ser evaluados. La expresión obtenida en este caso es:

$$\delta_{pj}^h = x_{pi}(1 - x_{pi}) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad \text{ecuación 3.8}$$

donde observamos que el error en las capas ocultas depende de todos los términos del error de la capa de salida. De aquí el nombre de propagación hacia atrás.

El error que se produce en una neurona oculta es proporcional a la suma de los errores conocidos que se producen en las neuronas a las que está conectada la salida de la misma, multiplicando cada uno por el peso de la conexión. Los umbrales internos de las neuronas se adaptan de forma similar, considerando que están conectados con pesos desde entradas auxiliares de valor constante.

Paso 5: Para la actualización de los pesos utilizamos el algoritmo recursivo, comenzando por las neuronas de salida y trabajando hacia atrás hasta llegar a la capa de entrada, ajustando los pesos de la forma siguiente:

a) Para los pesos de las neuronas de la capa de salida:

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj}^0(t+1) \quad \Delta w_{kj}^0(t+1) = \alpha \delta_{pk} y_{pj}^h \quad \text{ecuación 3.9}$$

Para los pesos de las neuronas de la capa oculta:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}^0(t+1) \quad \Delta w_{ji}^0(t+1) = \alpha \delta_{pj} y_{pi}^h \quad \text{ecuación 3.10}$$

En ambos casos, para acelerar el proceso de aprendizaje, se incluye una tasa de aprendizaje que varía entre 0 y 1, dependiendo del problema a solucionar. También se puede añadir un término de momento, para corregir la dirección del error, de valor $\gamma(w_{kj}(t)-w_{kj}(t-1))$ en el caso de una neurona de salida y $\gamma(w_{ji}(t)-w_{ji}(t-1))$ cuando se trata de una neurona oculta; la constante es la tasa de momento; y el parámetro β sirve para acelerar la convergencia del proceso (Cambell y Temporel 2002).

Paso 6: El proceso se repite hasta que el error medio cuadrático (EMC) resulta aceptablemente pequeño para cada uno de los patrones aprendidos. Este estadístico se utiliza para la evaluación objetiva del desempeño de la RN (González 1995).

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (\delta_{pk})^2$$

ecuación 3.11

En la etapa de entrenamiento se determinaron los valores óptimos de ajuste para los parámetros que definen la estructura de la RNA como el número de capas ocultas y cantidad de épocas adecuadas mediante ensayo y error seleccionando como el óptimo aquella combinación que dieran el mejor coeficiente de correlación y el menor error mínimo cuadrado al comparar los valores de intensidades de la isla de calor medida y la estimada.

5. Simulación y evaluación del modelo propuesto. Con el objetivo de evaluar si el modelo inteligente es aceptado o rechazado, una vez establecido el sistema experto, se realizó una confrontación entre las salidas simuladas del sistema con los datos del modelo real.

6. Diseño y programación de la interfase gráfica. En base a la información recibida por el experto en el tema fue diseñado y programado el sistema inteligente mediante matlab 2009^a debido a la facilidad de operaciones matriciales y capacidad en el manejo de mucha información.

CAPITULO IV

RESULTADOS.

4.1 Modelo ambiental.

4.1.1 Análisis de datos.

El análisis de calidad de información realizado a las tres estaciones urbanas (210,384 registros con 631,152 datos) se resume en la tabla 4.1; es posible observar que los parámetros velocidad, dirección de viento y temperatura en las estaciones COBACH e ITM, cumplieron con el mínimo de información útil requerida para la representatividad de la muestra; En la estación meteorológica UABC las variables dirección de viento y temperatura se consideraron representativas al tener un 95% y 93% de información útil respectivamente, sin embargo durante el año 2007 la variable velocidad de viento careció de registró alguno sumando así un 78% de información válida.

Estación Urbana	COBACH			UABC			ITM		
Año	Vel. viento	Dir. viento	Temp.	Vel. viento	Dir. Viento	Temp	Vel. viento	Dir. viento	Temp.
2000	8627	8526	8677	8306	8305	7609	8375	8373	8757
2001	8696	8678	6829	8612	8579	7422	8699	8698	8746
2002	8673	7864	8694	8237	8237	8683	8685	8686	8683
2003	8585	8502	8753	8152	8152	8520	8498	8513	8732
2004	7786	7730	7939	8757	8756	8772	8749	8730	8772
2005	8626	7464	7687	8598	8574	8670	8340	8341	8663
2006	8469	8469	8621	5215	8709	8084	8157	8156	8616
2007	8004	8095	7494	0	8655	8655	8738	8741	8739
Datos Válidos	67,466	64,458	63,794	54,977	67,067	65,515	67,341	67,338	68,808
Datos Nulos	2,662	5,670	6,334	15,151	3,061	4,613	2,787	2,790	1,320
Datos Totales	70,128	70,128	70,128	70,128	70,128	70,128	70,128	70,128	70,128
% Datos Válidos	96%	91%	90%	78%	95%	93%	96%	96%	98%

Tabla 4.1 Análisis de calidad de la información y porcentaje de información útil, estaciones urbanas.

Los datos medidos de los parámetros velocidad, dirección de viento y temperatura en las estaciones rurales ETHEL y EAST (122,736 registros con 368,208 datos), se tomaron como representativos al rebasar el 80% de información válida (tabla 4.2).

Estación Rural	ETHEL			EAST		
Año	Vel. Viento	Dir. Viento	Temp.	Vel. viento	Dir. viento	Temp.
2000	7921	7921	7813	2184	2184	2178
2001	0	0	0	0	0	0
2002	8462	8744	8633	7889	7985	8051
2003	8745	8537	8640	8760	8759	7920
2004	8024	8685	8569	8255	8257	8636
2005	8657	8750	8625	7992	8123	8042
2006	8753	8753	8753	8731	8731	8752
2007	8723	8723	8723	8760	8760	8760
Datos Válidos	59,285	60,113	59,756	52,571	52,799	52,339
Datos Nulos	2,083	1,255	1,612	8,797	8,569	9,029
Total de Datos	61,368	61,368	61,368	61,368	61,368	61,368
% Datos Válidos	96%	98%	97%	85%	86%	85%

Tabla 4.2 Análisis de calidad de la información y porcentaje de información útil, estaciones rurales.

Las agrupaciones anuales (figura 4.1) revelan que la mediana en la intensidad de la IUC presentan un comportamiento homogéneo interanual con su valor entre 3.2°C y 2.2°C. Con respecto a distribución de intensidades por periodo anual se observa que la mayor parte de los datos se encuentra en el tercer cuartil, es decir, todos los años las IUC's están por encima de la mediana; asimismo, en dos años (2003, 2006) se presentan intensidades atípicas superiores al valor promedio. El año 2006 se podría interpretar como el año más fresco del periodo al tener una intensidad entre el rango de 1°C a 4.1°C, sin embargo en ese mismo año se presentan tres casos extremos que superan las

intensidades de 6°C, y en el segundo año, el 2003, el fenómeno alcanza la máxima intensidad en el periodo de estudio que rebasó el valor de la mediana con 7°C al registrar un valor de 10°C.

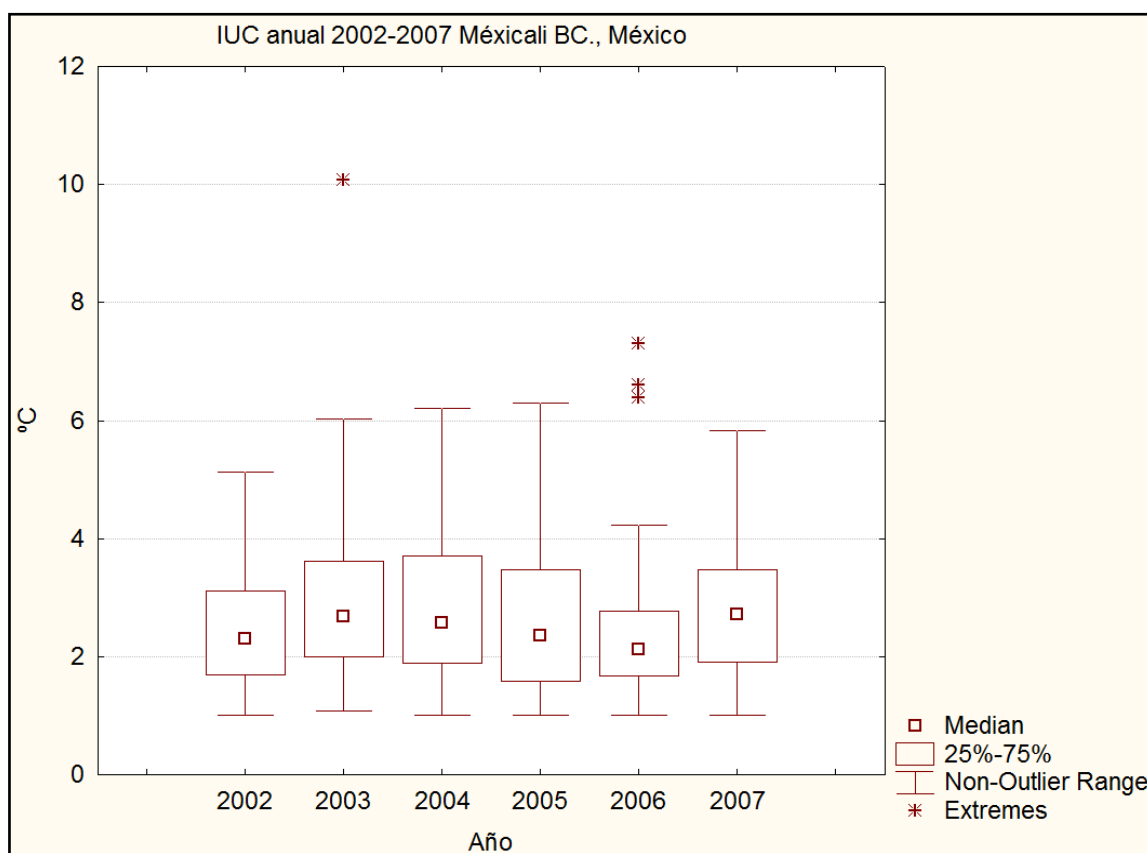


Figura 4.1 IUC anual 2002-2007, Mexicali BC., México.

Para el estudio de la climatología urbana fue necesario separar las intensidades diarias del periodo de la IUC por estación solar (figura 4.2), en la mediana de las cuatro agrupaciones la gráfica de cajas mostró un comportamiento homogéneo interestacional con un valor cercano al 2.5°C. Con respecto a la distribución de intensidades por período se puede observar, al igual que en el análisis anual, que la mayoría de las

intensidades se encontrarón por encima de la media, destacan las estaciones de primavera e invierno que tuvieron una mayor variabilidad en las intensidades con respecto a la media. Una observación interesante es el hecho que en todas las agrupaciones existieron datos extremos, aunque en la estación de verano se presentaron cinco ocurrencias superiores a los 7°C, y en invierno el fenómeno alcanzó una intensidad atípica mayor a 10°C.

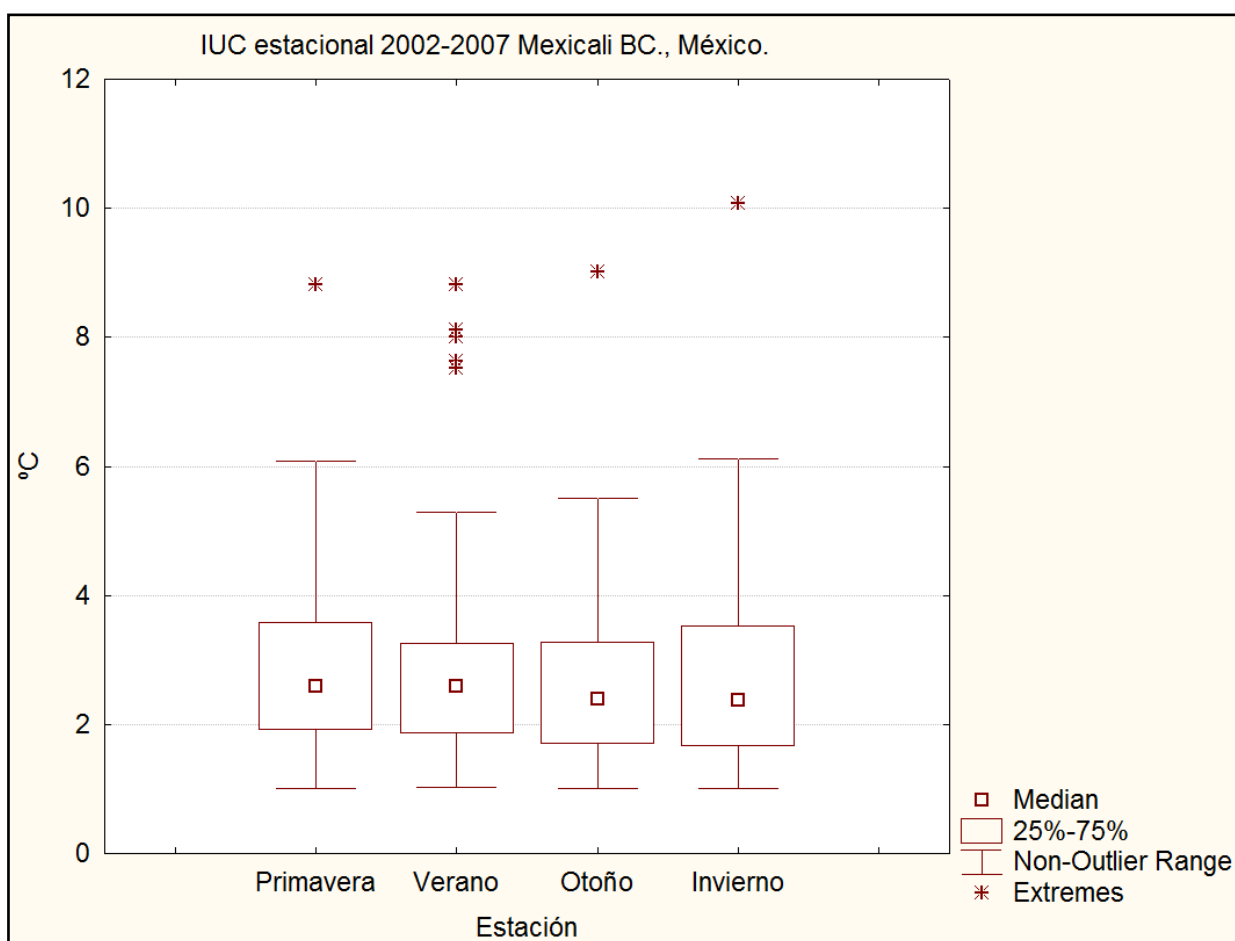


Figura 4.2 IUC estacional 2002-2007, Mexicali BC., México.

A fin de estudiar la particularidad de la IUC en las temporadas primavera, verano, otoño e invierno, la información fue separada por estación solar (figuras 4.3 a la 4.6), lo cual reveló una similitud en el comportamiento de las estaciones primavera, verano y otoño tanto en el número de eventos a través de los años como en la homogeneidad del comportamiento interanual de la mediana y una mayor variabilidad en el cuarto cuartil, de la misma manera, en el año 2004 las estaciones coincidieron al tener un mayor número de IUC que sobrepasa la mediana. A pesar de esta similitud generalizada, un análisis detallado en la estación de verano reveló la existencia de tres casos atípicos con valores de 6.3°C , 8°C y 7.4°C en los años 2002, 2003 y 2006 respectivamente; a pesar de que en invierno la mayoría de los años el comportamiento de la IUC es similar a las estaciones solares anteriores, las IUC's en la estación de invierno tuvieron valores menores y de manera singular la agrupación del año 2005 presentó una distribución simétrica en contraste el año 2003 donde la distribución es asimétrica por arriba de la mediana debido a la influencia de una intensidad irregular con valor de 10°C .

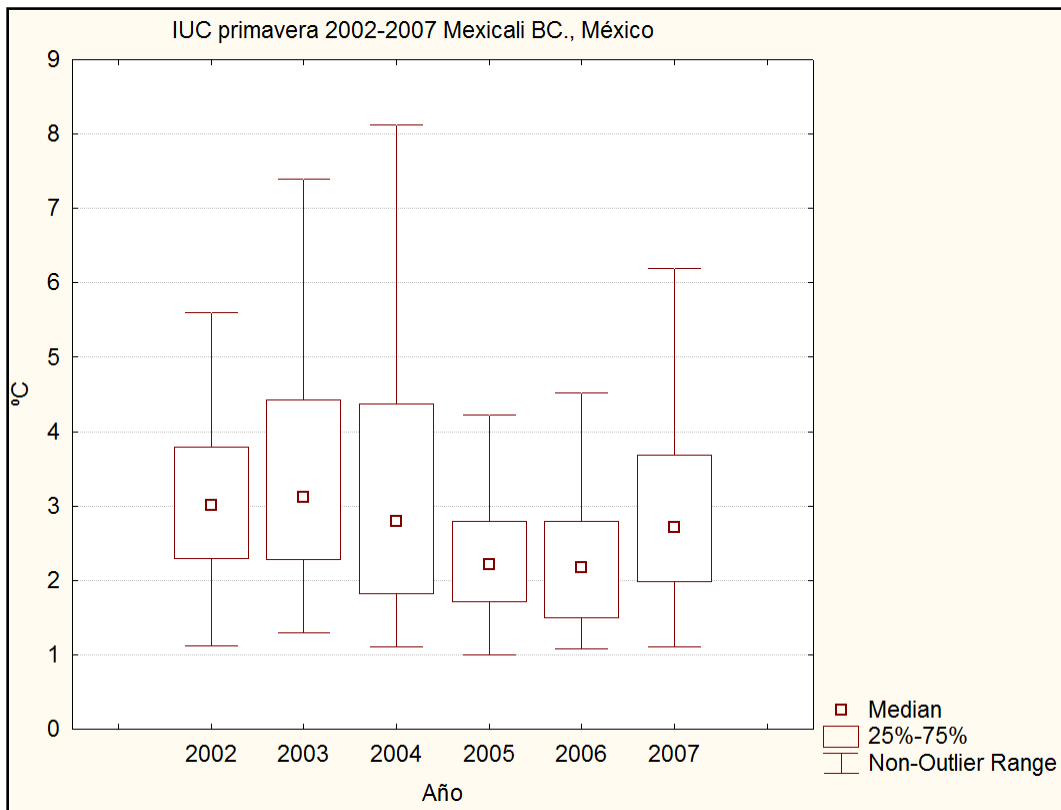


Figura 4.3 IUC primavera 2002-2007, Mexicali BC., México.

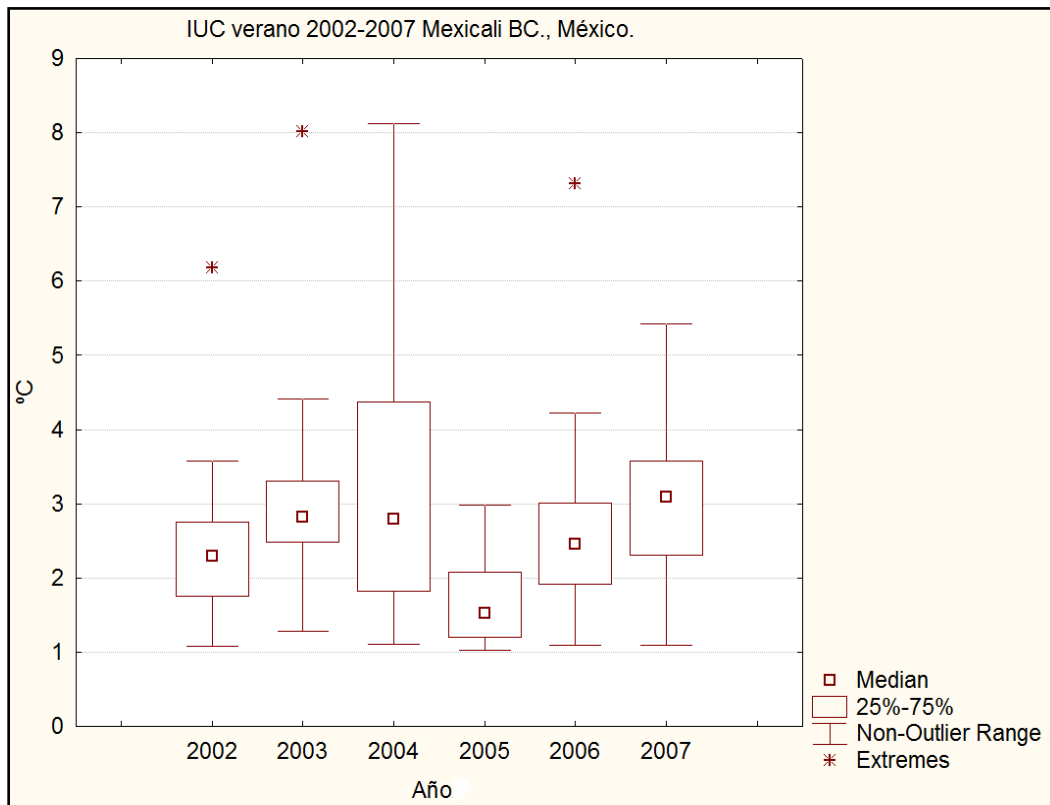


Figura 4.4 IUC verano 2002-2007, Mexicali BC., México.

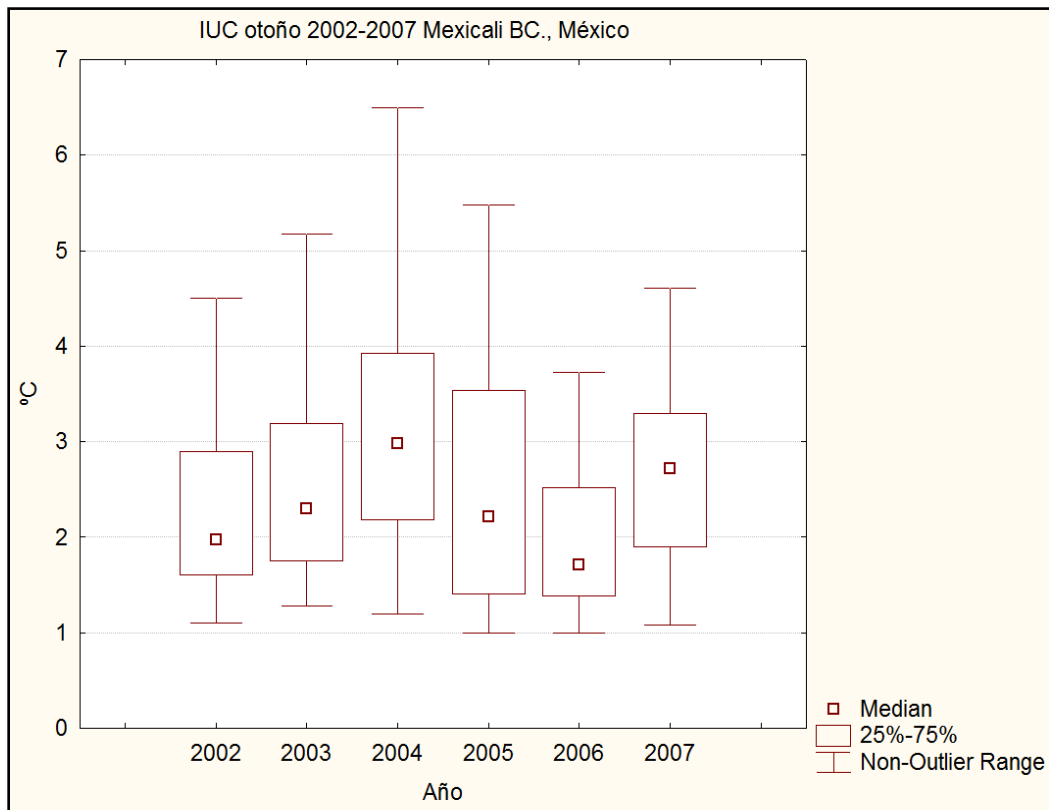


Figura 4.5 IUC otoño 2002-2007, Mexicali BC., México.

