

Evolución de la Isla Urbana de Calor en Mexicali, BC., mediante una herramienta inteligente.

África Casillas¹, Rafael García¹, Fernando González¹, Juan Ramón Castro², Enrique Dávalos¹.

¹ Instituto de Ingeniería, campus Mexicali, UABC, Baja California, México.

² Facultad de Ciencias Químicas e Ingeniería campus Tijuana, UABC, Baja California, México.

acasillas@edu.uabc.mx, rcueto0920@hotmail.com, ffgn2001@yahoo.com, jrcastror@uabc.edu.mx

enrique@iing.mxl.uabc.mx

RESUMEN

Este estudio tiene como propósito la propuesta de una herramienta 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 con datos proporcionados por la Administración de Calidad del Aire (EPA, por sus siglas en inglés). 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. En el período se presentaron 2,071 días con isla urbana de calor, es decir, durante el transcurso de 7 años la ciudad ha sido más caliente que sus alrededores por 5 años y 8 meses. 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 $.001^{\circ}\text{C}$ lo cual es inadvertido por los aparatos de aclimatación.

INTRODUCCIÓN

El clima alrededor del mundo está cambiando, los modelos de circulación general (MCG) proyectan un aumento en la temperatura global del aire, las ciudades se enfrentan al reto de aumento de la carga térmica debido al efecto combinado del calentamiento global e Isla Urbana de Calor (IUC) que se define como la diferencia térmica entre el área urbana y sus alrededores. Los cambios en la frecuencia y magnitud de temperaturas extremas durante el día o la noche provocará incremento en el consumo de energía eléctrica a razón de 1.5 y 2% por cada grado que se intensifique la IUC (Correa, 2003), molestias en el confort térmico e incluso un aumento en la mortalidad (Souch y Grimmond 2004). El fenómeno ha sido investigado en diversas ciudades del mundo como es el caso de Seul, Korea que tiene una intensidad promedio en invierno de 4.33°C (Kim, 2005); La estimación encontrada en la ciudad de Beer Sheba, Israel varía entre 10.88°C durante el día y 13.18°C durante la noche (Zaaroni y Ziv, 2010); Asimismo en Hong Kong, China se ha encontrado una diferencia térmica de hasta 12°C (Fung, 2009); Por otra parte en Ciudad Juárez, México el fenómeno se presenta con un valor máximo diurno de 6°C (Contreras, 2008); En el caso de la ciudad de Mexicali, México en la temporada de invierno el fenómeno fue de 5.7°C (García, 2009).

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. En un estudio realizado en Beijing, China, se demostró que la técnica de regresión de máquina de soporte vectorial (SVM) con datos puntuales 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, 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, temperatura del aire ambiente de una estación de referencia, 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 IUC máximo, la variabilidad del error mínimo cuadrado tuvo un rango de 0.18-0.48C (Mihalakakou, 2002). En Mexicali, México se encontró una IUC de 5.31°C para el día 4 de febrero en la zona sureste de la ciudad, mediante el desarrollo de una herramienta dinámica capaz de integrar resultados espaciales por medio de un algoritmo genético, a demás de estimar la hora e intensidad, los resultados fueron similares a los encontrados con las técnicas de interpolación realizados con un sistema de información geográfica y análisis estadístico exploratorio (Casillas et al, 2009).

Bajo este contexto este estudio aborda la problemática basado en un modelo inteligente que combina SVM y redes neuronales que simulan el comportamiento real de la IUC, el cual podrá ser aplicado en diversas ciudades. Los objetivos que dirigen este trabajo son la predicción en magnitud, proyecciones de la evolución y comportamiento de la IUC en Mexicali, siendo la principal aportación la capacidad de predecir la ubicación geográfica del fenómeno. Con lo anterior es posible aplicar medidas preventivas en el lugar indicado durante el verano como posicionamiento de albergues, aumento en la repartición de sueros para evitar muertes por golpe de calor, planificación urbana, incremento de áreas verdes, entre otras medidas preventivas y correctivas.

El resto de este artículo se organiza de la siguiente manera: En la segunda sección se describe el área de estudio, introduce el concepto de SVM, Red neuronal que es el fundamento teórico de nuestro enfoque, metodología del modelo desarrollado así como los materiales utilizados como entrada y salida del mismo. Los resultados estimados por la simulación y la comparación entre la intensidad real, se describe en la sección de resultados. Este artículo finaliza con las conclusiones del estudio e investigaciones necesarias a realizar para avanzar en el conocimiento de la climatología urbana.

MATERIALES Y MÉTODOS

La ciudad se localiza en la parte más alejada del noroeste mexicano, está en el límite internacional entre México y Estados Unidos, en una latitud norte de 32.33°, longitud oeste de 115.28° con una altitud de 4m sobre el nivel medio del mar (figura 1). Se caracteriza por tener un clima extremosos y árido, la temperatura media anual es de 22.2°C pero la variación térmica oscila entre 0 °C en invierno a 50 °C, con respecto a la precipitación recibe solamente 77.2 mm al año (García, 2010). Desde 1950 la ciudad experimentó un creciente desarrollo como consecuencia la inmigración desde otros estados de la república y el mundo ha sido de manera continua, actualmente cuenta con una población de 950,000 habitantes (INEGI 2010). En el año 1993, la ciudad cubría una extensión aproximada de 91.43 Km² y para el 2003 se expandió a 116.64 Km² (Casillas y García, 2009). Esta aceleración en el proceso de urbanización impone fuertes presiones los servicios públicos, infraestructura productiva, así que la importancia del estudio de la IUC es esencial en Mexicali porque agravará el problema de salud humana, el confort y la contaminación atmosférica, entre otras razones esenciales expuestas con antelación.