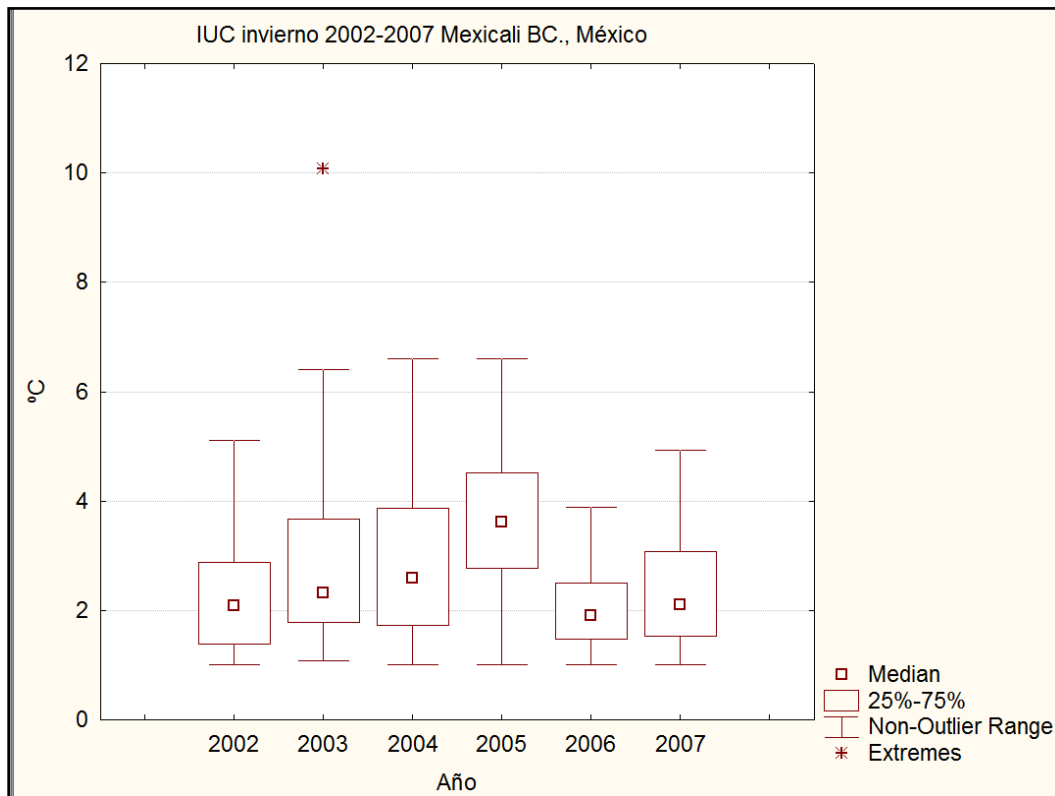


Figura 4.6 IUC invierno 2002-2007, Mexicali BC., México.

En una escala mensual (figura 4.7), se puede observar que los meses correspondientes a primavera, otoño e invierno (enero, febrero, marzo, abril, mayo, noviembre y diciembre) fueron semejantes en la distribución de las IUC: la mediana, las intensidades máximas que alcanzan en la mayoría de los casos los 6°C, pero es precisamente en febrero donde se presentó el mayor valor atípico del periodo (10°C). A diferencia de los meses de invierno en los meses de junio a octubre, si bien la IUC's presentó intensidades máximas menores (alrededor de 5°C), aumentó el número de eventos extremos, como ocurrió en los meses de junio, donde hubo tres intensidades que sobrepasaron los 6°C.

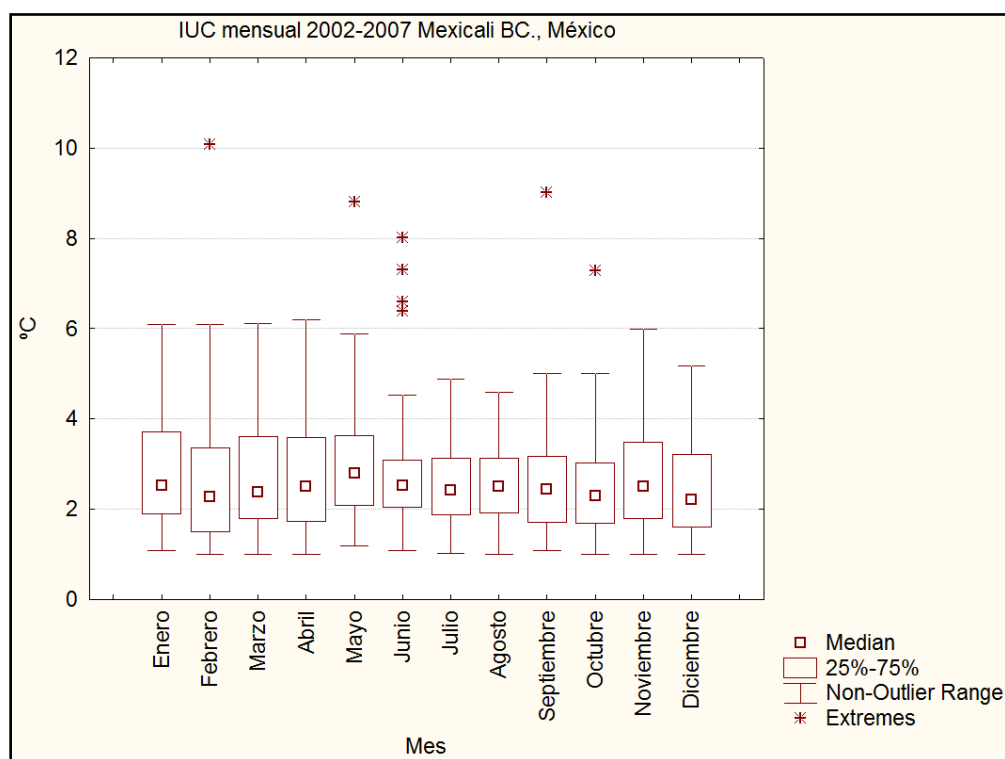


Figura 4.7 IUC mensual 2002-2007 Mexicali BC., México.

La variabilidades de la IUC respecto a la mediana en aglomerados diarios (figura 4.8), no disto mucho de lo revelado en las agrupaciones anuales, estacionales y mensuales, es decir, en los 31 días existio un mayor número de eventos que rebaso la mediana, no obstante, al comparar la mediana en el transcurso de los días esta se distribuyo de manera homogénea, asimismo la grafica de cajas muestra cinco valores extremos, cabe destacar que tres de ellos se presentan justamente en días de transición estacional entre los días (22 y 23), mientras que los otros dos eventos son los días 2 y 13 respectivamente.

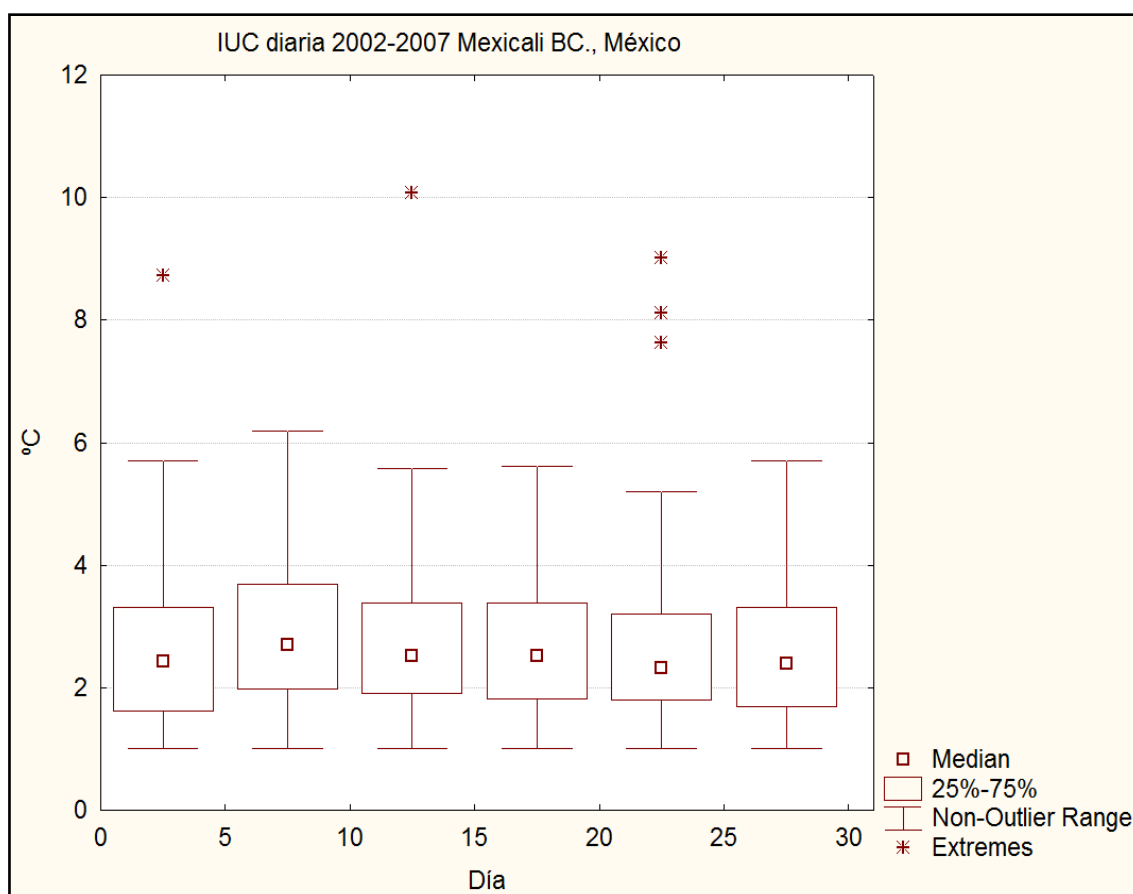


Figura 4.8 IUC diaria 2002-2007 Mexicali BC., México.

Por otra parte el análisis del fenómeno durante el periodo 2000-2007 mostró la presencia de 2,071 días con IUC (figura 4.9). La máxima intensidad del fenómeno se presentó durante el 2000 con 10.9°C, para el 2007 la diferencia térmica máxima fue de 7.2°C, aunque se podría interpretar como un año más fresco se destacó el aumento de eventos ocurridos (339 días).

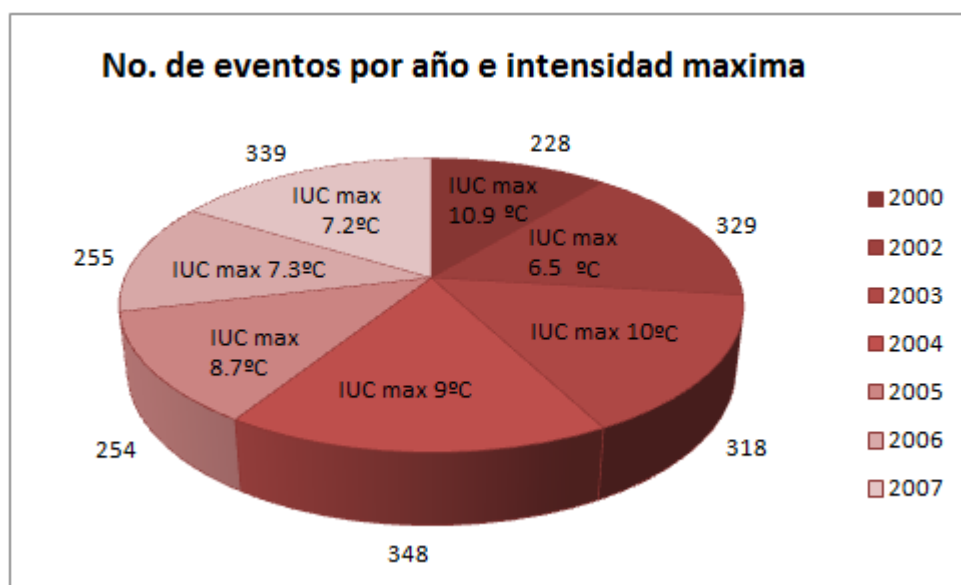


Figura 4.9 Ocurrencias diarias e intensidades máximas de la IUC 2000-2007.

La figura 4.10 ilustra los eventos extremos de la IUC, con intensidades mayores a 8°C, la existencia del fenómeno es fue notoria por la madrugada (4-5 am) en los meses de invierno y primavera, su desarrollo se dio con mayor frecuencia en la estación ITM pues no hay presencia de vientos, lo que es una causal importante para el desarrollo de la IUC. Como caso atípico se presentó el día 27 de febrero del 2000 a

las 22 horas en COBACH con una velocidad de viento de 8 m/s, esta anomalía, por la hora del suceso, es posible explicarla en función del mezclado térmico que el viento realizó en las horas anteriores. Así mismo se observó el desarrollo máximo de la IUC el 8 de mayo del 2000 en UABC con una intensidad de 10.9 °C asociada con el transporte de calor de la zona noroeste por el viento urbano.

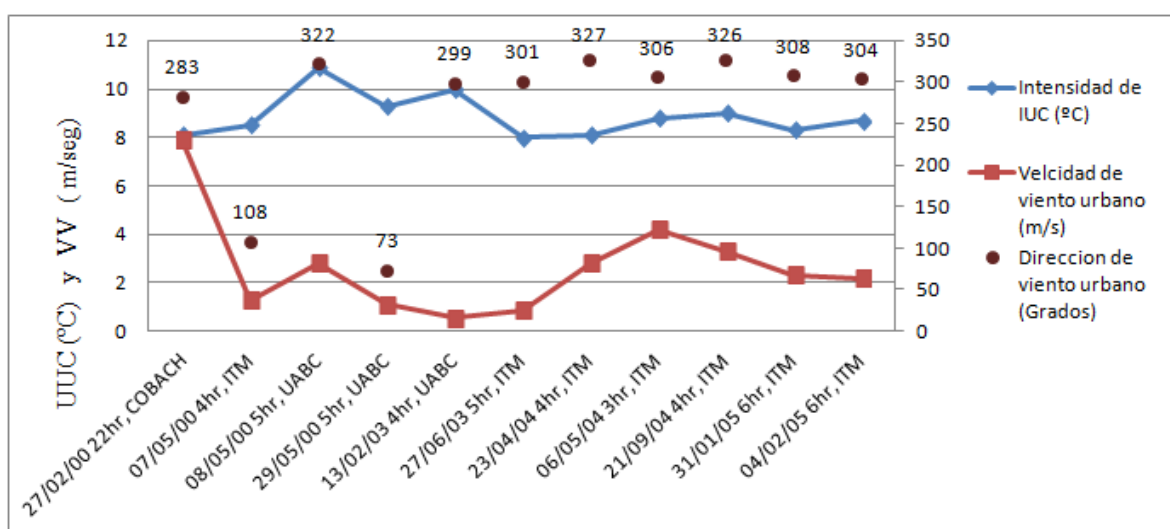


Figura 4.10 Eventos extremos de la IUC mayor o igual a 8°C.

4.1.2 Mapas isotérmicos para la ciudad de Mexicali.

A fin de visualizar espacialmente la distribución de las temperaturas en la ciudad, conocer el lugar o lugares en el que existe el mayor contraste térmico y mostrar que la IUC es un fenómeno dinámico, fueron elaboradas isotermas con los registros de las intensidades más altas de la IUC durante el periodo 2002 -2007.

En la figura 4.11 se presenta el caso del 13 de febrero de 2003, en que la intensidad de la IUC tuvo un valor de 10.1°C a las 4:00 am y tuvo lugar alrededor de la estación UABC (punto P3 en la figura).

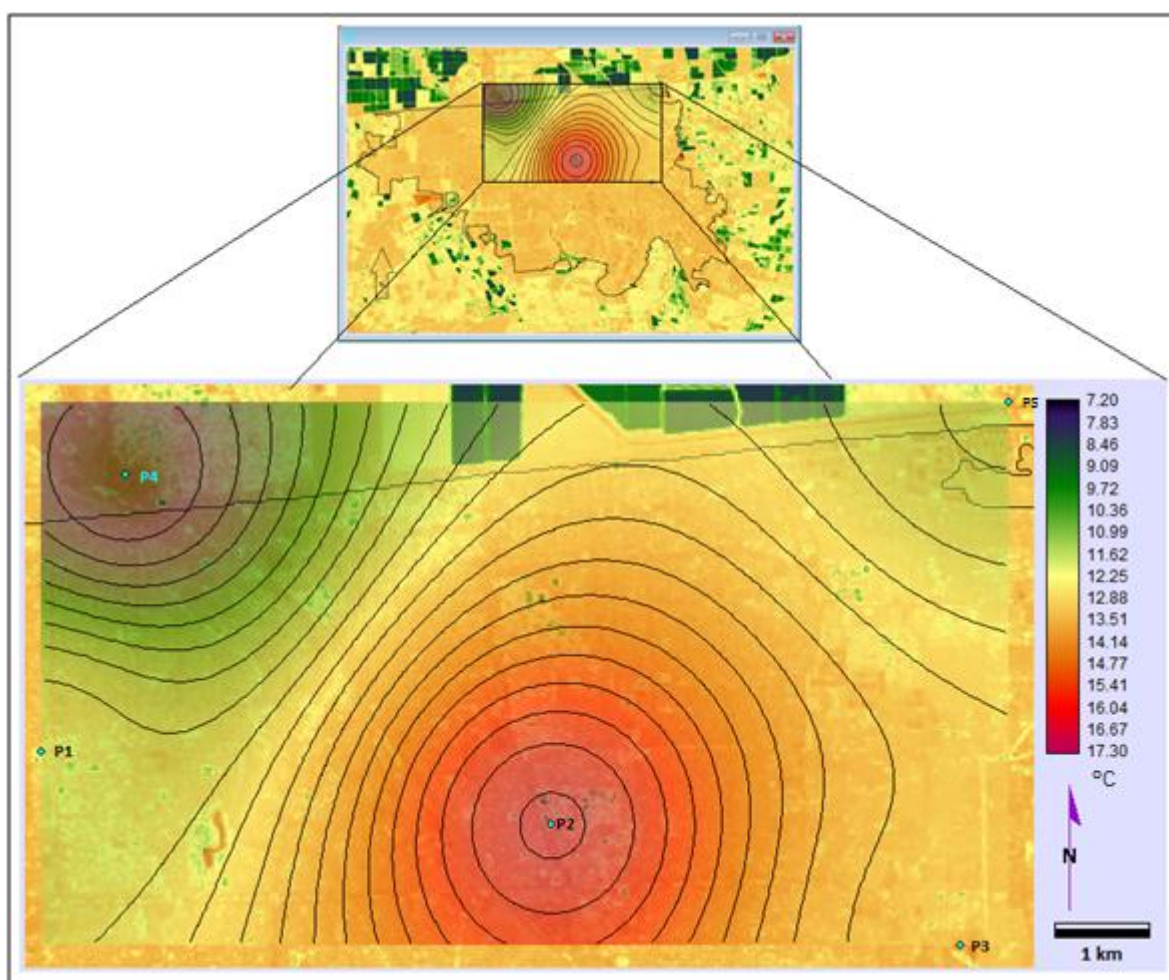


Figura 4.11 Distribución isotérmica 13 de febrero del 2003 a las 4:00 hrs.

El segundo caso de análisis isotérmico corresponde al 21 de Septiembre a las 4:00 am con una intensidad de 9°C, el fenómeno modificó su comportamiento al aparecer sobre ITM con una temperatura máxima promedio de 22.90°C (Figura 4.12). En el resto de la ciudad las temperaturas aunque aparentemente homogéneas tuvieron un descenso alrededor de estación meteorológica del campus UABC; la parte noreste de la figura que corresponde alrededor rural (EAST) que tuvo el registro más bajo con 13.80°C.

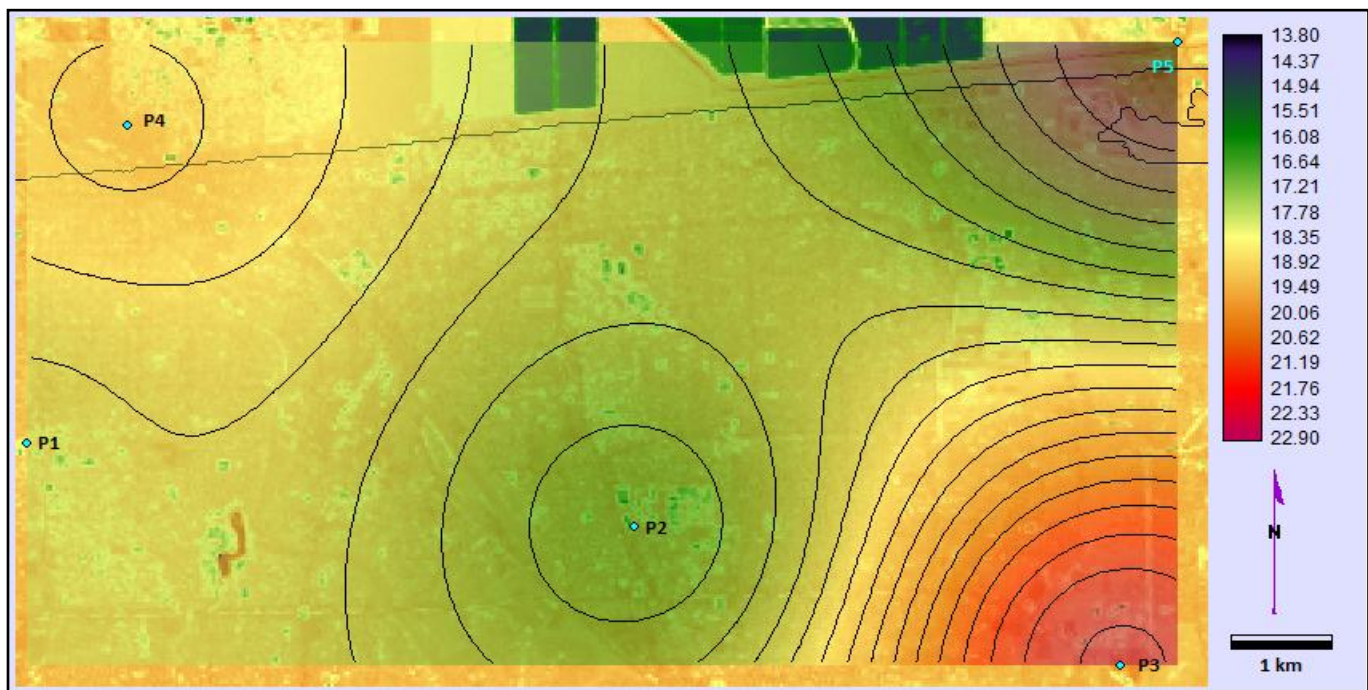
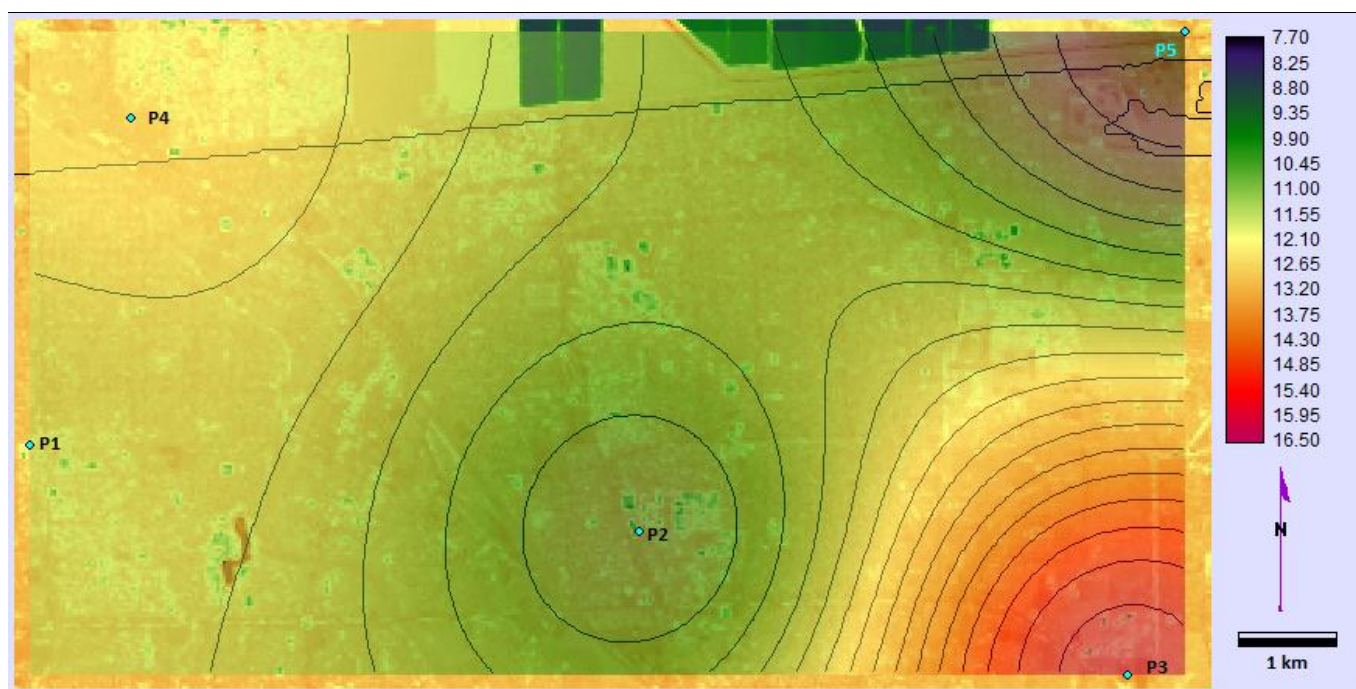


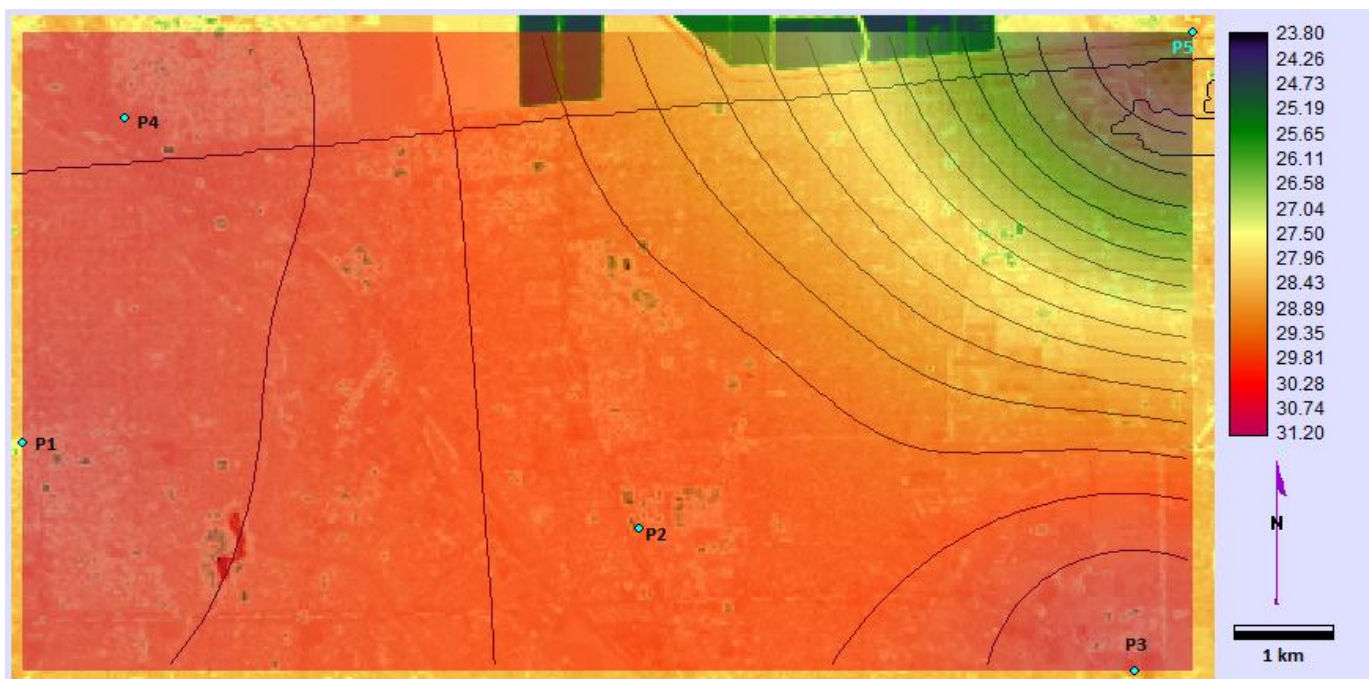
Figura 4.12 Distribución isotérmica 21 septiembre 2004 a las 4 hrs.

Para el día 4 de febrero del 2005, nuevamente la estación ITM con una intensidad de 8.6°C tuvo la temperatura más alta, 16.3°C (Figura 4.13), en el resto de la ciudad las temperaturas no fueron muy variables, y nuevamente existió una discontinuidad térmica importante en el entorno intra-urbano en la estación UABC con un registro de 11°C, la estación rural EAST, nuevamente, tuvo la lectura menor a decir de 7.7°C.



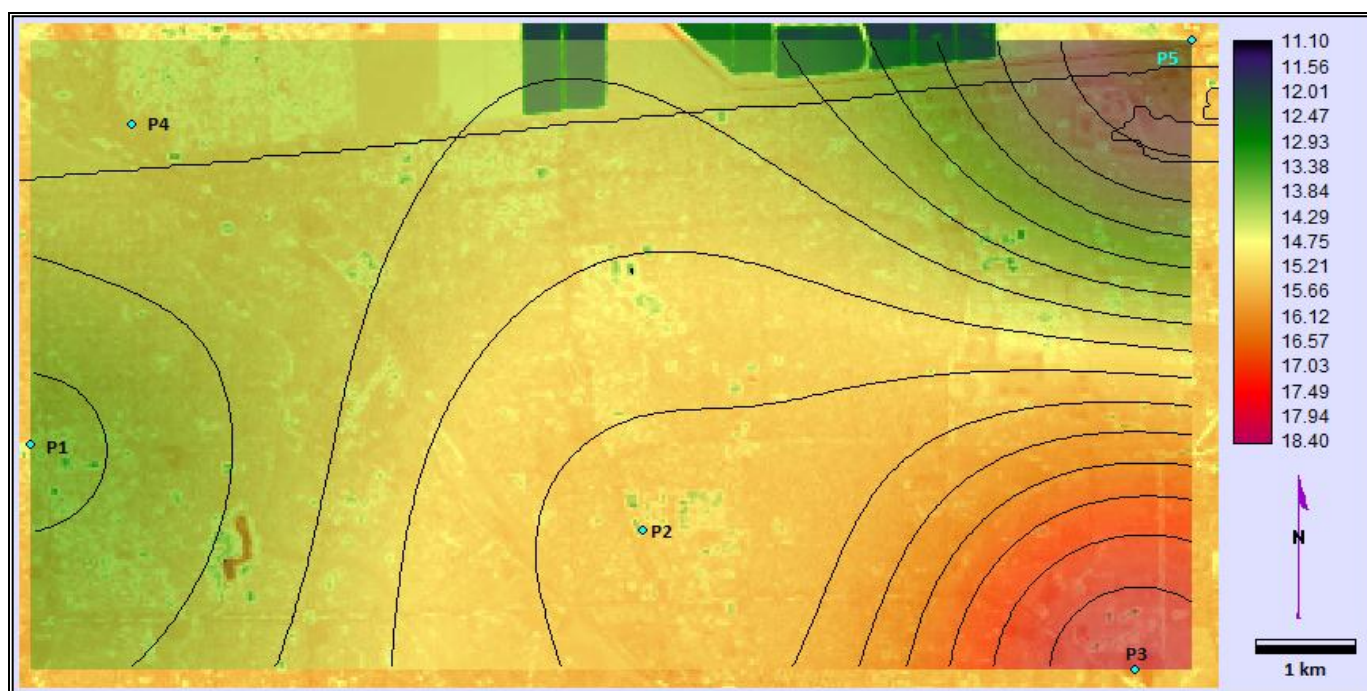
4.13 Distribución isotérmica 4 de febrero del 2005 a las 6:00 am.

Con respecto al 22 de junio del 2006, 5:00 am con una intensidad de 8.2°C , el comportamiento espacial de la IUC no mostró cambios en su ubicación al continuar apareciendo sobre ITM con una temperatura máxima de 31.2°C (Figura 4.14), en el resto de la ciudad se mantiene caliente al tener un valor de 30°C , solamente se registra un ligero descenso de temperatura en UABC de 29°C , el mayor contraste se da en la estación control EAST donde la temperatura sufre una drástica modificación al disminuir rápidamente en una distancia corta a los 23°C .



4.14 Distribución isotérmica 22 de junio del 2006 5:00 am.

Con lo que respecta al último año de estudio, 2007 (figura 4.15), la máxima intensidad de la IUC ocurrió el 22 de octubre a las 4:00 am con 7.2 °C; los contrastes térmicos mayores están dados entre la estación EAST (11.1°C) e ITM (18.40°C), la distribución espacial de las isotermas intra-urbanas muestra a COBACH como el lugar ciudadano más fresco, seguido de UABC.



4.15 Distribución isotérmica 22 Octubre 2007 a las 4:00 hrs.

4.1.3 Selección de variables.

De acuerdo a los valores porcentuales estimados en el proceso de análisis de calidad de información, la muestra obtenida en la base de datos del parámetro temperatura fue representativa en todas las estaciones meteorológicas. Por otra parte, al no tener lecturas medidas

en las estaciones rurales durante el año 2001 no es posible aplicar un diferencial térmico entre estaciones urbanas y rurales, así pues, a pesar de que el parámetro de velocidad de viento fue menor al 80% durante el año 2007 en la estación UABC, es confiable calcular la intensidad de la IUC, por los señalamientos anteriores y debido a que el fenómeno está en función de la interacción térmica en la baja atmosfera se decidió establecer como variable independiente la temperatura y como periodo de estudio los años 2002-2007. A si pues el modelo de ambiental de la IUC se representa de manera gráfica en la figura 4.16.

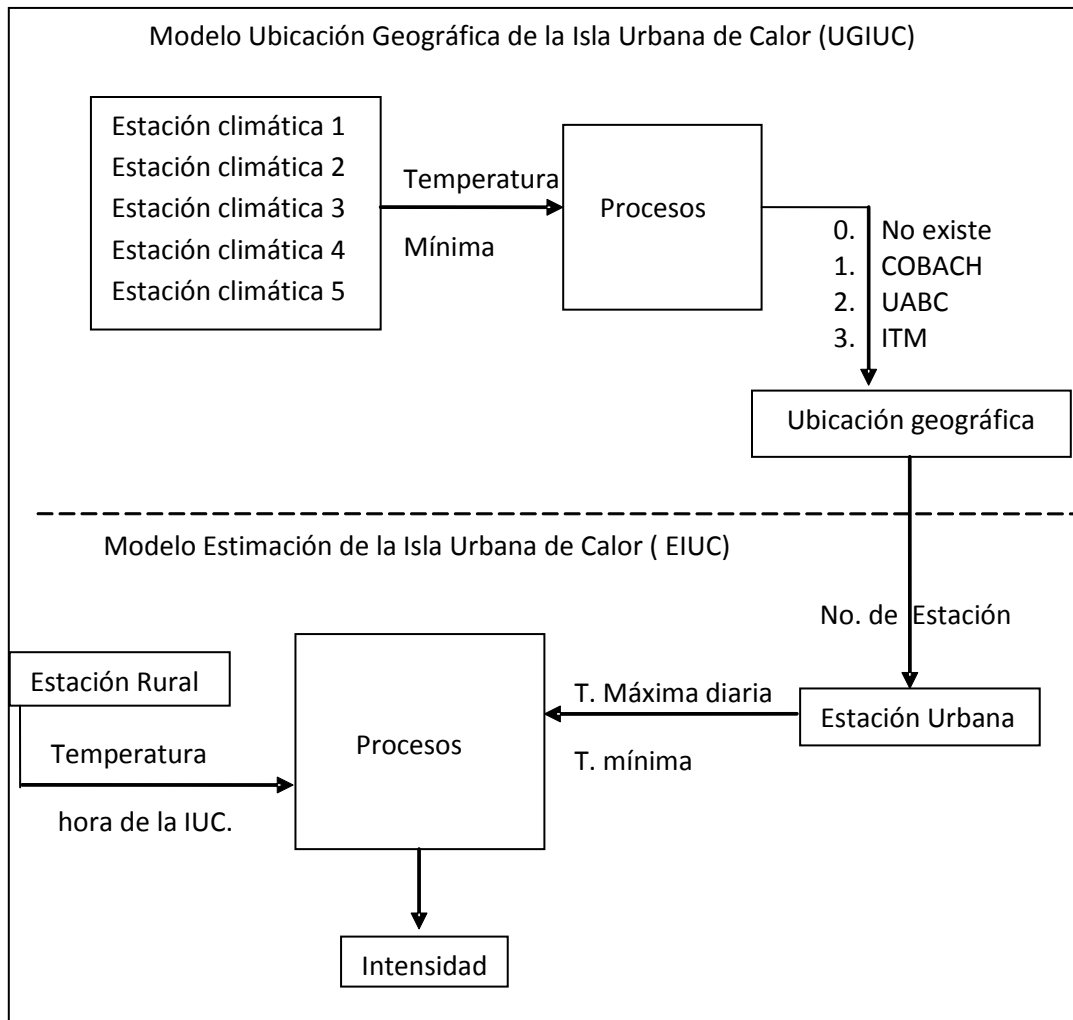


Figura 4.16. Modelo medio ambiental de la IUC para Mexicali.

El modelo climático fue dividido en dos partes, la primera es la ubicación geográfica donde se desarrolla la IUC (UGIUC) y tiene como variables independientes las temperatura mínima diaria de las cinco estaciones en estudio, además del tipo de estación (urbano ó rural) y el número de clase correspondiente a cada estación de monitoreo. La variable independiente es el identificador de las clases, la clase 0 si no existió IUC, las clases 1 , 2 y 3 que representan las estaciones meteorológicas

COBACH, UABC e ITM, respectivamente según el identificador de la estación urbana donde se da la ocurrencia del fenómeno.

La segunda parte del modelo ambiental, Estimación de la IUC (EIUC), representa la diferencia térmica que existe entre la estación rural con menor temperatura mínima y el área urbana indicada como salida del subsistema UGIUC (figura 4.16). Las variables independientes son:

1. Temperatura máxima diaria de la estación urbana donde se dio el fenómeno, este parámetro es considerado como representativo de la estación urbana, ya que es el resultado de varios de los procesos físicos que se producen en el entorno urbano.
2. Temperatura mínima del aire observada en la estación urbana (variable dependiente del submodelo UGIUC), representa la acumulación de calor sensible en la ciudad provocado por los elementos impermeables.
3. Temperatura mínima de la estación rural. Esta variable fue agregada para representar la estación control, es decir la temperatura del aire en un ambiente nativo, sin urbe.

La variable dependiente es la intensidad del fenómeno (ecuación 4.1), que representa la diferencia térmica entre la estación de control y de estudio. Para determinar la existencia del fenómeno y contabilizarlo como IUC, el sistema tomó en cuenta que la diferencia entre estaciones climatológicas fuera mayor a 1°C.

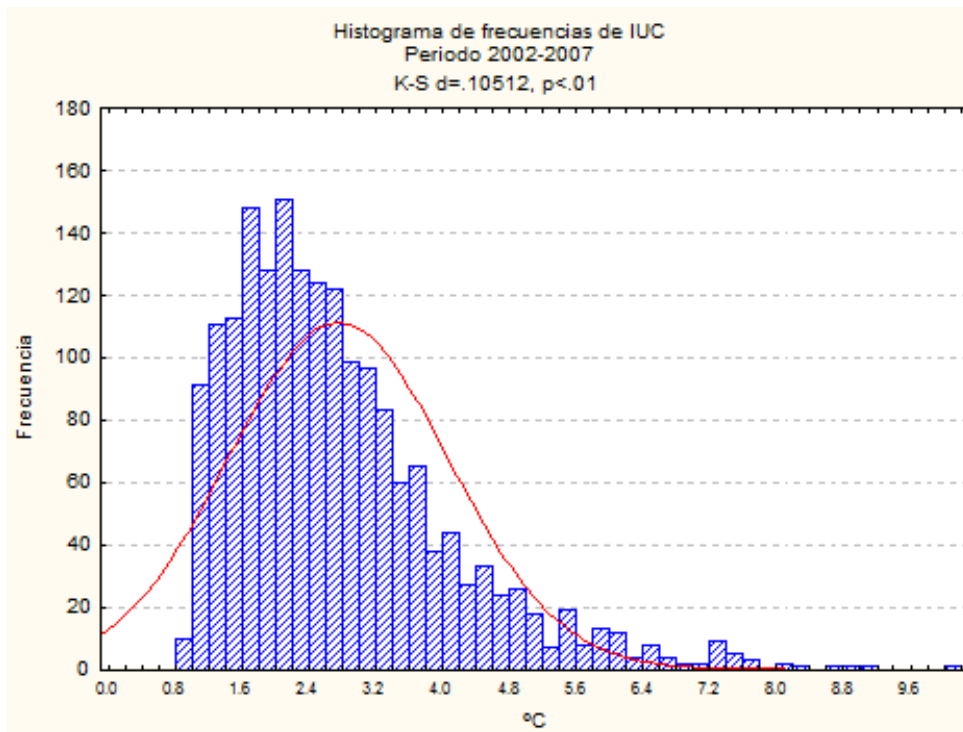
$$IUC = TU - TR$$

Ecuación 4.1

Donde IUC es la intensidad en °C, de la IUC, TU es la temperatura máxima maximorum urbana y TR es la temperatura mínima minimorum rural.

4.1.4 Normalidad de datos.

Una vez establecido el modelo ambiental que representa la IUC, se realizó la prueba de normalidad de datos mediante la técnica de Kolmogorov-Smirnov para un total de datos de 1348 (figura 4.17). El resultado obtenido fue que la distribución de datos no es normal al tener una d práctica (0.105) por encima de la d teórica (0.0316), lo que da confianza de la propuesta en este estudio de aplicar técnicas de soft computing dejando fuera los modelos de regresión lineales que exigen que la información tenga una distribución normal.



4.17 Prueba de normalidad Kolmogorov-Smirnov aplicada a IUC del periodo 2002-2007, Mexicali, BC. México.

4.2 Sistema experto.

4.2.1 Establecer modelo que representa la realidad de la IUC.

Como se mencionó con antelación, un sistema experto es la representación de un sistema real, en este caso, para determinar la intensidad y ubicación geográfica de la IUC, de la misma manera que el sistema ambiental fue dividido en dos partes, el sistema experto consta de dos secciones o subsistemas, la primera llamada "Ubicación

Geográfica de la IUC (IGIUC)", cuyo proceso principal, al igual que el modelo ambiental, fue simular por medio de un algoritmo de clasificación la existencia o no existencia de una IUC mayor a 1°C en la ciudad de Mexicali, debido a que a partir de diferencial 1 el balance energético natural suelo-atmósfera se ve afectado al existir un exceso de Radiación neta mas el calor antropogénico generado. Dentro del mismo objetivo se encuentra el señalar la estación climática donde se dio el fenómeno aplicando una técnica de clasificación de objetos puntuales, es decir una técnica de selección discreta debido a que la ubicación geográfica de la IUC no puede ser dividida.

La segunda parte del sistema experto, recibe el nombre de "Estimación de intensidad de la IUC (EIUC)", su función, como su nombre lo indica es estimar la intensidad del fenómeno en la estación urbana indicada como salida del subsistema UGIUC, la intensidad fue estimada a través de la aplicación de RNA.

En ambas secciones se estableció como parámetro común de entrada la temperatura mínima diaria tanto de estaciones urbanas como de estaciones rurales, el método para seleccionar la temperatura mínima de cada estación de monitoreo fue tomar el valor mínimo medido del primer registro entre las temperaturas horarias de un día determinado.

4.2.2 Establecer hechos.

El análisis de calidad de la información evidenció los hechos establecidos para el problema medioambiental de la IUC durante los años 2002-2007, a decir la IUC es un fenómeno geográficamente dinámico además de no seguir un comportamiento estadístico normal, por otra parte mostró la presencia de 2,071 días con IUC y una intensidad máxima de con 10.9°C, a demás de haber incrementado el eventos ocurridos en el año 2007 (339 días).

4.2.3 Extraer base de datos de conocimiento.

En el caso particular, la base de datos de conocimiento fue definida en base el análisis de calidad de información para cada submodelo, es decir la base de datos de conocimiento que alimentó al sumodelo UGIUC en el sistema experto esta compuesta por un total de 1751 registros seccionados de manera aleatoria y estratificados de las clases 0, 1, 2 y 3 que representarán el 80% de la información. A diferencia del modelo UGIUC en el submodelo EIUC, se utilizo el 60% de la información para la etapa de entrenamiento.

a) Submodelo Ubicación Geográfica de la Isla Urbana e Calor (UGIUC).

Entradas al sistema UGIUC.

Las variables de entradas al modelo experto al igual que el modelo ambiental fueron: temperatura mínima diaria de las cinco estaciones en estudio, además del tipo de estación (urbano ó rural) y el número de clase o identificador correspondiente a cada estación de monitoreo.

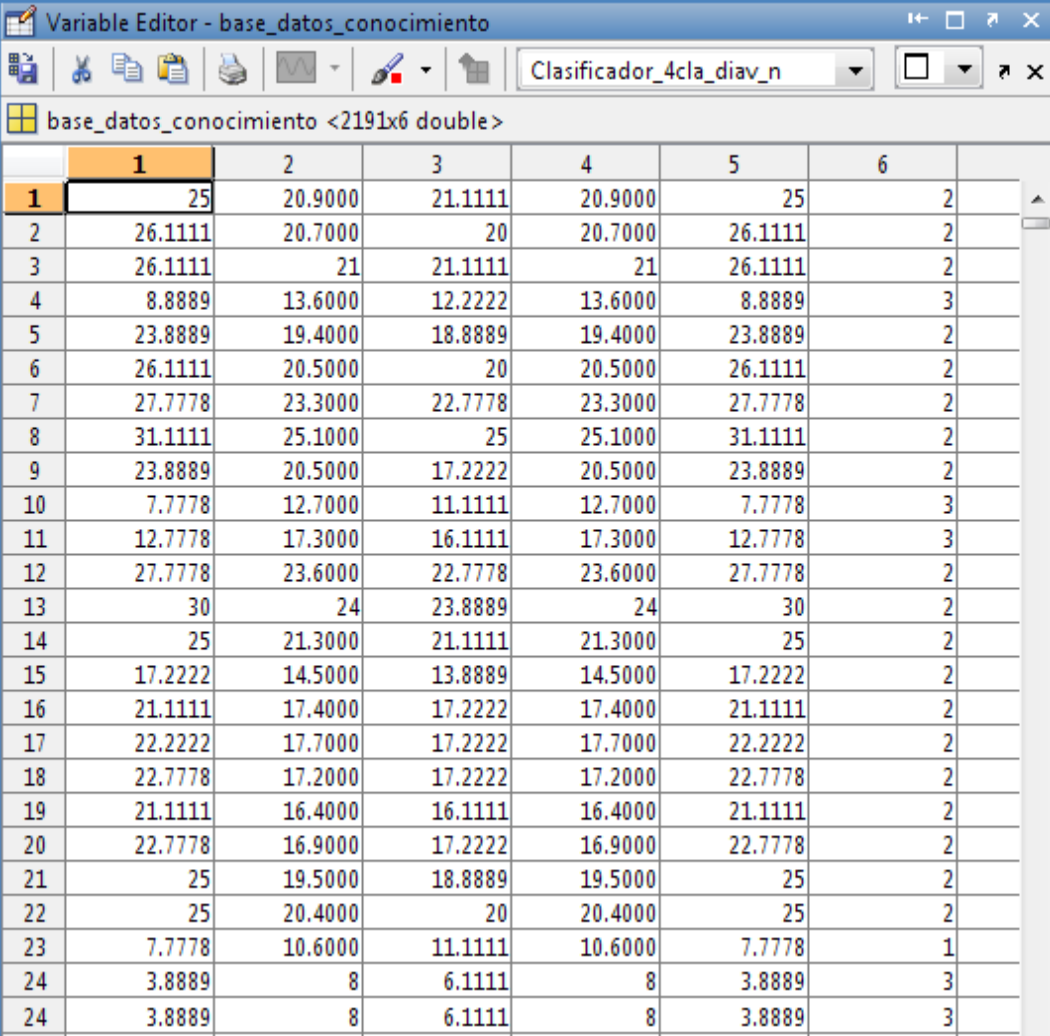
Salida del sistema UGIUC.

La variable de salida del sistema es el identificador de la estación urbana donde se da la ocurrencia del fenómeno, es decir las clases 1 , 2 y 3 que representan las estaciones meteorológicas COBACH, UABC e ITM, respectivamente o en caso de no existir evidencia de IUC la clases 0.

Base de datos de conocimiento submodelo UGIUC

De un universo total de 333,120 registros contenidos en la matriz de datos original fue creada una base de datos de conocimiento con una muestra de 2,191 registros (tabla 4.3) correspondientes a las temperaturas mínimas diarias ordenadas por fecha de manera ascendente de las cinco estaciones meteorológicas de estudio, siendo las tres primeras columnas las clases 1 (COBACH), 2 (UABC) y 3 (ITM)

respectivamente, las columnas 4 (ETHEL) y 5 (EAST) corresponden a las estaciones rurales y la columna 6 al clasificador de la estación urbana donde tuvo presencia la IUC durante el periodo 2002-2007.



	1	2	3	4	5	6
1	25	20.9000	21.1111	20.9000	25	2
2	26.1111	20.7000	20	20.7000	26.1111	2
3	26.1111	21	21.1111	21	26.1111	2
4	8.8889	13.6000	12.2222	13.6000	8.8889	3
5	23.8889	19.4000	18.8889	19.4000	23.8889	2
6	26.1111	20.5000	20	20.5000	26.1111	2
7	27.7778	23.3000	22.7778	23.3000	27.7778	2
8	31.1111	25.1000	25	25.1000	31.1111	2
9	23.8889	20.5000	17.2222	20.5000	23.8889	2
10	7.7778	12.7000	11.1111	12.7000	7.7778	3
11	12.7778	17.3000	16.1111	17.3000	12.7778	3
12	27.7778	23.6000	22.7778	23.6000	27.7778	2
13	30	24	23.8889	24	30	2
14	25	21.3000	21.1111	21.3000	25	2
15	17.2222	14.5000	13.8889	14.5000	17.2222	2
16	21.1111	17.4000	17.2222	17.4000	21.1111	2
17	22.2222	17.7000	17.2222	17.7000	22.2222	2
18	22.7778	17.2000	17.2222	17.2000	22.7778	2
19	21.1111	16.4000	16.1111	16.4000	21.1111	2
20	22.7778	16.9000	17.2222	16.9000	22.7778	2
21	25	19.5000	18.8889	19.5000	25	2
22	25	20.4000	20	20.4000	25	2
23	7.7778	10.6000	11.1111	10.6000	7.7778	1
24	3.8889	8	6.1111	8	3.8889	3
24	3.8889	8	6.1111	8	3.8889	3

Tabla 4.3 Extracto de la base de datos de conocimiento para la clasificación.

Estratificación y barajeo de datos modelo UGIUC.

Como resultado del cálculo de las probabilidades a priori durante el periodo 2002-2007 (tabla 4.4), se observó que el evento no sucedió en un 15.9%, la probabilidad de que la IUC tuviese su aparición en la ciudad es de 84.1%, siendo la probabilidad observada en la clase 1 de 27.6%, la ocurrencia en la clase 2 es de 10.1% y en la clase 3 de 46.4%, es decir, el fenómeno de la IUC se ubicó 1,018 días de 2,191 en la estación ITM lo cual pudiera deberse al uso de suelo circundante en la región.

Clase	Cantidad de registros	Porcentaje de clase
0	348	15.9
1	604	27.6
2	221	10.1
3	1018	46.4
Total	2191	100

Tabla 4.4 Clases probabilidad a priori de los eventos.

Con el propósito de garantizar el porcentaje correspondiente en la estratificación, la base de datos de conocimiento fue separada en cuatro matrices diferentes que contenían los registros de cada una de las clases; la matriz 4 (clase 0) se integró con un total de 348 registros, las matrices 1, 2 y 3 se construyeron con 604, 221 y 1018 registros respectivamente. Debido a que el fenómeno bajo es dependiente de variables climáticas, como viento, nubosidad, humedad, precipitación, y radiación por lo cual se ve afectada la intensidad de la IUC que a su vez depende del día, mes ó incluso año en que es tomada la lectura, y con el

propósito de no sobreentrenar el clasificador en un solo periodo de tiempo, como tomar únicamente los primeros meses del año ó tomar registros solo de algunas estaciones astronómicas, la información fue ordenada de manera aleatoria como se aprecia en la tabla 4.5.

a) Ordenada							
mat2 <221x6 double>							
	1	2	3	4	5	6	
1	6.7000	8.6000	8.4000	7.2222	7.7800	2	
2	20.9000	26.6000	21.7000	26.6000	21.1111	2	
3	15.6000	17.4000	17	15	16.1100	2	
4	4.6000	6.8000	5.7000	5	6.1100	2	
5	17	17.1000	15.9000	13.8889	15	2	
6	9.9000	10.1000	9.1000	8.8889	8.8889	2	
7	25.2000	26.5000	25.2000	23.8889	23.8889	2	
8	13	13.9000	12	12.2222	12.7778	2	
mat3 <1018x6 double>							
	1	2	3	4	5	6	
1	12.6000	12.6000	15	12.2222	13.9000	3	
2	31	30.9000	31.9000	28.8889	30	3	
3	7.8000	6.3000	9.1000	7.2222	8.8889	3	
4	30.7000	29.6000	31	28.8889	28.8889	3	
5	28.7000	27.6000	29.8000	27.7778	27.7778	3	
6	22	21.1000	22.2000	17.7778	22.2000	3	
7	4.8000	4.8000	9.5000	5	7.2000	3	
8	14.2000	13.8000	16	12.7778	15	3	
b) Barajada							
mat2 <221x6 double>							
	1	2	3	4	5	6	
1	9.9000	11.6000	11	10	10	2	
2	6.8000	9.2000	7.9000	7.7778	7.7778	2	
3	9.3000	10.5000	9.4000	10	8.8889	2	
4	5.5000	7.9000	6.7000	5	6.1111	2	
5	5.5000	6.1000	5.9000	5	6.1111	2	
6	7.1000	9.5000	8.4000	7.7778	7.2222	2	
7	7.1000	7.4000	5.9000	6.1111	6.1111	2	
8	5.6000	6.9000	4	5	3.8889	2	
mat3 <1018x6 double>							
	1	2	3	4	5	6	
1	9	10.1000	10.5000	8.8889	8.8889	3	
2	8.4000	9.9000	10.7000	7.2222	8.8889	3	
3	10.4000	10.1000	11.7000	8.8889	11.1111	3	
4	5.1000	5.6000	5.8000	3.8889	5	3	
5	3.8000	4.9000	5.8000	3.8889	5	3	
6	4.9000	5.1000	5.2000	3.8889	6.1111	3	
7	3.7000	4.4000	5.1000	3.8889	3.8889	3	
8	5.1000	5.6000	7.7000	3.8889	6.1111	3	

Tabla 4.5 Extracto de matrices 2 y 3 a) ordenada b) barajada.

Hold-out de clases UGIUC.

Los principales resultados de la técnica hold-out se resumen en la tabla 4.6, el 80% de la información que se designó al subconjunto de entrenamiento estuvo compuesta por un total de 1751 registros seccionados en las clases 0, 1, 2 y 3 con 278, 483, 176 y 814 registros respectivamente; 440 registros, es decir el 20% sobrante de la información pertenece al subconjunto de prueba, donde la clase 0 presenta 15.9% de posibilidades de no ocurrencia del evento al tener 70 registros de su total de 440; para la clase 1 la probabilidad es de 27.6%, por último la posibilidad para las clases 2 y 3 es de 10.2% y 46.3% respectivamente. Se puede apreciar una correcta representación en todas las clases entre los subconjuntos de entrenamiento y prueba al no verse alterados los porcentajes de probabilidades a priori ni en la base de datos de conocimiento ni en los diferentes subconjuntos de datos.

Clase	Cantidad de datos		Porcentaje de clase
	Entrenamiento	Prueba	
0	278	70	15.9
1	483	121	27.6
2	176	45	10.2
3	814	204	46.3
Total	1751	440	100

Tabla 4.6 Partición de registros para entrenamiento y prueba.

Elección de algoritmos IA para el motor de inferencia UGIUC.

Debido a que el submodelo UGIUC es un submodelo discreto se aplicaron diferentes algoritmos o técnicas de clasificación, a fin de elegir aquel que represente mejor al problema ambiental mediante matrices de confusión.

Técnicas de clasificación.

Las filas de las matrices de confusión desarrolladas para el caso de estudio corresponden a la cantidad de clases observadas y las columnas a las clases estimadas, revelan la frecuencia de existencia o no existencia de la IUC con un umbral mayor a 1°C así como su ubicación geográfica en la etapa de prueba para los diferentes algoritmos de clasificación. Se puede observar (tabla 4.7) que la estación meteorológica con mas ocurrencias del evento fue ITM (clase 3) estación que por sus condiciones de uso, cobertura de suelo y actividad antrópica se consideró como representativa del área urbana; la estación UABC (clase 2) tuvo menos eventos en el periodo. Por otra parte la clase 0 (sin existencia) fue más propensa a tener errores de predicción debido a que en la muestra del subconjunto de prueba los días sin fenómeno fueron menores al total de días donde la ciudad fue más cálida a comparación de sus áreas circundantes.

>> confmat(TST*w1) %Cuadrático normal de bayes						>> confmat(TST*w2) %Lineal normal de bayes					
True Labels	Estimated Labels				Totals	True Labels	Estimated Labels				Totals
	0	1	2	3			0	1	2	3	
0	58	5	2	5	70	0	57	5	5	3	70
1	4	109	2	6	121	1	3	118	0	0	121
2	4	1	39	1	45	2	3	2	40	0	45
3	6	19	2	177	204	3	9	21	3	171	204
Totals	72	134	45	189	440	Totals	72	146	48	174	440
>> confmat(TST*w3) %Regresion logistica						>> confmat(TST*w4) %Naive bayes					
True Labels	Estimated Labels				Totals	True Labels	Estimated Labels				Totals
	0	1	2	3			0	1	2	3	
0	57	6	0	7	70	0	15	27	6	22	70
1	1	120	0	0	121	1	4	71	21	25	121
2	4	2	37	2	45	2	4	12	13	16	45
3	6	11	1	186	204	3	22	83	13	86	204
Totals	68	139	38	195	440	Totals	45	193	53	149	440
>> confmat(TST*wp2) %SVM polinomial orden 2						>> confmat(TST*wp3) %SVM polinomial orden 3					
True Labels	Estimated Labels				Totals	True Labels	Estimated Labels				Totals
	0	1	2	3			0	1	2	3	
0	61	3	0	6	70	0	65	3	0	2	70
1	1	118	0	2	121	1	1	119	0	1	121
2	2	1	41	1	45	2	1	1	42	1	45
3	4	10	1	189	204	3	4	4	1	195	204
Totals	68	132	42	198	440	Totals	71	127	43	199	440
>> confmat(TST*wp15) %SVM polinomial orden 15						>> confmat(TST*wh1) %SVM hipervolico C=1					
True Labels	Estimated Labels				Totals	True Labels	Estimated Labels				Totals
	0	1	2	3			0	1	2	3	
0	34	13	8	15	70	0	47	7	5	11	70
1	19	87	4	11	121	1	1	119	1	0	121
2	13	12	16	4	45	2	0	3	36	6	45
3	12	10	26	156	204	3	3	16	0	185	204
Totals	78	122	54	186	440	Totals	51	145	42	202	440

Tabla 4.7 Matrices de confusión para los cuadrático normal de bayes, lineal normal de bayes, Regresión logística, Naive Bayes, SVM polinomial orden 2, orden 3, orden 15 hiperbólico C=1. True Labels = casos o clases.

Los clasificadores que tuvieron una mayor separabilidad entre las clases fueron el SVM y regresión logística (tabla 4.8), en general la clase mejor clasificada es la 1 (COBACH) y la clase menos clasificada es la clase 0

(Sin existencia), como se mencionó con anterioridad esto se debe a que fue la clase con menor porcentaje de probabilidad a priori. El algoritmo menos adecuado en el estudio de ubicación geográfica de la IUC resultó Naive Bayes con una exactitud del 45% y un R^2 de .55, el SVM con kernel homogéneo y una $c = 1$ arrojó los mismos resultados que la regresión logística (exactitud 91% y R^2 .96), este último consume menos recurso computacional al momento del entrenamiento lo que se interpreta como una ventaja en caso de carecer de suficiente capacidad computacional, sin embargo de no existir limitaciones en el costo computacional y si lo que se está buscando es un clasificador que logre una mejor separabilidad y predicción en las clases el más efectivo es un SVM.

Clasificador	Exactitud	R^2	Clase mejor clasificada	Clase peor clasificada
Cuadrático normal de Bayes	86%	.97	1 (COBACH)	3 (ITM)
Lineal normal de Bayes	88%	.90	1 (COBACH)	0 (Sin IUC)
Regresión logística	91%	.96	1 (COBACH)	0 (Sin IUC)
Naive Bayes	45%	.55	1 (COBACH)	0 (Sin IUC)
SVC kernel polinomial de segundo orden	95%	.98	1 (COBACH)	0 (Sin IUC)
SVC kernel polinomial de tercer orden	96%	.99	1 (COBACH)	0 (Sin IUC)
SVC kernel polinomial de quinceavo orden.	64%	.99	3 (ITM)	2(UABC)
SVC kernel homogéneo C=1	91%	.96	1 (COBACH)	0 (Sin IUC)

Tabla 4.8. Comparación estadística de técnicas inteligentes de clasificación.

De acuerdo a la comparación realizada mediante estadística a los resultados arrojados del modelo contra los valores observados, la ubicación de la IUC máxima en el subconjunto de prueba bajo la propuesta del modelo entrenado, el clasificador con mayor generalización del modelo y que explicó casi en su totalidad la problemática ambiental en estudio es el algoritmo *SVM polinomial de tercer orden* (SVMp³) con una exactitud del 96% y un coeficiente de correlación igual a .99, a decir de las ocho técnicas aplicadas para la clasificación de la IUC la más adecuada para ser utilizada en el modelo UGIUC es un SVMp³.

Conforme a la comparación del desempeño entre los algoritmos de clasificación arriba mencionados se asegura que la configuración del algoritmo MSV es la mejor posible, debido a que la MSV divide las clases en la dimensión del vector de entrada no es posible tener una representación gráfica ni mostrar las reglas que sigue, por ello a continuación se presenta la configuración de la MSV que se propone como motor de inferencia para la ubicación geográfica de la IUC.

Kernel Función de Base Polinomial;

Orden Tercero;

Medida de Desempeño MSE

Código en matlab para el motor de inferencia.

```
%***** PASOS*****  
  
% 1)Cargo las matrices que tienen los clases 1 2 3 y clases 0  
  
% 2)Varajeo ambas matrices  
  
% 3)Datos de etrenamiento 80%  
  
% 4)Datos de validacion 10%  
  
% 5)Datos de Testeo 10%  
  
% 6)Los divido en variables y clases  
  
% 7)Generar Datasets prtools para las matrices.  
  
% 1)  
  
load MD_COBACH;  
  
load MD_ITM;  
  
load MD_UABC;  
  
load MD_ETHEL;  
  
load MD_EAST;  
  
load iucd27cla;  
  
MD_COBACH=MD_COBACH(MD_COBACH(:,1)>=2002,:);  
MD_ITM=MD_ITM(MD_ITM(:,1)>=2002,:);  
MD_UABC=MD_UABC(MD_UABC(:,1)>=2002,:);  
MD_ETHEL=MD_ETHEL(MD_ETHEL(:,1)>=2002,:);  
MD_EAST=MD_EAST(MD_EAST(:,1)>=2002,:);
```

```

bay_itm=[MD_COBACH(:,7) MD_UABC(:,7) MD_ITM(:,7) MD_EAST(:,7)
MD_ETHEL(:,7) iucd27cla(:,8)];
ind=isnan(bay_itm(:,1)); 11
bay_itm(ind,:)=[];
ind=isnan(bay_itm(:,2));
bay_itm(ind,:)=[];
ind=isnan(bay_itm(:,3));
bay_itm(ind,:)=[];
ind=isnan(bay_itm(:,4));
bay_itm(ind,:)=[];
ind=isnan(bay_itm(:,5));
bay_itm(ind,:)=[];
ind= bay_itm(:,6)==1;
mat1=bay_itm(ind,:);
ind= bay_itm(:,6)==2;
mat2=bay_itm(ind,:);
ind= bay_itm(:,6)==3;
mat3=bay_itm(ind,:);
ind= bay_itm(:,6)==0;
mat4=bay_itm(ind,:);

```

```

% 2)

[r1 c1]=size(mat1);
des=randperm(r1);
mat1=mat1(des,:);

[r2 c2]=size(mat2);
des=randperm(r2);
mat2=mat2(des,:);

[r3 c3]=size(mat3);
des=randperm(r3);
mat3=mat3(des,:);

[r4 c4]=size(mat4);
des=randperm(r4);
mat4=mat4(des,:);


% 3)

tam1=fix(.75*r1);
tam2=fix(.75*r2);
tam3=fix(.75*r3);
tam4=fix(.75*r4);

TRN=[mat1(1:tam1,:);mat2(1:tam2,:);mat3(1:tam3,:);mat4(1:tam4,:)
];

tam1=fix(.80*r1);

```

```

tam0=fix(.80*r2);
TRN=[mat1(1:tam1,:);mat2(1:tam0,:)];

% 4)
vtam1=(r1-tam1)/2;
vtam2=(r2-tam2)/2;
vtam3=(r3-tam3)/2;
vtam4=(r4-tam4)/2;
in1=tam1+1; fin1=in1+vtam1-1;
in2=tam2+1; fin2=in2+vtam2-1; 12
in3=tam3+1; fin3=in3+vtam3-1;
in4=tam4+1;
fin4=in4+vtam4-1;
VAL=[mat1(in1:fin1,:);mat2(in2:fin2,:);mat3(in3:fin3,:);mat4(in4:fin4,
:)]];

% 5)
in1=fin1+1;
in2=fin2+1;
in3=fin3+1;
in4=fin4+1;
in1=tam1+1;

```

```

in2=tam2+1;
in3=tam3+1;
in4=tam4+1;
TST=[mat1(in1:r1,:);mat2(in2:r2,:);mat3(in3:r3,:);mat4(in4:r4,:)];

```

```

% 6)
trnv=TRN(:,1:5);
trnc=TRN(:,6);
tstv=TST(:,1:5);
tstc=TST(:,6);

```

```

% 7)
TRN=dataset(trnv,trnc);
TST=dataset(tstv,tstc);
VAL=dataset(valv,valc);
w = svc(TRN,'p',3);
e=testc(TST,w);
err = testc(VAL,w);

```

b) Submodelo Estimación de la Isla Urbana de Calor.

La segunda parte del sistema experto (EIUC) estima la intensidad del fenómeno a fin de tener una perspectiva de la gravedad del calentamiento citadino, el motor de inferencia en esta sección sigue la estructura general de una RNA (figura 4.18).

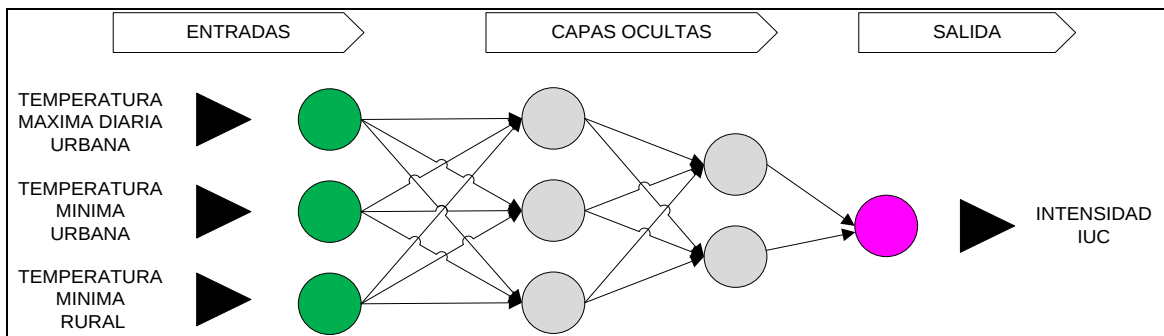


Figura 4.18 Estructura general de la RNA para el submodelo EIUC.

Entrada al sistema EIUC

La salida del modelo IGIUC indica el lugar geográfico donde tendrá presencia el fenómeno, por lo cual, el modelo EIUC lo procesa como identificador para seleccionar la RNA correspondiente a su estación meteorológica tomando los siguientes parámetros como vectores de entrada.

- Temperatura máxima diaria de la estación urbana
- Temperatura mínima del aire observada en la estación urbana
- Temperatura mínima de la estación rural.

Salida del sistema EIUC.

El vector de salida del sistema es la intensidad del fenómeno, con un umbral de 1°C.

Base de Datos de Conocimiento submodelo EIUC.

Del universo inicial de la matriz de datos (333,120 registros) se extrajo una base de datos de conocimiento con una muestra de 1,105 registros ordenados por fecha de manera acendente que representarán el 60% de las ocurrencias de la IUC con intensidades mayor igual a 1°C en Mexicali BC, un 20% fue destinado a la prueba de la RNA y el 20% restante a la validación de la RNA propuesta..

Eleccion del algoritmo IA para el motor de inferencia EIUC

La técnica de IA usada el submodelo EIUC fueron RNA tipo repropagación. Se evaluaron tres RNA diferentes, uno para cada estación meteorológica urbana con las variables independientes o de entrada, a saber, temperatura máxima diaria de la estación urbana, temperatura mínima del aire observada en la estación urbana c y la temperatura mínima de la estación rural; como variable dependiente o salida del sistema fue la intensidad de la IUC en la estación respectiva. Para cada RNA se asignó un número inicial de neuronas de 20 hasta llegar a 100 y se evaluó un rango desde 20 épocas hasta 100 épocas

con intervalos de 20 épocas. Para cada modelo se determinó el error cuadrático medio (ECM) y la raíz del error cuadrático medio (RMS) tanto en la etapa de entrenamiento como en la etapa de validación, el modelo seleccionado fue aquel que tuviese un ECM y un RMS menor.

Los resultados arrojados en las RNA's evaluadas para estimar la intensidad de la IUC en la estación COBACH (IUC_COBACH) mostraron una aparente tendencia en el incremento del número de neuronas y el aumento de ajuste del modelo en el rango de 20 a 60 neuronas (tabla 4.9), pero a media que se incrementó el número de neuronas a 80 el rendimiento de la RNA disminuyó al tener su peor desempeño en el subconjunto de entrenamiento con un ECM de .0014 y un RMS de 0.0377, sin embargo una RNA entrenada con 100 neuronas acortó la diferencia entre el valor observado y el estimado al tener un ECM=.0002 y RMS=.0141.

No. Neuronas	Mejor Época	ECM entrenamiento	RMS Entrenamiento	ECM validación	RMS validación
20	9	0.00038293	0.019569	0.00058631	0.024214
40	5	0.00034175	0.018487	0.00039194	0.019797
60	8	0.00027465	0.016572	0.0001797	0.013406
80	6	0.00142620	0.037764	0.0051668	0.071881
100	5	0.00020023	0.01415	0.00020647	0.014369

4.9 Evolución del modelo IUC_COBACH.

Con respecto a la estimación de intensidad IUC en la zona que colinda con la estación UABC (IUC_UABC), la RNA entrenada con 40 neuronas ocultas (tabla 4.10) presentó un mejor rendimiento tanto para el subconjunto de prueba (ECM=0.0002, RMS=0.0146) como para el subconjunto de validación (ECM=0.0001, RMS=0.0134). El peor desempeño obtenido en este caso fue el generado con 100 neuronas como se aprecia en los valores de error arrojados (ECM=0.0391, RMS=0.1977, ECM=0.0868 y RMS=0.2946) rendimiento que resulta contrastante con el modelo evaluado con anterioridad (IUC_COBACH) donde el mejor desempeño obtenido fue precisamente con 100 neuronas.

No. Neuronas	Mejor Época	ECM entrenamiento	RMS entrenamiento	ECM validación	RMS validación
20	5	0.00087341	0.029554	0.001015	0.031859
40	5	0.0002145	0.01464	0.0001819	0.01348
60	4	0.0033847	0.058178	0.00064648	0.025426
80	6	0.0046031	0.067846	0.0081242	0.090134
100	3	0.039117	0.19778	0.086818	0.29465

4.10 Evolución del modelo IUC_UABC.

Por último se evaluó la intensidad IUC en la estación ITM (IUC_ITM), en la cual se observó que de las cinco RNAs propuestas con un rango de 20 a 100 neuronas y un lapso de 20, el aumento en el número de neuronas no fue sustancial para reducir los valores del error (tabla 4.11); en similitud al modelo IUC_UABC el menor desempeño fue obtenido con 100 neuronas (ECM=0.0017, RMS=0.0421, ECM=0.0038 y

RMS=0.0624) mientras que en este modelo la estructura óptima propuesta quedó en 20 neuronas ocultas (ECM=0.0001, RMS=0.0139, ECM=.0002 y RMS=0.0168), es decir demanda menor cantidad de recursos computacionales al aprender debido a que el subconjunto de datos utilizados en la etapa de entrenamiento es mayor que la cantidad de datos disponible en las estaciones COBACH y UABC.

No. Neuronas	Mejor Época	ECM entrenamiento	RMS entrenamiento	ECM validación	RMS validación
20	6	0.0001936	0.013914	0.00028224	0.0168
40	5	0.00082114	0.028656	0.00098298	0.031353
60	6	0.0012274	0.035035	0.0022445	0.047376
80	5	0.0013476	0.03671	0.0014074	0.037515
100	5	0.0017762	0.042146	0.0038951	0.062411

4.11 Evolución del modelo IUC_ITM.

Los modelos inteligentes para ser usados en las diferentes estaciones meteorológicas urbanas así como los valores óptimos de ajuste para los parámetros que definen la configuración de las RNAs (cantidad de neuronas ocultas, época de entrenamiento) fueron seleccionados en base a los medidores ECM y RMS.

Motor de inferencia

La estructura óptima para los motores de inferencia en el submodelo EIUC quedó definida en cada estación de monitoreo de la siguiente manera (tabla 4.11), para el modelo IUC_COBACH se fijaron tres entradas, 100 neuronas ocultas y una capa de salida, con 5 épocas de

entrenamiento; con respecto al modelo IUC_UABC fue construido con tres entradas, 40 neuronas ocultas, una capa de salida y 5 épocas de entrenamiento; finalmente la estructura del modelo IUC_ITM quedó determinada por tres entradas, 20 neuronas ocultas y una capa de salida, con 6 épocas de entrenamiento. Los tres modelos emplearon una función de transferencia sigmoideal entre las capas de entrada y las capas ocultas así como una segunda función de transferencia lineal entre las capas ocultas y la capa de salida. Cabe destacar que en la etapa de aprendizaje las tres RNAs no evidenciaron sobre entrenamiento alguno, dado que en la gráfica comparativa de validación, los errores de prueba no sufrieron incremento significativo en su curva antes que la curva de error de validación llegase a las épocas de mayor rendimiento (figura 4.19).

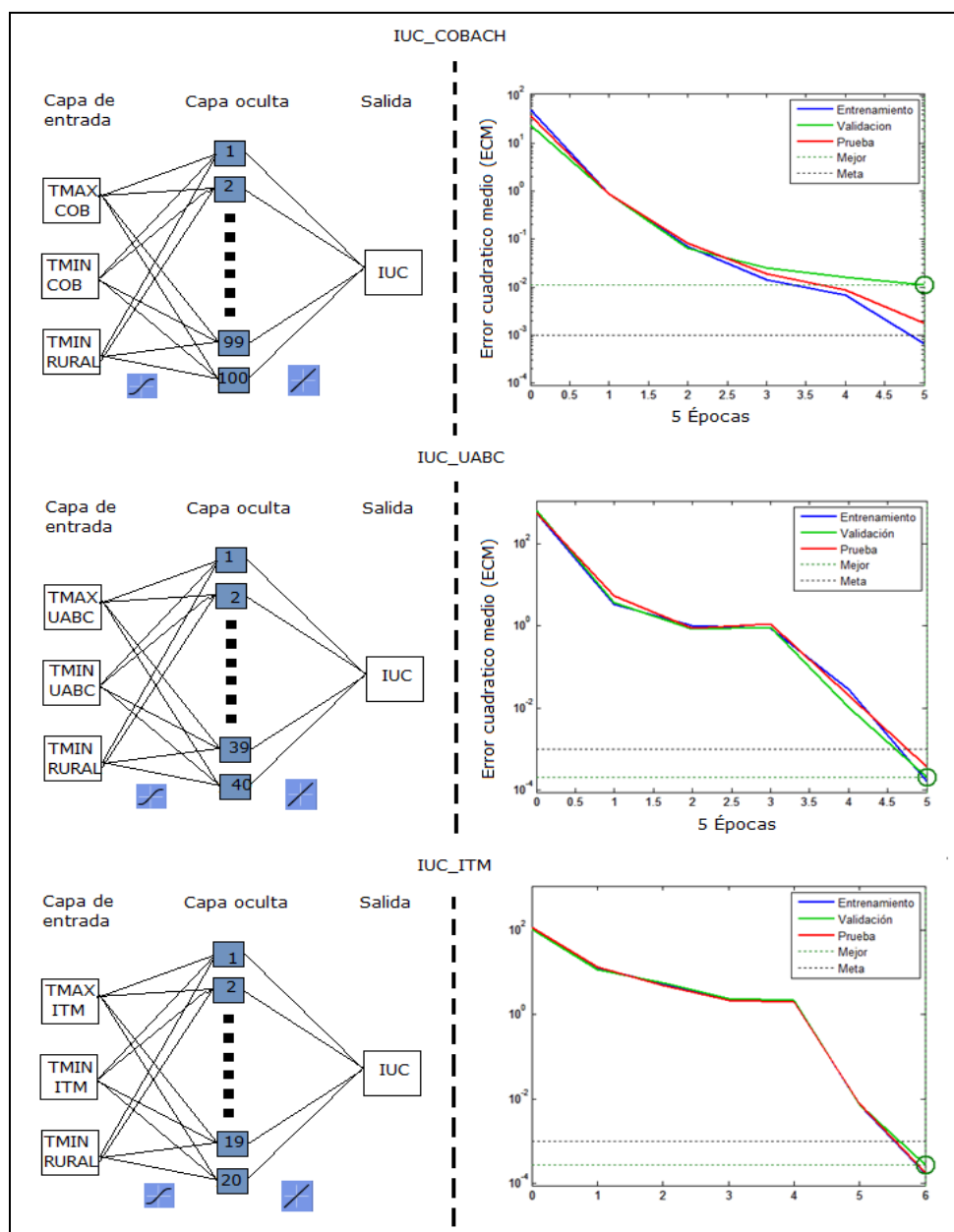


Figura 4.19 Estructura de RNA y validación modelos IUC_COBACH, IUC_UABC e IUC_ITM.

Estación	No. Neuronas	Mejor Época	ECM ent	RMS Ent	ECM val	RMS val
COBACH	100	5	0.0002	0.0141	0.0002	0.0143
UABC	40	5	0.0002	0.0146	0.0001	0.0134
ITM	20	6	0.0001	0.0139	0.0002	0.0168

Tabla 4.12 Parametros de redes neuronales para el modelo final de EIUC.

```

*****red neuronal backproagation

inputs=redcob1(:,2:4)';

t=z(:,10)';

%TECNOLOGICO

%load itm_m1;

% z=itm_m1;

% %UABC

% load uabc_m1;

% z=uabc_m1;

%COBACH

load cob_m1;

z=cob_m1;

inputs=z(:,[4 8 9])';

%targets=redcob1(:,1)';

targets=[z(:,10)]'; 19

net=newff(inputs,targets,100);

net.trainParam.epochs = 500;

net.trainParam.goal = 0.001;

net.trainParam.showWindow = 1;

[net tr YU E] = train(net,inputs,targets);

y2 = sim(net,inputs);

e=targets-y2;

```

`sqrt(mse(e))`

`hist(e);`

Verificación y validación de las RNA'S EIUC.

Se realizó un análisis de regresión (figuras 4.20 al 4.22) entre la salida simulada por las RNAs con relación a sus subconjuntos de entrenamiento, validación, prueba y el total de los datos. Se observó que en los tres casos existe una fuerte relación entre la salida de la red y los diferentes subconjuntos empleados.

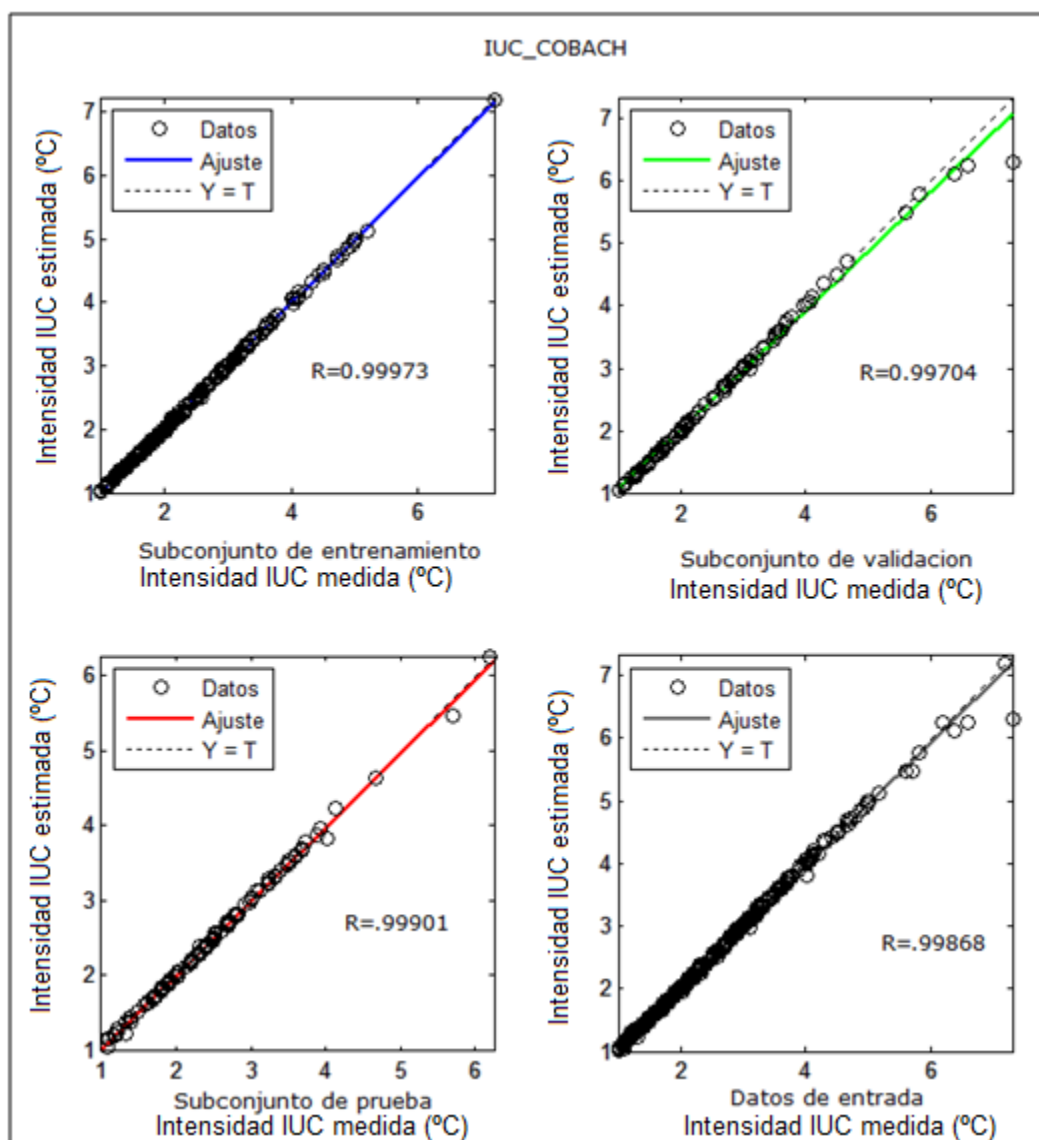


Figura 4.20 Comparación entre IUC medida e IUC estimada con la RNA para la estación COBACH.

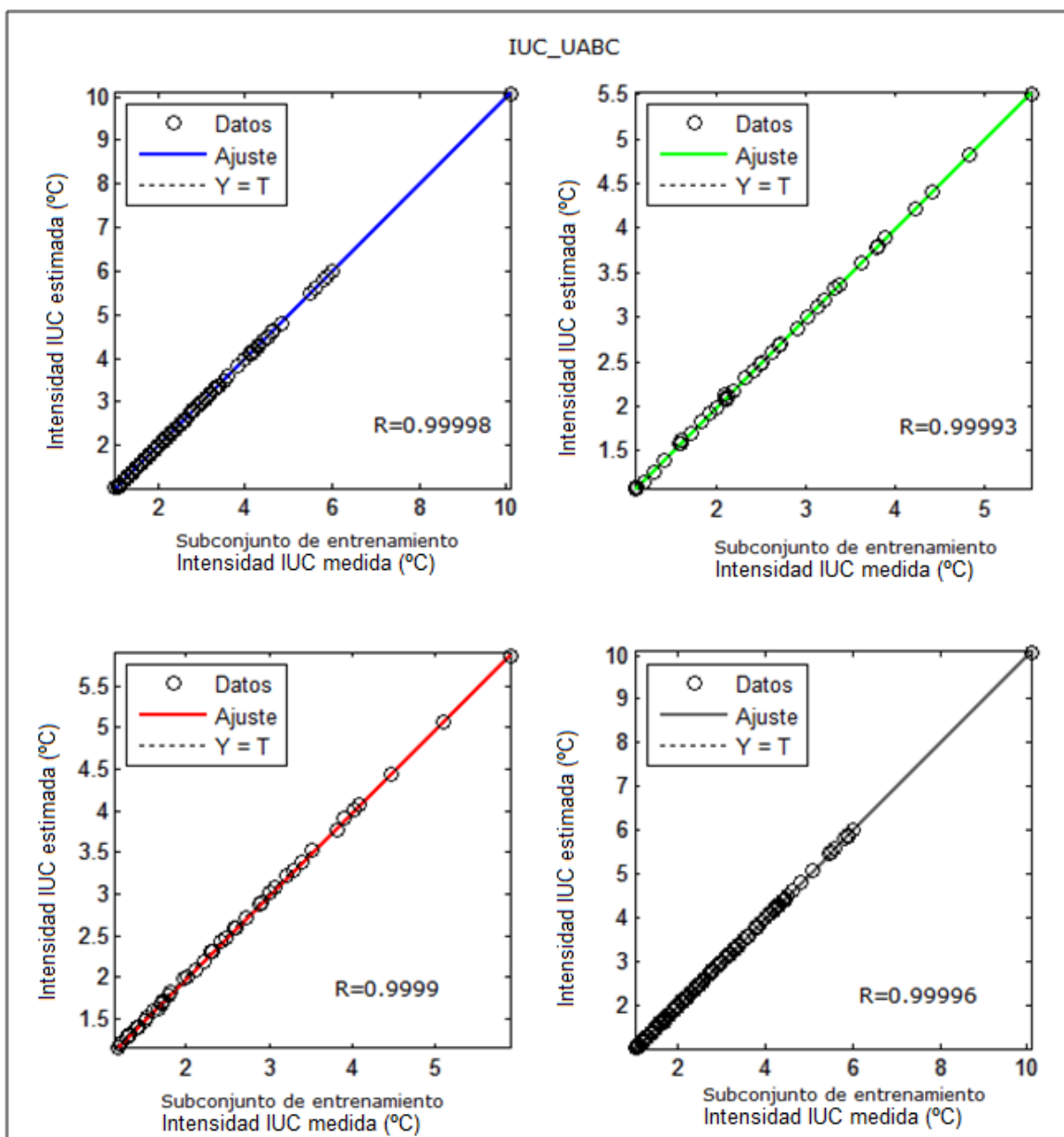


Figura 4.21 Comparación entre IUC medida e IUC estimada con la RNA para la estación UABC.

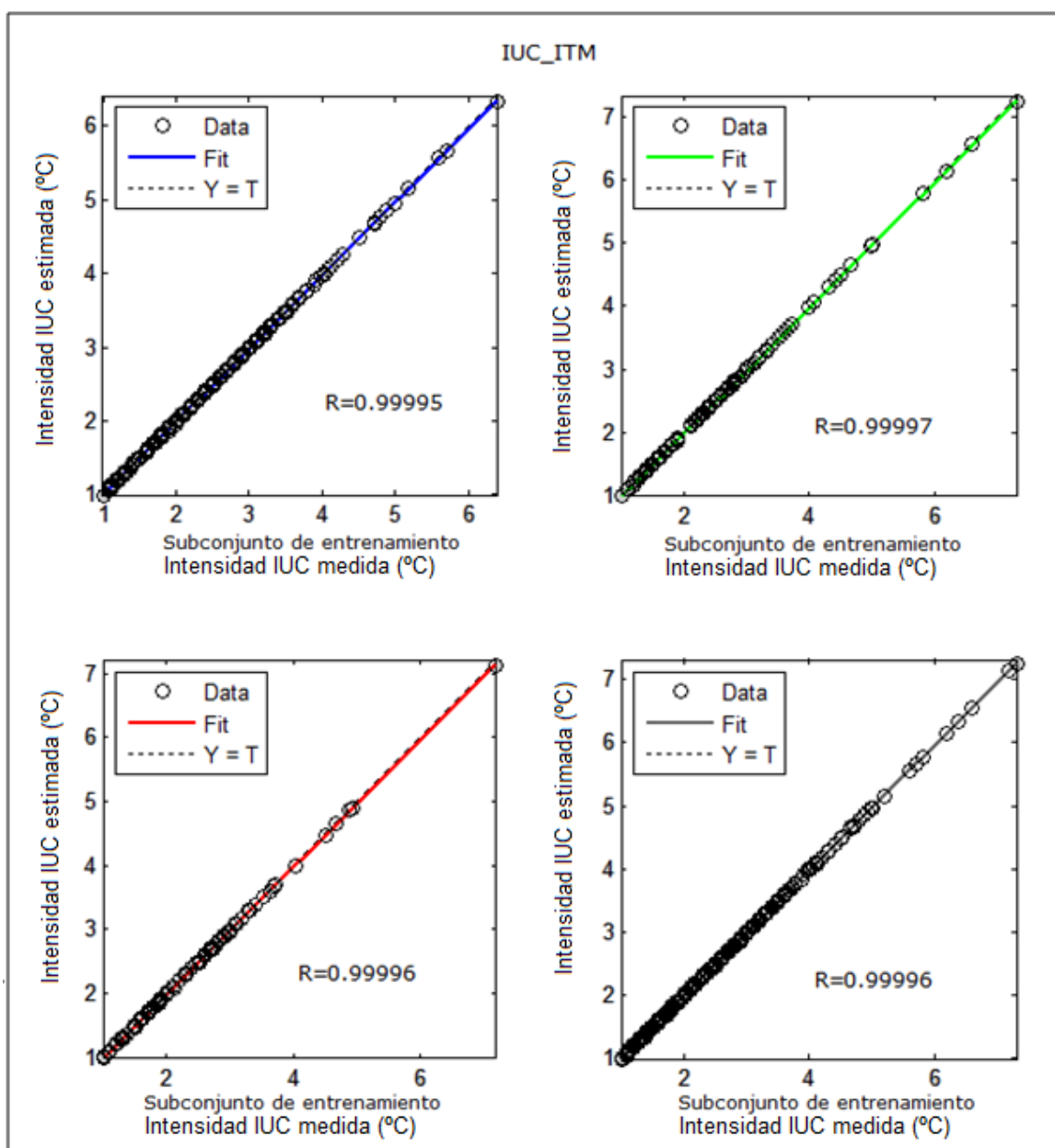
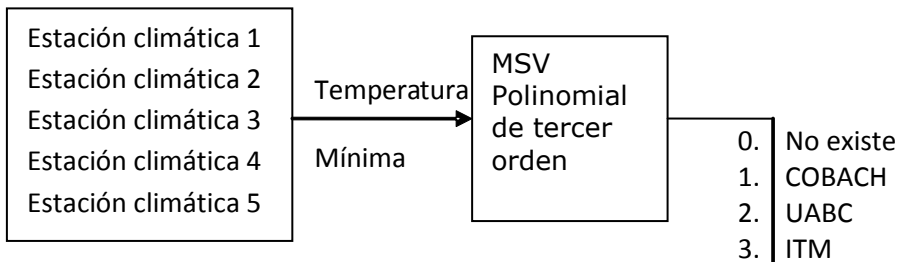


Figura 4.22 Comparación entre IUC medida e IUC estimada con la RNA para la estación ITM.

Finalmente después de haber evaluado las diversas técnicas de IA, la estructura del sistema experto que representa a la IUC en Mexicali queda de la siguiente manera (figura 4.23), en el submodelo del UGIUC las variables de entrada es la temperatura mínima diaria de las conco

estaciones de monitoreo, COBACH, UABC, ITM, EAST y ETHEL, el motor de inferencia es una MSV polinomial de tercer orden y la salida es la clase donde esta ubicado el fenómeno, 1, 2 y 3 que representa las estaciones urbanas de COBACH, UABC E ITM respectivamente y la clase 0 si no hay ocurrencia del fenómeno. El modelo EIUC recibe como entrada del sistema el identificador de la ubicación geográfica de la IUC, en caso de no existir IUC termina el proceso, sin embargo si los identificadores corresponden a las ubicaciones o clases 1, 2 o 3, el motor de inferencia corresponde a una RNA de repropagación, sin embargo en cada clase la estructura de la RNA difiere debido a que cada estación esta ubicada en diferentes puntos geográficos y la temperatura leída es la representación de los procesos biofísicos circundantes a un KM a la redonda, como lo son la actividad antrópica, usos de suelo, densidad poblacional, tiempo atmosférico, etc. En la caso particular de la clase 1 la RNA tiene 100 neuronas, 5 épocas y si el entrenamiento es de tipo Levenberg Marquarc. Para la clase 2 la RNA es de 40 neuronas, 5 épocas y un entrenamiento Levenberg Marquarc. En la clase 3 al igual que en las clases anteriores el tipo de entrenamiento es Levenberg Marquarc, y en su estructura interna tiene 20 neuronas y 6 épocas.

Modelo Ubicación Geográfica de la Isla Urbana de Calor (UGIUC)



Modelo Estimación de la Isla Urbana de Calor (EIUC)

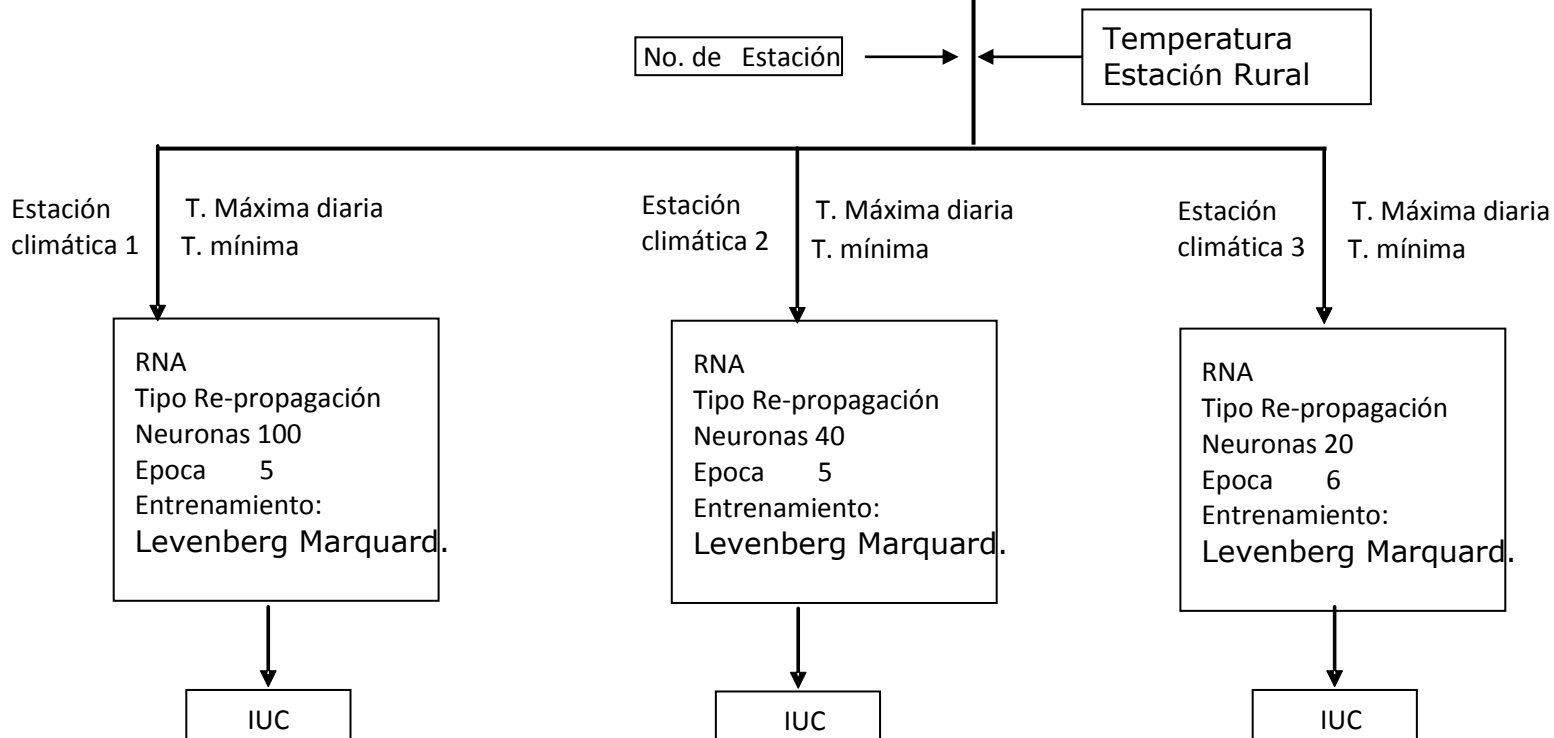


Figura 4.23 Simulación y evaluación del modelo propuesto.

4.2.4 Simulación y evaluación del sistema experto.

a) Prueba del modelo UGIUC.

La simulación y evaluación del sistema experto para la determinación de la ubicación del submodelo UGIUC se presentaron las frecuencias y magnitudes para los meses Enero, Abril, Julio y Octubre del 2007, meses representativos de las estaciones de invierno, primavera, verano y otoño respectivamente (figura 4.24). Se apreció claramente una variación en la conducta de la IUC respecto a las estaciones astronómicas; en Abril y Julio (primavera y verano) el comportamiento resultó ser similar, al ser una ciudad desértica el aumento de radiación solar recibida, la estabilidad atmosférica, el enfriamiento radiativo, en ambos meses provoca que la IUC se desarrolle en todos los días del mes, se sitúa principalmente en COBACH con frecuencias de 17 y 22 días respectivamente con magnitudes observadas superior los 5°C, aunque también se encontró en las zonas de ITM y UABC. Para Octubre (otoño) el fenómeno térmico modificó su comportamiento, aumentando su magnitud a 7°C y se ubicó en la zona ITM durante 25 de los 28 días que se presentó la IUC, los tres días restantes se localizaron en UABC.

Cabe destacar que COBACH careció de frecuencia en el desarrollo de la IUC. Durante el invierno continuó el predominio en la estación ITM como el área más caliente con 21 repeticiones de los 26 días donde la temperatura urbana excedió el entorno rural alcanzando una intensidad máxima de 5°C. Por otra parte cabe señalar que UABC fue la zona con menos ocurrencias del fenómeno al tener en su periferia área escolar, verde y recreativa.

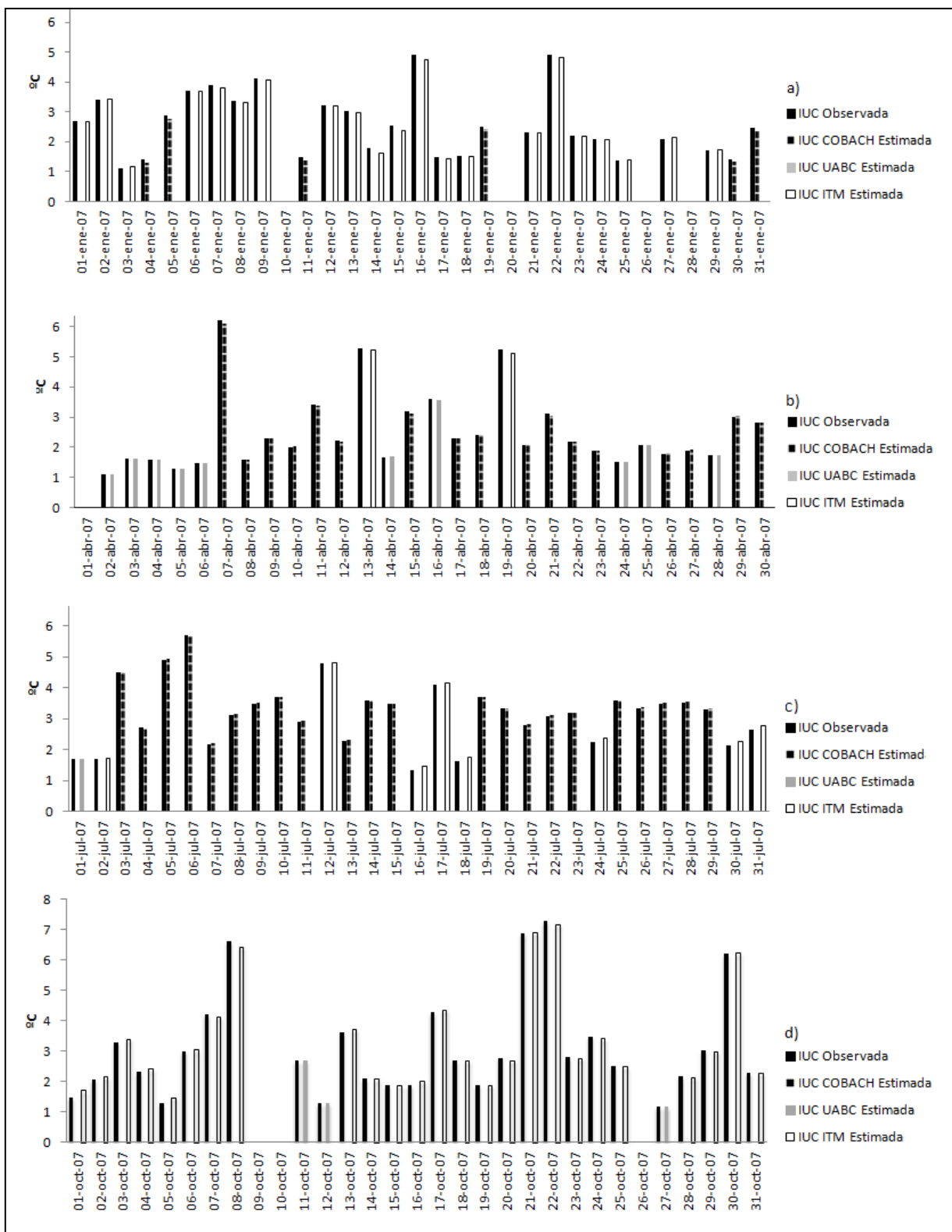


Figura 4.24 Ubicación e intensidades de la IUC durante enero, abril, julio y octubre del 2007.

b) Prueba del modelo EIUC.

Los resultados en la etapa de prueba aplicada al entrenamiento de las tres redes neuronales del modelo EIUC en las estaciones urbanas se muestran en el siguiente gráfico (figura 4.25), se puede observar que a pesar de que los días fueron tomados aleatoriamente las intensidades modeladas en las estaciones urbanas no presentaron diferencias significativas respecto a los valores. En la estación COBACH se tuvo una exactitud de 99% con un MSE de 0.030, equivalentes a un 0.001°C de variabilidad entre la intensidad observada y la salida de PIUC. El resto de las estimaciones ITM y UABC destacaron un comportamiento similar con 0.99 de confianza en ambos casos y un MSE de 0.11 y 0.037 respectivamente. Los resultados anteriores evidenciaron en los tres casos la adecuada generalización del modelo neuronal propuesto.

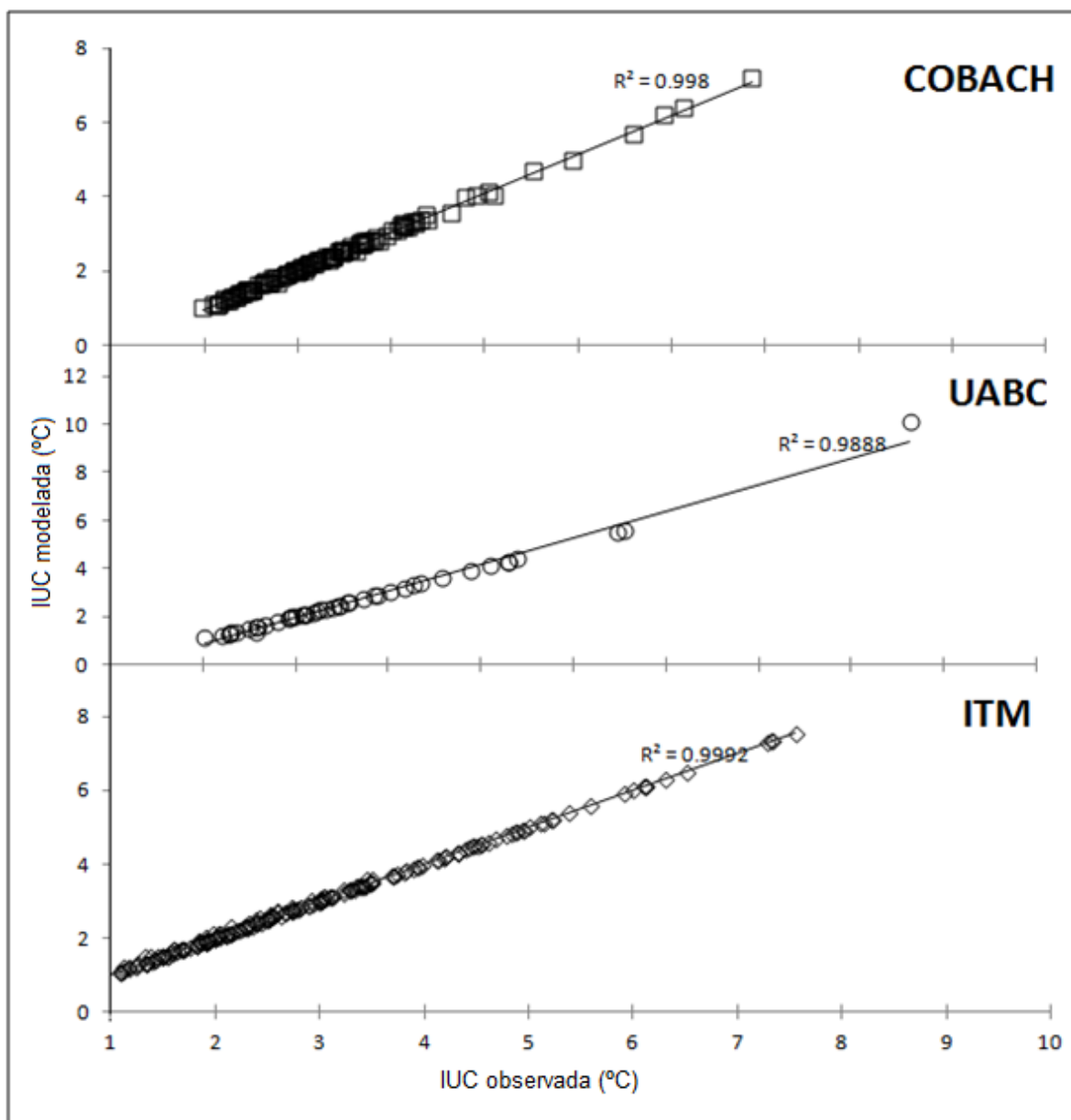


Figura 4.25 Intensidad de la IUC (°C) observada vs modelada, estaciones COBACH, UABC e ITM.

4.2.5 Diseño y programación de la interface gráfica.

La programación del sistema experto se realizó con el software Matlab 2009^a debido a la capacidad de manejar gran cantidad de información y la facilidad que brinda en la resolución de operaciones matriciales.

El modulo 1 de la interface grafica del sistema experto incluye el desarrollo historico y temporal de la IUC asi como la selección de diferentes técnicas de clasificación a fin de determinar la ubicación geografica de la isla urbana de calor.

La pantalla principal (figura 4.26) permite escoger entre el menu de selección la posibilidad de cargar el mapa de la ciudad a estudiar, los datos de en formato txt de las diferentes estaciones climaticas en estudio. El menu validación determina si los datos cargados al sistema son suficientes, el menu IUC se crean matrices con estaciones a escoger para determinar la IUC, el menu graficar muestra diferentes graficas temporales e historicas del fenomeno y por ultimo el menú modelos sirve para crear los modelos mediante pasos sencillos sin necesidad de ser un experto en inteligencia artificial.

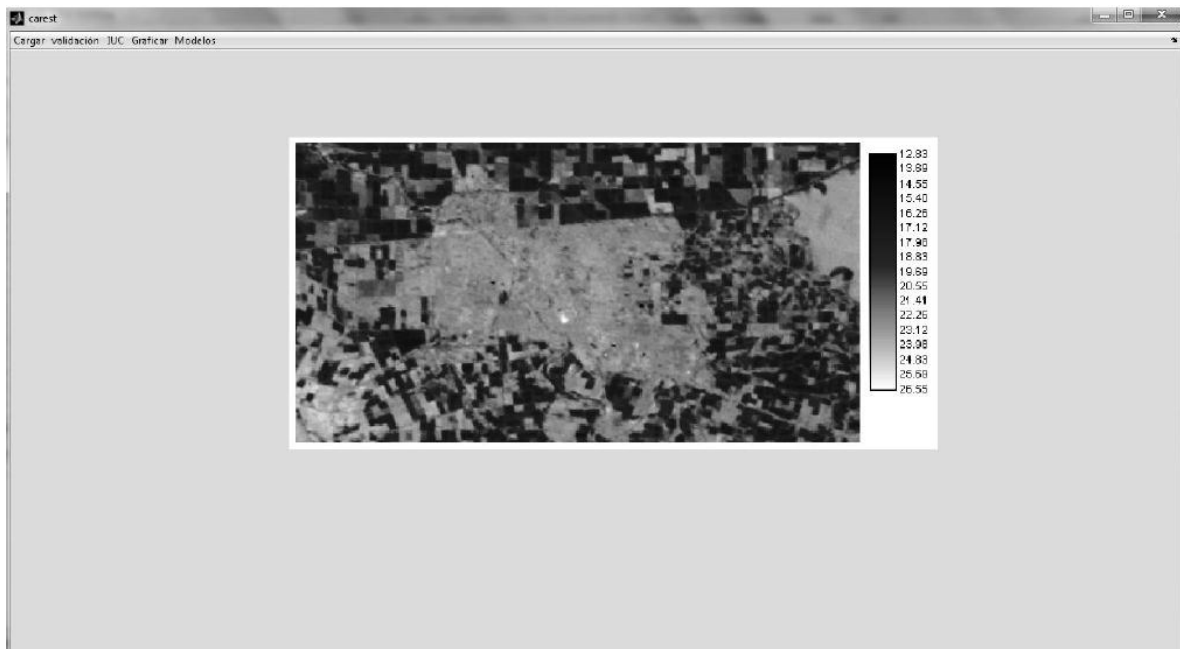
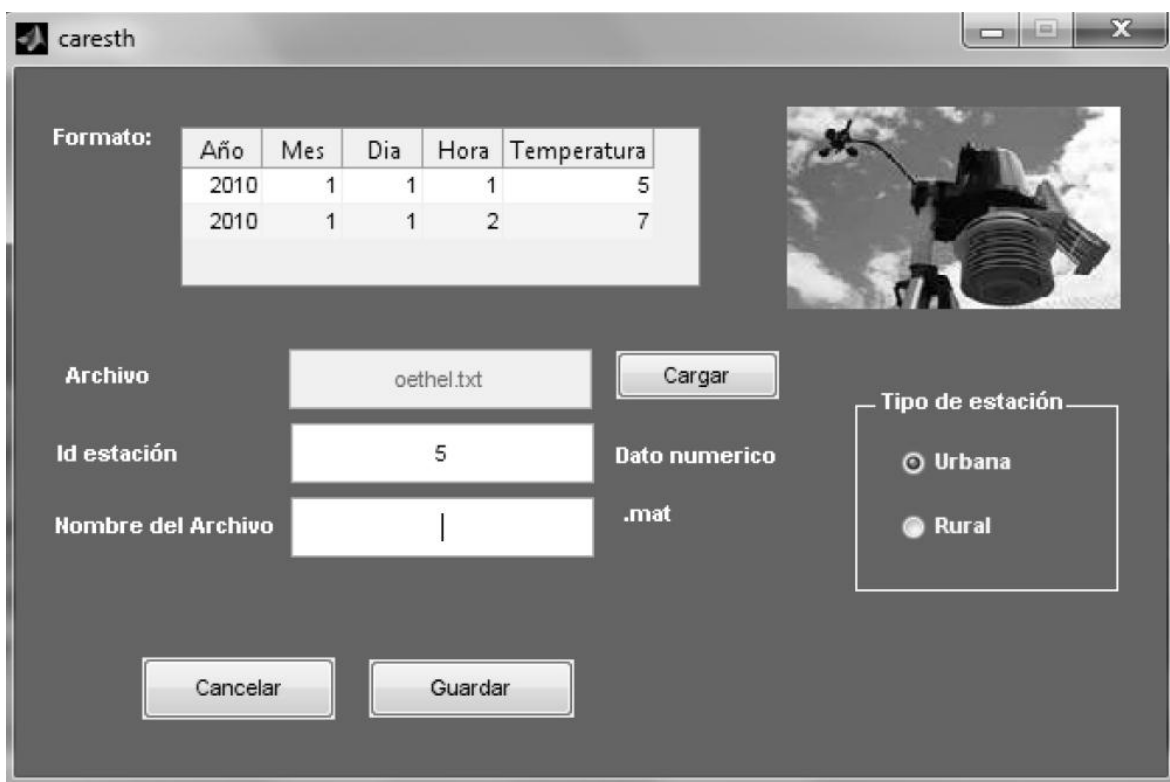


Figura 4.26. Pantalla principal del sistema experto.

Pantalla 2 se cargan los archivos tipo txt con el siguiente formato la primer columna del archivo debe contener el año de medición (figura 4.27) , la columna 2 el mes, la columna 3 el día, la columna 4 la hora y la columna 5 el parámetro a medir en este caso es temperatura separados por espacios en blanco. En el campo Id estación debe contener un identificador numérico con el cual será manejados los datos de esa estación dentro de la computadora, se debe escoger si la estación es urbana o rural debido a que para determinar la isla urbana de calor se comparan las estaciones urbanas contra las rurales, por último se le da un nombre al archivo con el cual el usuario manejara la estación el cual es guardado en .MAT para el siguiente paso.



Formato:

Año	Mes	Día	Hora	Temperatura
2010	1	1	1	5
2010	1	1	2	7

Archivo:

Id estación: **Dato numerico:**

Nombre del Archivo:

Tipo de estación:

☒ Urbana

☐ Rural

Figura 4.27 Pantalla 2, Cargar archivos txt.

Pantalla 3. Se realiza la validación de la estación guardada en la pantalla 2 para verificar que la información contenida tiene como mínimo el 80% de la información útil (figura 4.28), encaso que los datos sean suficientes se guarda el archivo con un nombre nuevo el cual automáticamente se le pone el prefijo val que significa estación climática validada.

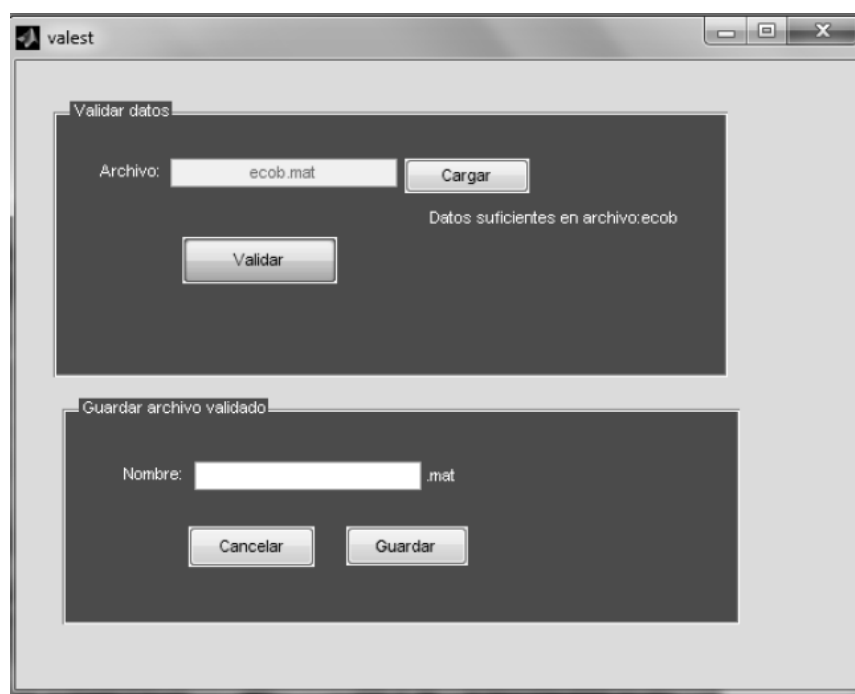


Figura 4.28 Pantalla 3. Validación de datos.

Pantalla 4 se seleccionan de entre una lista de archivos disponibles los archivos para formar la matriz de estudio y se le da un nombre (figura 4.29) .

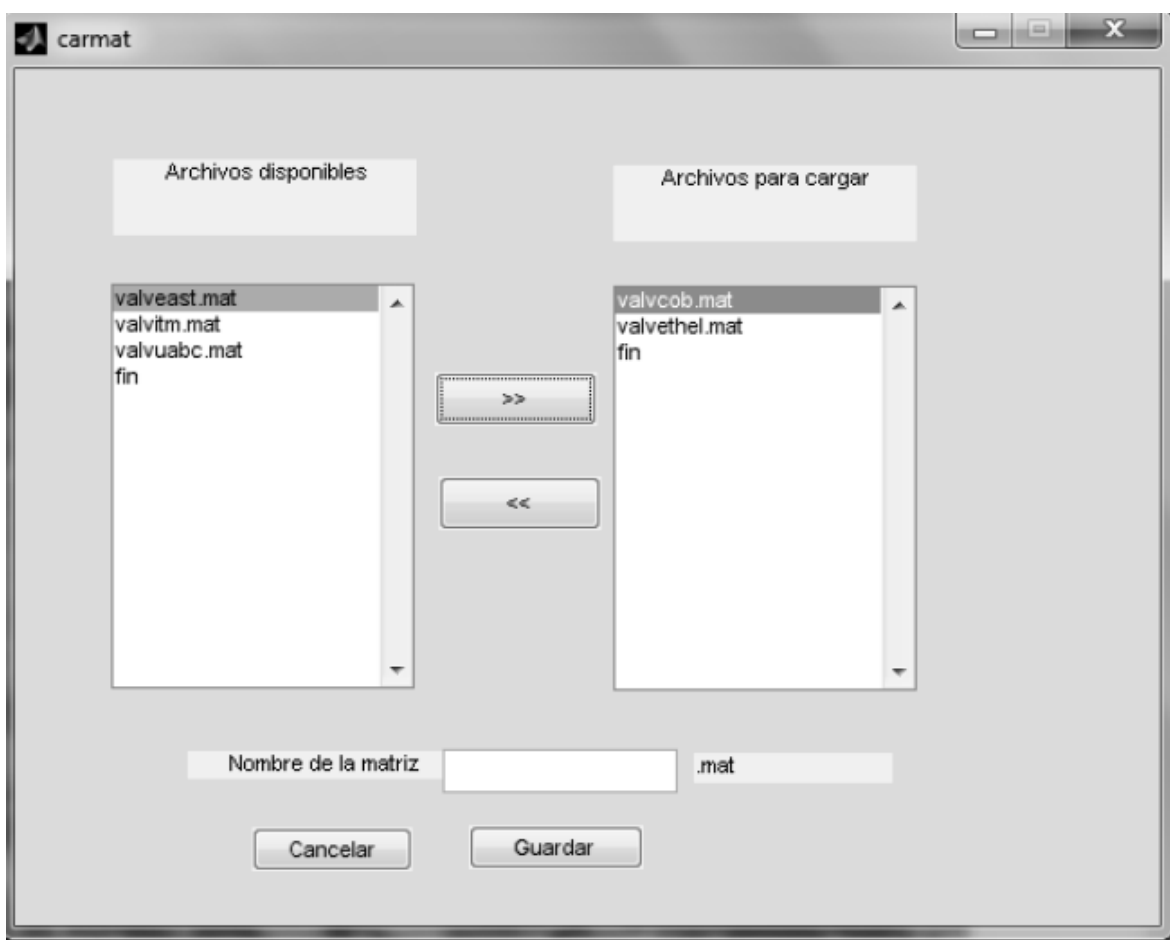


Figura 4.29 Pantalla 4. Selección de estaciones climáticas.

Pantalla 5. Se selecciona la matriz de la de estudio para determinar la IUC ha estudiar bajo el umbral deseado. Se le asigna un nombre al archivo dela IUC historica calculada (figura 4.30).

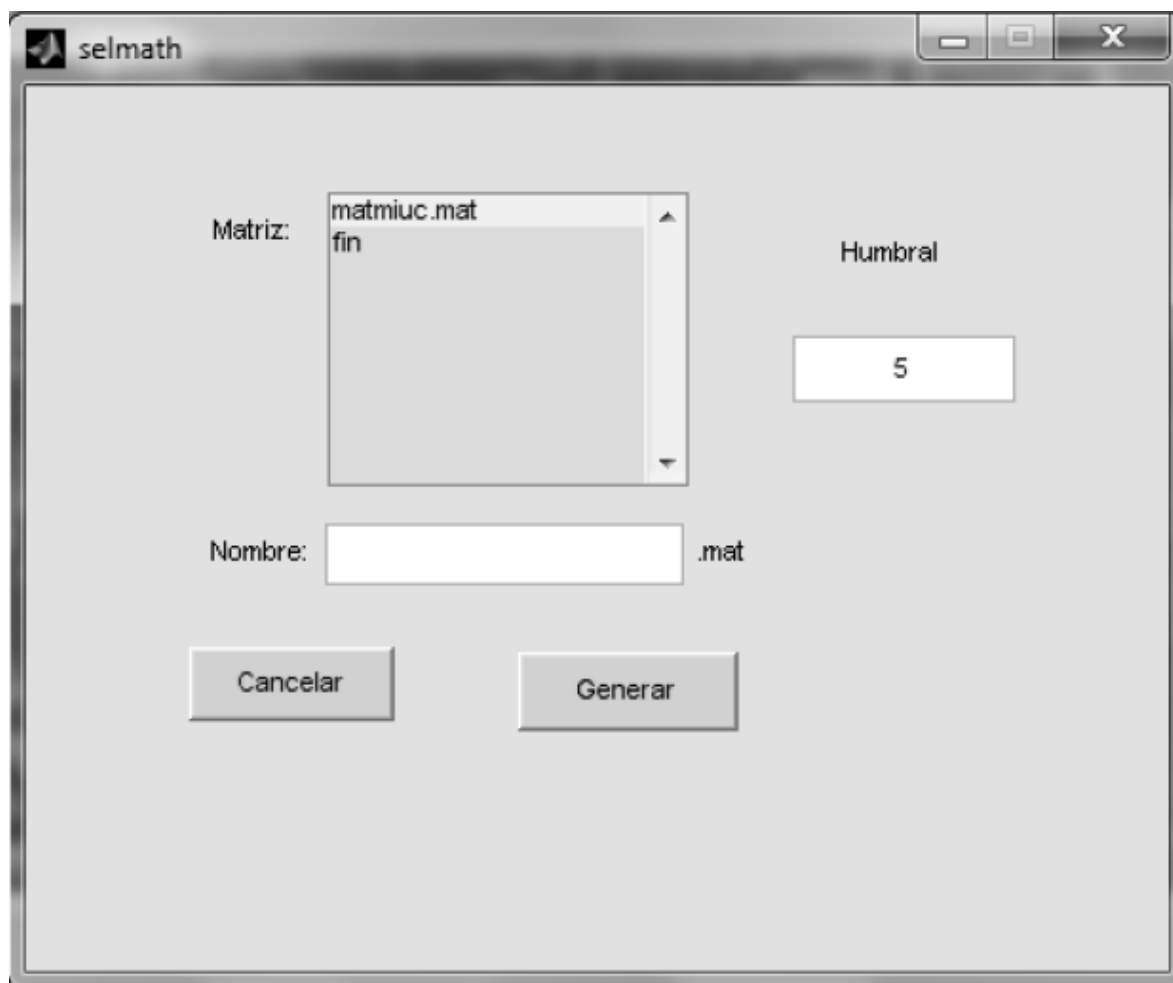


Figura 4.30 Pantalla 5. Matriz IUC con umbral.

Pantalla 6. Se selecciona un archivo que contiene los datos de la IUC historica para que sea graficada las opciones existentes son completa, que incluye todas las series, mensual o anual (figuras 4.31 a la 4.33).

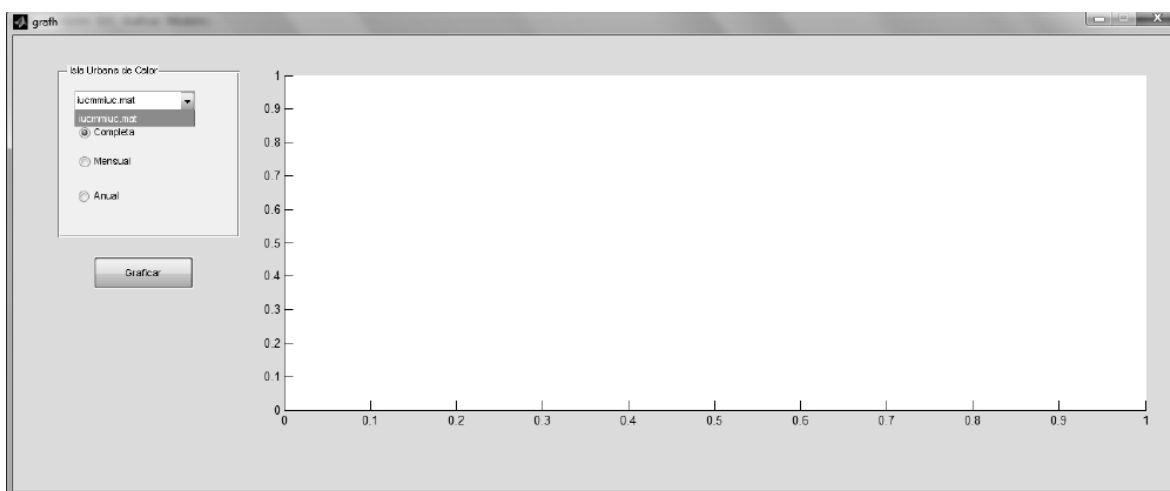


Figura 4.31 Pantalla 6. Selección de grafica.

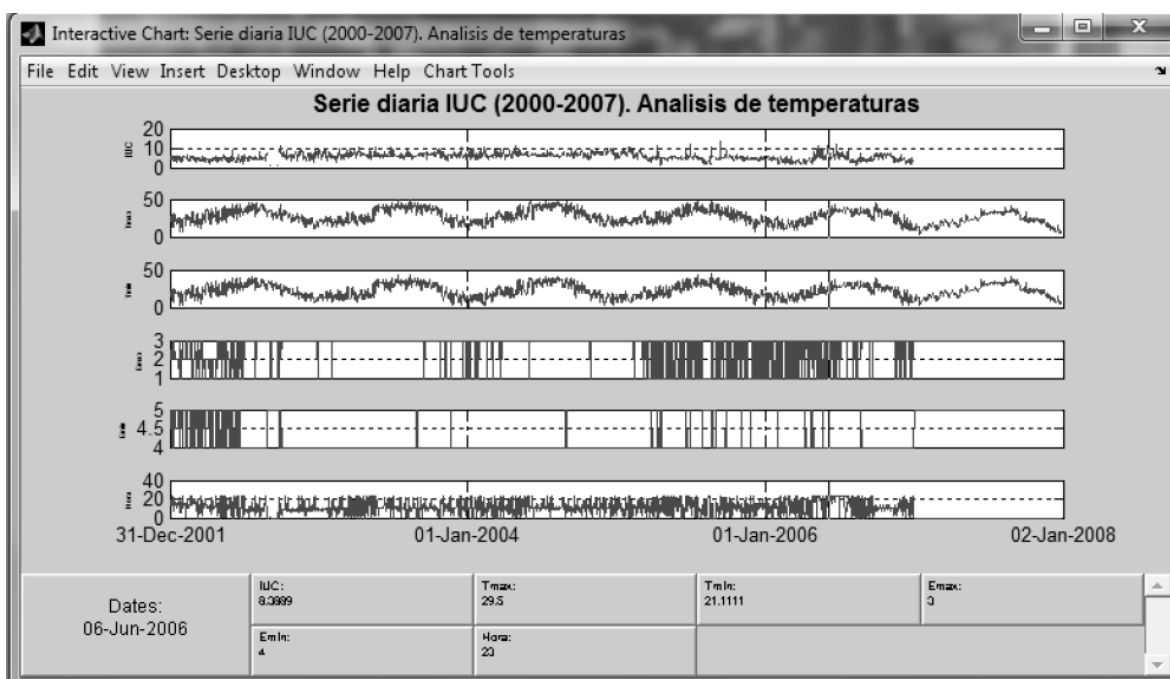


Figura 4.32 Pantalla 7. Desarrollo histórico de la IUC, gráfica dinámica.

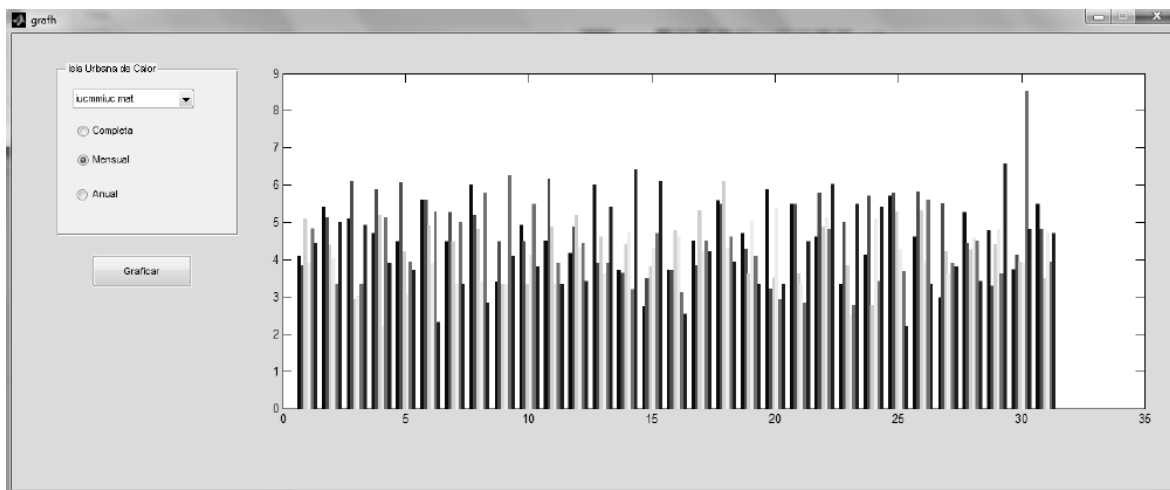


Figura 4.33 Pantalla 8. Grafica mensual de la IUC.

Pantalla 9. Se selecciona el archivo que contiene las diferentes estaciones de estudio y el umbral deseado (4.34), también se seleccionan los diferentes clasificadores inteligentes para generar el modelo artificial que mejor se adecue a cada estudio.

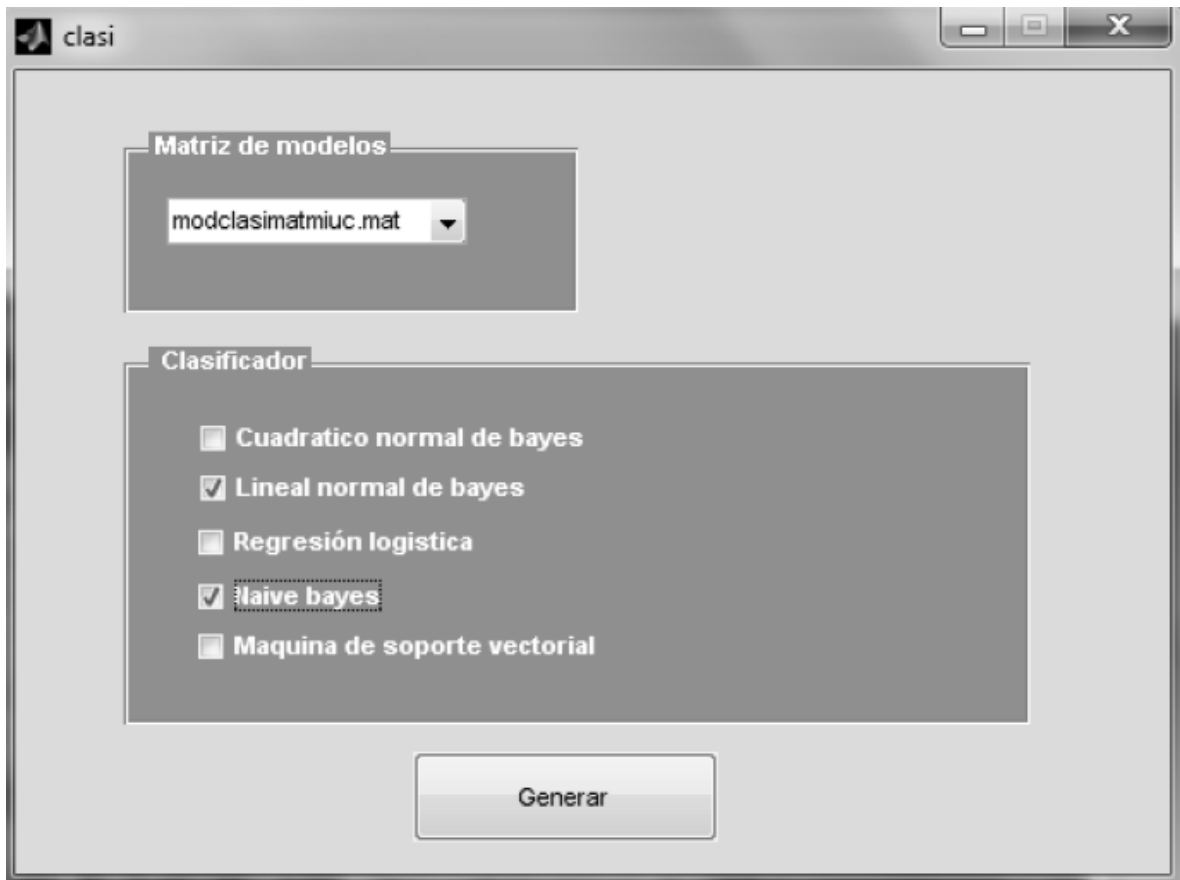


Figura 4.34 Pantalla 9. Generación de Modelos inteligentes.

Pantalla 10 (figura 4.35). Muestra los resultados de los diferentes clasificadores ejecutados así como la matriz de confusión, porcentaje de exactitud, R2 y la propone el modelo que mejor se adecua dejando siempre la opción de que el usuario final después de evaluar las opciones dadas elija el modelo de su preferencia.

	Clasificador	Exactitud	R2	Mejor clase	Peor clase
1	Cuadrático normal de bayes 96.11	96.11			
2	Lineal normal de bayes	98.17			
3	Regresión logística	99.31			
4	Naive valle	77.35			

Figura 4.35 Pantalla 10. Resultados de modelos.

CAPITULO V

5. DISCUSIONES.

La IUC es un problema conocido ampliamente en temas sobre clima urbano, sin embargo, gran parte del entendimiento se adquirió hace apenas algunas décadas, no obstante su modelización sólo ha sido posible en los últimos años. Actualmente su estudio ha aumentado alrededor del mundo gracias al gran número de información existente en las diferentes redes meteorológicas mundiales, al avance de la tecnología computacional que incrementó la capacidad de cálculo y al desarrollo práctico de algoritmos no lineales.

Las técnicas de inteligencia artificial son aplicables a la estimación de la intensidad y ubicación geográfica de la IUC, asimismo la implementación de un sistema experto proporcionan una mayor comprensión del fenómeno.

Los resultados presentados en esta tesis han buscado avanzar en el conocimiento, comprensión y comportamiento de la isla urbana de calor. El principal objetivo planteado fue el desarrollar un sistema experto para la estimación de la intensidad y ubicación geográfica de la Isla Urbana

de Calor en Mexicali, B.C., por lo cual fueron establecidos tres objetivos específicos, 1) Evaluar el desarrollo de la isla urbana de calor en diferentes períodos., 2) Generar un algoritmo para la determinación de la IUC y 3) Generar un algoritmo de clasificación. En esta sección se discutirá en base a los resultados obtenidos en cada uno de los objetivos particulares.

Durante el análisis exploratorio de datos en el periodo de estudio (2002, 2003-2007) se evidenciaron 2071 días con IUC, eso significa que durante el transcurso de 7 años la ciudad fue más caliente que sus alrededores por 5 años y 8 meses, en la mayoría de los casos en un periodo nocturno, el desarrollo de la IUC se da con mayor frecuencia durante la madrugada (4:00 am a 6:00 am) o la noche (11:00 pm, 12:00 am) como sucede p.e. en Seul debido al enfriamiento radiativo nocturno en el área rural y una gran capacidad calorífica aunado a una baja admitancia en los materiales de construcción del área urbana. Sin embargo, en primavera, estación solar que se caracteriza por la influencia de fuertes vientos nocturnos estacionales en la región, existió un caso atípico a las 12:00 p.m, igualmente se demostró una relación inversa entre el viento y la IUC, es decir, a medida que la velocidad del viento aumenta la intensidad de la IUC disminuye inclusive con vientos mayores a 0.8 m/s el contraste térmico entre el área urbana y rural

desaparece rompiendo así el efecto de calor nocturno en la ciudad (Kim y Baik, 2002).

La intensidad promedio de la IUC en la ciudad de Mexicali fue de 3°C, sin embargo, el valor promedio no es representativo del fenómeno debido a que existe una variabilidad considerable en el rango entre intensidades mínimas y máximas que oscilan entre 1°C hasta 10.9°C respectivamente. Debido a los resultados arrojados en las diferentes intensidades, para la ciudad de Mexicali, es posible clasificar la IUC en diferentes magnitudes como baja para las IUC entre 1°C a 2°C ($1^{\circ}\text{C} \leq \text{IUC} \leq 2^{\circ}\text{C}$), media para el caso de las IUC superiores a 2°C y menores a 4°C ($2^{\circ}\text{C} < \text{IUC} \leq 4^{\circ}\text{C}$), altas en los valores mayores a 4°C pero menores a los 6°C ($4^{\circ}\text{C} < \text{IUC} \leq 6^{\circ}\text{C}$) y finalmente las IUC's extremas con intensidades superiores a los 6°C ($\text{IUC} > 6^{\circ}\text{C}$). Bajo este contexto se presentaron IUC de diversas intensidades definidas como altas, es decir mayores a 4°C, incluso en el año 2000 se alcanzó una magnitud extrema de 10.9°C, este comportamiento es comparable con el encontrado en la ciudad de Salamanca, España que se caracteriza por tener un clima durante el verano caluroso y seco, donde las IUC extremas se registraron entre los 7.9 y 9.3°C (Alonso et al., 2003).

Asimismo en los años 2002, 2003, 2004 y 2005 las IUC extremas en Mexicali tuvieron un comportamiento similar en los meses correspondientes a primavera e invierno presentándose antes de salir el sol alrededor de las 5:00 horas con una diferencia térmica consistente e importante superior a los 8°C, resultado que confirma lo evidenciado en un estudio previo por Casillas (2012) donde aplicando la modelación dinámica para la IUC en Mexicali fueron encontradas temperaturas superiores a los 8°C. A pesar que en el año 2007 no existió evidencia de IUC extremas la frecuencia en la cantidad de manifestaciones se incrementó a 339 debido la influencia de la inercia del crecimiento urbano a razón de 2.4 % anual producto de la eliminación y cambio en la cobertura vegetal por distintos elementos urbanos como casas, pavimento y asfalto, entre otros, que funcionan como acumuladores térmicos que afecta directamente a los parámetros biofísicos como NDVI, temperatura de cuerpo negro y emisividad del entramado urbano (Casillas y Garcia, 2010). Además se le añade la concentración demográfica de 30.74% total de la población del estado (INEGI, 2010).

En cuanto al comportamiento climatológico las estaciones del año con mayor tendencia al incremento térmico en Mexicali son otoño, invierno y primavera (de manera particular en los meses de enero, febrero, marzo, abril, mayo, noviembre y diciembre); durante el verano tanto la ciudad

como sus alrededores alcanzan temperaturas tan altas que predominan las IUC máximas por lo que se podría nombrar al fenómeno como *Continente Urbano de Calor*. Respecto al rango de las IUC, las estaciones otoño e invierno van de máximas a extremas pero en su mayoría son intensidades altas.

La clasificación del paisaje urbano utilizada en las estaciones de monitoreo y propuesta por Stewart y Oke (2009), en conjunto con los mapas isotérmicos generados permiten realizar un análisis espacial del tejido urbano a fin de complementar la comprensión espacial del análisis del clima-urbano en una micro-escala. La conducta geográfica de la IUC dentro de la ciudad no fue un evento estacionario, aunque el imbalance sobre el clima urbano se localizó con mayor frecuencia (814 días) en la estación de monitoreo ITM, ubicada en la zona oriente y que se caracteriza por tener usos de suelo habitacional, lotes baldíos, industrial, actividad educativa, comercial, corredores urbanos e industriales (tipología industrial y bodegas); la anomalía térmica cambió su posición a lo largo del periodo de estudio al verse situada tanto en la estación COBACH (604) como en UABC (221), la primera ubicada en la zona poniente con uso de suelo habitacional, educativo y vegetación y la segunda en la zona centro de la ciudad con uso de suelo habitacional,

áreas verdes, actividad comercial, educación y recreativa (tipología de urbanización de densidad media).

El desplazamiento de la IUC a diferentes espacios geográficos no es un comportamiento exclusivo de la ciudad de Mexicali, en la ciudad de Santiago de Chile, los cambios y desequilibrios sobre el clima urbano crean islas y micro islas urbanas de calor que se desplazan del centro de la ciudad donde se encuentra ubicado el centro histórico rodeado por áreas comerciales, hacia la zona Oeste donde se encuentra el aeropuerto, zona industrial y áreas residenciales de alta densidad en diferentes noches de verano e invierno (Romero *op cit.*, 2010). Lo anterior indica que el cambio de sede de la IUC a diferentes zonas no está asociado en su totalidad a factores ambientales o físicos sino a todas las relaciones existentes entre componentes naturales, materiales de construcción y sociales que se establecen al interior de las ciudades (Romero *op.cit.*, 2010). Muchos otros factores deben ser tomados en cuenta al estudiar la IUC, tales como la morfología de las zonas aledañas de la estación de monitoreo, el factor de vista de cielo (FVC sobre las temperaturas del aire, el comportamiento o uso de suelo de las superficies urbanas en contextos de alta densidad urbana (Oke *opcit.* 1987), metabolismo urbano, rugosidad de las edificaciones debido al efecto de cañón urbano que produce el encierro de calor entre las

estructuras construidas y la presión de vapor de agua, entre otros (Connors *et al*, 2013).

Así mismo las intensidades y horas en el desarrollo del fenómeno varían según las condiciones atmosféricas, presentándose con mayor intensidad en condiciones con poca o nula nubosidad, escasa velocidad del viento (Matzakaris, 2008) y un nivel bajo de humedad (Casillas y Garcia, 2008).

El conjunto de las variables climáticas, físicas y sociales terminan modificando la estructura térmica superficial de la atmósfera inmediata creando como síntoma perceptible la IUC que tiene efectos directos en la ciudad sobre el discomfort térmico, consumo de agua y energía, e indirectamente origina una mayor contaminación atmosférica, aumenta las enfermedades transmitidas por vector (Tsuyoshi *et al.*, 2002; Patz and Olson 2006, Romero *op cit.*, 2010). En cuanto a las estrategias de mitigación la más adecuada que se han propuesto para la ciudad de Mexicali es el uso de techos verdes que han demostrado decrementar la temperatura hasta 8°C, seguido de la reforestación que contribuye con una reducción de hasta 2.2 °C. A diferencia de los techos verdes no es un efecto inmediato porque es necesario considerar el tiempo de crecimiento del arbolado, además de que son pocos los espacios que

han quedado libres en el área de estudio, dentro de los cuales se podría reforestar (Villa Nueva *op cit.*, 2013).

Con el propósito de identificar el posicionamiento geográfico de la IUC en Mexicali BC. fue generado el modelo UGIUC. En base a los resultados obtenidos en la etapa selección del modelo y algoritmo de clasificación inteligente se comprobó que la herramienta de MSVp³, al ser un clasificador de objetos puntuales y tener la capacidad de elevar los datos a una dimensión mayor en el hiperespacio, a fin de quitar la linealidad y garantizar una mayor separabilidad en la información, es la herramienta adecuada para emplear en la modelación del fenómeno IUC en climas extremos ya que en el área de estudio tuvo una exactitud del 96% con un coeficiente de correlación igual a 0.99; resultado parecido a lo obtenido en la ciudad de Beijing, China, donde se combinaron datos extraídos de imágenes satelitales y temperaturas del aire para modelar la IUC con un MSVp y se encontró que tanto en la etapa de validación como la etapa de prueba tuvo una variabilidad en la precisión de 0.8°C a 1.3°C en valores estimados.

Existen numerosas técnicas para el diseño de modelos de estimación, una de estas técnicas es la regresión lineal múltiple y no lineal (Gurijala, 1997), no obstante, si el fenómeno objeto de estudio tiene un

comportamiento no lineal este no puede ser representado adecuadamente. Al respecto se han realizado análisis comparativos entre técnicas estadísticas y herramientas de softcomputing. Donde se han reportado, que es más apta la aplicación de modelos inteligentes debido a la habilidad que tienen de incorporar la incertidumbre en la entrada del modelo (Aceves, 2007; Mañón, 2012).

Con la finalidad de estimar la intensidad de la IUC en la ubicación geográfica se desarrolló el modelo EIUC que emplea RNA's multicapas para cada estación de monitoreo, debido a que las características del fenómeno no cumple con el requerimientos de normalidad. El patrón de predicción en las tres estaciones urbanas es casi exacto, a decir, una exactitud del 99% en las tres estaciones y un MSE de 0.030, 0.00 y 0.037 en IUC_COBACH, IUC_ITM y IUC_UABC respectivamente, fue utilizado el algoritmo de entrenamiento Levenberg-Marquardt al igual que en otros estudios principalmente por su rapidez de convergencia con errores suficientemente pequeños acorde (Rodríguez-Toro et. al., 2009). Esto es semejante a los estudios realizados por Mihalakakou (2004), en la ciudad de Atenas, Grecia, en donde encontraron un comportamiento similar en la evolución térmica durante un periodo de dos años con una variabilidad del error mínimo cuadrado de 0.18-0.48°C; Asimismo en Inglaterra se aplicó un modelo basado en redes

neuronales en un periodo de un año, 1999-2000, para estimar la intensidad de la IUC horaria con un error entre 2,7% y 5,6% (Kolokotroni op cit., 2010), la mejora en la estimación y reducción del error en el presente estudio podría estar relacionado a la gran cantidad de datos disponibles en la etapa de entrenamiento. Hay que tener en consideración que el error arrojado por el sistema es el error promedio, es decir, suaviza los valores extremos que pudiesen existir y no los estima de manera adecuada la IUC.

CAPITULO VI.

6. CONCLUSIONES.

La ciudad de Mexicali en el periodo 2002-2007 fue más caliente que sus alrededores. En el año 2003, presentó la intensidad de IUC más grande del periodo que fue de 10.9°C. Aunque existe una alta frecuencia de la IUC en el área de estudio, no es una situación permanente. La temporada es relevante para la ubicación y la formación del fenómeno, durante la primavera y verano la IUC se desarrolló todos los días, y se localizó principalmente en COBACH con frecuencias de 17 días en abril, y 22 días en julio, con intensidades observadas superiores a 5°C. En otoño e invierno se encuentra en ITM durante 25 y 21 días, con magnitudes de 7°C y 5°C, respectivamente. UABC es la zona menos desarrollada de IUC porque tiene áreas de arboladas y zona verde en su entorno, que es diferente a ITM y COBACH.

En base a los resultados obtenidos en esta investigación se concluye que la metodología utilizada en la construcción de modelos desarrollados con herramientas de inteligencia artificial son adecuados y eficaces para la representación de problemas complejos en el clima como la IUC al

proporcionar una mayor comprensión del fenómeno. De manera particular el mejor clasificador en la ubicación geográfica es una MSV con un núcleo o kernel polinomio de tercer orden con el que se obtuvo una exactitud del 96%, y un R^2 de 0.99. Por otra parte en el proceso de estimación de la intensidad del fenómeno el modelo generado con RNA's tuvieron un MSE que tiende a cero con sólo un 0.01 °C de variabilidad entre diferencial térmico observado y el estimado.

Sin embargo existen limitaciones en el modelo, como el nivel de complejidad al que se enfrenta el modelador al representar modelos atmosféricos. La falta de experiencia en el empleo de las herramientas, puede generar resultados inadecuados o bien puede retardar la obtención de los modelos esperados. Al no existir estándares en las herramientas empleadas en la selección del modelo en base a las características de la información, se determina la estructura óptima a prueba y error, lo que implica mayor consumo de recursos. El preproceso de la información que garantice una buena estratificación de datos que respalde el buen desempeño de la MSV y evite el sobre ajuste en las RNA's. Asimismo debido a la disponibilidad de información el modelo solo tiene como entrada variables de temperaturas, es necesario que en lo futuro sea modificado para incluir parámetros meteorológicos y físicos que pueden ser modificados por el hombre como el uso y

cobertura del suelo, que han demostrado con técnicas estadísticas una alta correlación con la (IUC) por ejemplo, la presión atmosférica, radiación solar, velocidad del viento y dirección, geometría de la superficie citadina, las propiedades térmicas de los materiales urbanos como admitancia térmica, entre otros.

La IUC es manifiesta en el clima urbano pero tiene su mayor afectación en una micro-escala, ya que al parecer no es más que un síntoma de la verdadera enfermedad, el hombre y su desmedido desarrollo urbano sin respeto a la naturaleza nativa de cada región. El conocimiento de la IUC es divisible en etapas de acuerdo al avance logrado, la primer etapa sobre el estudio de la IUC se centró en la detección del fenómeno, la segunda etapa demostró los efectos nocivos (confort térmico, aumento del uso de energía en verano) como positivos (Actividad biológica, disminución del uso de energía en invierno), en la tercer etapa se avanzó en el conocimiento y dio un paso hacia el descubrimiento de estrategias de mitigación, actualmente la investigación se encuentra en la cuarta fase donde se intenta modelar el fenómeno con estudios que integran variables muy locales pero al mismo tiempo se empiezan a aplicar las estrategias de mitigación, e incluso en países desarrollados las estrategias son enviadas a los gobernantes para hacer iniciativas de ley donde tomen en cuenta los efectos nocivos originados en el

ambiente por la urbanización y volver la ciudad climáticamente sustentable.

A fin de poder brindar una solución adecuada, es decir mitigar la fiebre citadina y de esa forma convertirla no en un problema si no en una herramienta de sustentabilidad urbana, es necesario utilizar las variables de morfología urbana sobre las cuales el ser humano puede tener control, ajustarlas por medio de los instrumentos de planificación urbana y ambiental de la ciudad. Para avanzar en el estudio siguiendo las nuevas tendencias se debe realizar un estudio más profundo en la física urbana en conjunto de diversas disciplinas, como la computación, inteligencia artificial, arquitectura, diseño urbano, planificación urbana, geografía y climatología.

CAPITULO VII.

7. BIBLIOGRAFIA

- Agüero M., Madou F., Esperón G., López De Luise D. 2010. Artificial Intelligence For Software Quality Improvement. World Academy of Science, Engineering and Technology, 63:63-41.
- Akbari H, Menon S. y Rosenfeld A. 2007. Global cooling: effect of urban albedo on global temperature. 2nd palenc conference and 28th aivc conference on building low energy cooling and advanced ventilation technologies in the 21st century crete island, greece, palenc, vol 1. indd 6, 6-11.
- Alonso, M. S., J. L. Labajo, and M. R. Fidalgo. 2003. Characteristics of the urban heat island in the city of Salamanca, Spain. *Atmósfera*, 16, 137-148.
- Atlas De Mexicali. Alvarez, Ranfla, Toudert, Dorantes. 2001. Universidad Autonoma de Baja California, Instituto de Investigaciones sociales.
- Barradas V. 1987. Evidencia Del Efecto Isla Térmica En Jalapa Veracruz. *Geofísica No. 26* pp 125-135.
- Batista Rodriguez A. M. y Desdín Garcia L. F. 2011. Enseñanza del método de analogía por medio de experimentos. *Lat. Am. J. Phys. Educ. Vol. 5, No. 3.* pp 597-601

- Belanche L., Vázquez J. and Vázquez M. 2010. Distance-Based Kernels For Real-Valued Data. Studies in Classification, Data Analysis, and Knowledge Organization. I, 3-10.
- Benevolo 1993. La Ciudad Y El Arquitecto, ISBN 84 -7509-335-3, 1ra edición.
- Betancourt G. 2005. Las Máquinas De Soporte Vectorial (SVMS), Scientia et Technica Año XI, No 27,67-72.
- Bin S., Mingmin Z., Qingfeng M. and Nan X. 2011. Prediction And Visualization For Urban Heat Island Simulation. Lecture Notes in Computer Science. VI, 1-11.
- Bottino Bernardi R. 2009. La Ciudad Y La Urbanización. Estudios Historicos. No. 2, Issn: 1688 – 5317.
- Brazel, A.J., and K. Crewe. 2002. Preliminary test of a surface heat island model (SHIM) and implications for a desert urban environment, Phoenix, Arizona. Journal of the Arizona-Nevada Academy of Science 34(2):98-105.
- Bridgman, Warner and Dobson. 1995. Urban Biophysical Environments, Oxford university press Australia, pp. 151
- Casillas H.A. y O.R. García-Cueto, 2008. Análisis de la isla urbana de calor y tendencias de la temperatura mínima en Mexicali, B.C., México, VI Congreso Internacional de la Asociación Española de Climatología, Publicación de la asociación española de climatología

(AEC) Serie A, 6:759-768.

Casillas H.A., 2009. Climatología de la Isla Urbana de Calor en Mexicali, B.C. y su relación con el Uso de Suelo, Tesis de Maestría, Instituto de Ingeniería, Universidad Autónoma de Baja California, Mexicali, México.

Casillas A. and García R., 2009. Identificación de la Isla Urbana de calor en Mexicali, B.C. Mediante Imágenes de Satélite y el uso de Sistemas de Información Geográfica. Sociedad Latinoamericana de Percepción Remota y Sistemas de Información Espacial Capitulo México Selper – Capítulo – México Reunión Nacional.

Casillas H.A. y O.R. García-Cueto, 2010. Descripción de la superficie biofísica y cambios en su comportamiento de 1993 al 2008, en la ciudad de Mexicali B.C., México, VII Congreso Internacional de la Asociación Española de Climatología, Publicación de la asociación española de climatología (AEC) Serie A, 6:759-768.

Casillas Higuera A., García Cueto O. R. y Leiva Camacho O. 2012. Detección de la Isla Urbana de Calor mediante Modelación Dinámica: Caso Mexicali, México. Información Tecnológica, en revisión.

Castrillón O., Giraldo J. and Sarache W. 2008. Sistema De Clasificación Bayesiano Basado En Múltiples Clases. Revista Iberoamericana de

Sistemas, Cibernética e Informática, Vol. 5 pp 25-28.

Cervantes P.J., V.L. Barradas, A.T. Martinez, Q.A. Cordova, C.T. Ramírez y G.G. Tepach, 2000. Aspectos del clima urbano de Villahermosa, Tabasco, México. *Universidad y Ciencia* 16: 10-16.

Chandler, T.J. 1976. Urban Climatology And Its Relevance To Urban Design. Technical Note 149, World Meteorological Organization, Geneva, 61 pp.

Changnon, S. A., and Kunkel, K. E. 2001. The Nature And Impacts Of The July 1999 Heat Wave In The Mid -Western United States: Learning From The Lessons Of 1995. Bulletin of the American Meteorological Society 82, pp. 1353 -1367.

Chen Y., Aires F., Francis J. And Miller J. 2006. Observed Relationships between Arctic Longwave Cloud Forcing and Cloud Parameters Using a Neural Network. American Meteorological Society. Volume 19, pp 4087-4104.

Cofino A. y José M. 2008. Técnicas estadísticas y neuronales de agrupamiento adaptativo para la predicción probabilística de fenómenos meteorológicos locales. Aplicación en el corto plazo y en la predicción estacional. Tesis doctoral, Universidad de Cantabria, España.

Connors J. P. 2013, Landscape configuration and urban heat island effects: assessing the relationship between landscape

- characteristics and land surface temperature in Phoenix, Arizona, *Landscape Ecol* 28:271–283.
- Contreras, Salas, Velásquez and Quevedo. 2008. Determinación de la isla urbana de calor en ciudad Juárez mediante programa de cómputo. *Culcyt*. Año 5 No. 26
- Correa E., Flores S. y Lesino G. 2003. Isla de calor urbana: efecto de pavimentos. Informe de avance. *Avances en energías renovables y medio ambiente* 7, 2-8.
- Costoya Montes A. 2011. Analisis de diferentes modelos numericos de prediccion meteorologica y su nivel de aproximacion a 72 y 120 horas. Facultad de Nautica Barcelona, TFC Diplomatura en navegación maritima.
- Cuadrat M., Vicente S. y Sánchez M. 2005. Los efectos de la urbanización en el clima de Zaragoza (España): la isla de calor y sus factores condicionantes, *Boletín de A.G.E.* 40: 311-327.
- Cuadrat., Lopez., Marti., Riva. 2005. El Medio Ambiente Urbano En Zaragoza. Observaciones Sobre La Isla De Calor Urbana, *Anales de Geografía de la Universidad Complutense* vol. 13, p. 127 -138.
- Fernández F. 2009. Ciudad y Cambio climático: Aspectos generales y aplicación al área metropolitana de Madrid. *Investigaciones Geográficas* No. 29.
- Freeman, J.A. and Skapura D.M., 1991, *Neural Networks: Algorithms,*

- Application And Programming Techniques, Addison-Wesley.
- Fuentes, J. J. 2011. Parametrización de máquinas de aprendizaje en tareas de clasificación: aplicación en GRBF y SVM.
- Gallo K.P., McNab A.L., Karl, T.R., Brown J.F., Hood J.J. and Tarpley J.D., 1993. The use of NOAA AVHRR data for assessment of the urban heat island effect. *J. Appl. Meteor.* 32:899-908.
- García-Cueto R. y N. Santillán, 2012. Modeling Extreme Climate Events: Two Case Studies in México, *Climate Models*, INTECH ISBN: 979-953-307-338-4.
- García-Cueto, O.R., Tejeda A. and Bojórquez G. 2009. Urbanization effects upon the air temperatura in Mexicali, B.C., México. *ATMOSFERA* 22, 4, 349-351.
- Garcia-Cueto O.R., Jauregui E., Toudert D. and Tejeda A. 2007. Detection of the urban heat island in Mexicali, B.C., Mexico and its relationship with land use. *ATMOSFERA* 20: 111-135
- Griffiths. 1985. *Climatología Aplicada*, publicaciones cultural.
- Grimmond, C. S. B., and Souch C. 1994, Surface Description For Urban Climate Studies A Gis Based Methodology. *Geocarta Int.* 9, 47-59.
- Guhathakurta y Gober. 2007. The Impact Of The Phoenix Urban Heat Island On Residential Water Use. *Journal of the American Planning Association*, Vol 73. No. 3 pp. 317-329.
- Gurijala K. R., Sa P. and Robinson J. A. 1997. Statical Modelingfi of

- methane production from landfill samples. *Appl Environ Microb* 63, 10 pp. 3797-3803.
- Hafner. J. And Kidder S. Q. 1999. Urban Heat Island Modeling in Conjunction with Satellite - Derived Surface/Soil Parameters. *Journal of Applied Meteorology*. 38 (4): 448 – 465.
- Huang L., Zhao D., Wang J., Zhu J., Li J., 2008. Scale Impacts Of Land Cover And Vegetation Corridors On Urban Thermal Behavior In Nanjing, China, *Theoretical and applied Climatology*. Vol. 94: 241–257.
- INEGI, 2010, XII Censo General De Poblacion Y Vivienda. Tabuladores Básicos
- Jauregui E, 1997. Heat Island Development in México city. *Atmospheric Enverionment*, Vol 31. No. 22.
- Ji Z., Yunhao C., Jinfei W. and Wenfeng Z., 2011. Maximum Nighttime Urban Heat Island (UHI) Intensity Simulation by Integrating Remotely Sensed Data and Meteorological Observations. *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, vol. 4, no. 1,
- Kim and Baik, 2005. Spatial and Temporal Structure of the Urban Heat Island in Seoul, *American Meteorological Society*. Vol 44.
- KIM Y. y BAIK J., 2002, Maximum Urban Heat Island Intensity in Seoul, *Journal Of Appliedmeteorology*, Volume 41, 651-659.

- Kleinbaum D, Klein M. 2009. LOGISITC REGRESSION A SELF LEARNING TEXT, Third Edition, Springer.
- Kolokotroni M., I. Giannitsaris and R. Watkins. 2006. The Effect of The London Urban Heat Island On Building Summer Cooling Demand And Night Ventilation Strategies. Solar energy 80:383-392
- Kolokotroni M., Davies M., Croxford B., Bhuiyan S., and Mavrogianni A. 2010. A validated methodology for the prediction of heating and cooling energy demand for buildings within the Urban Heat Island: Case-study of London. Solar Energy 84.
- Landsberg, H. E. 1981. The Urban Climate, Academic Press. New York.
- Li. kun & Yu Z. 2008. Comparative and combinative study of urban heat island in Wuhan city with remote sensing and simulation. Sensors 8, 6692-6703.
- Mañon S. M. 2012. Desarrollo de modelos para estimar la generacion de lixidiados y biogas en el proceso de biodegradacion anaerobia mediante herramientas de softcomputing. Tesis de doctorado. UABC.
- Matzarakis A., y Rutz F.2006. RayMan: A toll for research and education in applied climatology. Athens, Ed. 8th Conference on Meteorology-Climatology-Atmospheric Physics (161-168). Germany: Meteorological Institute, University of Freiburg.
- Miao Shiguang, Chen Fei, Lemone Margaret, Tewari Mukul, Li Qingchun

- And Wang Yingchun. 2009. An Observational and Modeling Study of Characteristics of Urban Heat Island and Boundary Layer Structures in Beijing. USA, Journal Of Applied Meteorology And Climatology Vol. 48, pp. 484-502.
- Mihalakakou G., Santamouris M., Papanikolaou N., Cartalis C., and Tsangrassoulis A. 2004. Simulation of the Urban Heat Island Phenomenon in Mediterranean Climates. Pure and Applied Geophysics. 161:429–451.
- Miyatake N., Sakano N., Murakami S., Suna S., Suzue T. and Hirao T. 2011. Comparison of the changes in temperatures among rural, urban and metropolitan areas around the Inland Sea in Japan. Environ Monit Assess 181.
- Montálvez P., González-Rouco J. y Valero F. 2000. UN ESTUDIO DE LA ISLA DE CALOR MEDIANTE EN MODELO MESOESCALAR, Departamento De Física De La Tierra, Astronomía y astrofísica ii. Iniv. computense de Madrid, pp 471-482.
- OCDE .1994. Cities for the 21st Century, Organisation for Economic Cooperation and Development Paris.
- Oke, 1988. The urban energy balance. Prog. Phys. Geog., 12, 471–508
- Oke, T. R., 1987. Boundary Layer Climates. 2nd Edition. Cambridge: University Press.
- Oke 1982. The Energetic Basis Of The Urban Heat Island. Quarterly

- Journal of the Royal Meteorological Society 108, pp. 1 -24.
- ONU-HABITAT. 2011. Las Ciudades y El Cambio Climático: Orientaciones Para Políticas. Informe Mundial Sobre Asentamientos Humanos 2011. Earthscan LLC, NW, Washington, EE.UU.
- Ortiz F. y Maneiro N. 2007. Dinámica de sistemas: enfoque para modelación y simulación en ingeniería, México, Revista ingeniería, Vol. 14, pp. 3-9.
- Palafox Juárez E. 2008. Propuesta De Un Modelo De Simulación De Impacto Y Vulnerabilidad Ambiental En La Cuenca Del Río Valles. Tesis de maestría Universidad Autónoma de san Luís Potosí.
- Patz, J. A., and Olson, S. H. 2006. Climate Change And Health: Global To Local Influences On Disease Risk. Annals of Tropical Medicine & Parasitology 100, pp. 535 -549.
- Pavao-Zuckerman, M. A., and Coleman, D. C. 2005. Decomposition Of Chestnut Oak (*Quercus Prinus*) Leaves And Nitrogen Mineralization In An Urban Environment. Biology And Fertility Of Soils 41, Pp. 343-349.
- Ren, G., Chu Z., Chen H., and Ren Y. 2007. Implications of temporal change in urban heat island intensity observed at Beijing and Wuhan stations. Geophys. 34: 105-117.
- Romero, H., Salgado, M., & Smith, P. (2010). Cambios climáticos y climas urbanos: Relaciones entre zonas termales y condiciones

socioeconómicas de la población de Santiago de Chile. *Revista INVI*, 25(70), 151-179.

Rodriguez-Toro A., J.E. Garzón y J.A. López, 2009. Control neuronal por modelo inverso de un servosistema usando algoritmos de aprendizaje Levenberg-Marquardt y Bayesiano. VIII Congreso de la Asociación Colombiana de Automática. Universidad Tecnológica de Bolívar. Asociación Colombiana de Automática. Abril 2-3 de 2009. Cartagena. ISBN 978-958-8387-23-9.

Saaroni and Ziv, 2010. Estimating the Urban Heat Island Contribution to Urban and Rural Air Temperature Differences over Complex Terrain: Application to an Arid City. *American Meteorological Society* 49.

Schalkoff, R.J., 1997. *Artificial Neural Networks*. McGraw-Hill, New York.

Sierra, E., Hossian, A. y García-Martínez, R. 2003. *Sistemas Expertos que Recomiendan Estrategias de Instrucción. Un Modelo para su Desarrollo*. *Revista Latinoamericana de Tecnología Educativa*. 1(1): 19-30. ISSN: 1695-288X. 2003.

Sobrino J.A., Sòria G., Oltra-Carrió R., Jiménez-Muñoz J. C., Cuenca J., Hidalgo V., Franch B., Mattar C., Romaguera M., Julien Y., Bianchi R., Paganini, J. F. Moreno, L. Alonso, A. Fernández-Renau, J. A. Gómez, E. de Miguel, Ó. Gutiérrez, M. Jiménezi, E. Prado, R. Rodríguez-Cantano, I. Ruiz, F. Nerry, G. Najjar, P. Kastendeutch, M. Pujadas, F. Molero, A. Martilli, F. Salamanca, F. Fernández, E.

- Galán, R. Cañada, E. Hernández , J. Hidalgo, J. Á. Acero, J. M. Romero, F. Moya, L. Gimeno. 2009. Estudio De La Isla De Calor En La Ciudad De Madrid. Teledetección: Agua y desarrollo sostenible. XIII Congreso de la Asociación Española de Teledetección. Calatayud, 23-26 de septiembre de 2009. pp. 441-444. Editores: Salomón Montesinos Aranda y Lara Fernández Fornos.
- Souch, C, and Grimmond, 2004, Heat waves. *Applied climatology: Prog. Phys. Geogr*, 28
- Stewart, I., & Oke, T. 2010. Thermal Differentiation Of Local Climate Zones Using Temperature Observations From Urban And Rural Field Sites.
- Svensson, M. K. And Eliasson, I. 2002, Diurnal Air Temperatures In Built-Up Areas In Relation to Urban Planning. *Landscape And Urban Planning* 61, pp. 37-54.
- Synnefa A., Dandou A., Santamouris M., Tombrou M. and Soulakellis N. 2008. On the use of cool materials as a Heat Island Mitigation Strategy, *J. Appl. Meteor. and Clim.* 47: 2846-2857.
- Tejeda 1994, Sobre La Relación Clima/Urbe, *La Ciencia Y El Hombre*, No.17, pp.17-23.
- Tejeda, M.A. y F. Acevedo, 1990. Alteraciones climáticas por la urbanización en Xalapa, Ver. *La Ciencia y el Hombre* 6, 37-48.
- Thi T. and Duong H. 2010. Study Of The Impact Of Urban Development

- On Surface Temperature Using Remote Sensing In Ho Chi Minh City, Northern Vietnam. *Geographical Research* 48(1):86–96.
- Torok Simon J. and Morris Christopher J.G., 2001. Urban heat island features of southeast Australian towns. *Australian Meteorological Magazine* 50:1.
- Trusilova K. And M. Jung, G. Churkina, U. Karstens, M. Heimann, and M. Claussen. 2008. Urbanization Impacts On The Climate In Europe: Numerical Experiments By The Psu–Ncar Mesoscale Model (Mm5), *American Meteorological Society*, VOLUME 47, pp 1442-1455.
- Tsuyosh J. 2002, Mitigatin G Urban Heat Island: Possibility And Effect Ot Reducing Anthropogenic Heat Emission From Vehicles And Buildings, *American meteorological society*, pp 64 -65.
- Van der Heijden F, Duin R, De Rider D, Tax D. 2004. Classification, Parameter Estimation And Nstate Estimation An Engineering Approach Using Matlab, Wiley
- Velásquez JD., Olaya Y. And Franco Cj. 2010. Time Series Prediction Using Support Vector Machines, *Ingeniare. Revista Chilena De Ingenieria*, vol. 18 No 1,pp. 64-75
- Villa Nueva S.J., A. Ranfla y M.A. Quintanilla, Isla de Calor Urbana: Modelación Dinámica y Evaluación de medidas de Mitigación en Ciudades de Clima árido Extremo, *Información tecnológica*, 24(1), 15-24 (2013).

- Voogt 2004, Urban Heat Island, American Institute Of Biological Sciences
Pp. 43-49.
- Voogt J.A. 2002. Urban Heat Island, Causes And Consequences Of
Global Environmental. Climate Change 3:660-666.
- Wen X., X. Yang and G.Hu, 2011. Relationship Between Land Cover
Ratio and Urban Heat Island from Remote Sensing and Automatic
Weather Stations Data. J Indian Soc Remote Sens 39,193-201.
- Weng, Q., Lu, D., & Schubring, J. 2004. Estimation of land surface
temperature-vegetation abundance relationship for urban heat
island studies. Remote Sensing of Environment, 89(4), 467-483.
- Weng Q., Lu D., Liang B. 2003. Urban Surface Biophysical Descriptors
and Land Surface Temperature Variations. Photogrammetric
Engineering & Remote Sensing 72:1275-1286.
- Zhang J. and Wang Y. 2008. Study Of The Relationships Between The
Spatial Extent Of Surface Urban Heat Islands And Urban
Characteristic Factors Based On Landsat Etm+ Data. Sensors
8:7453-7468.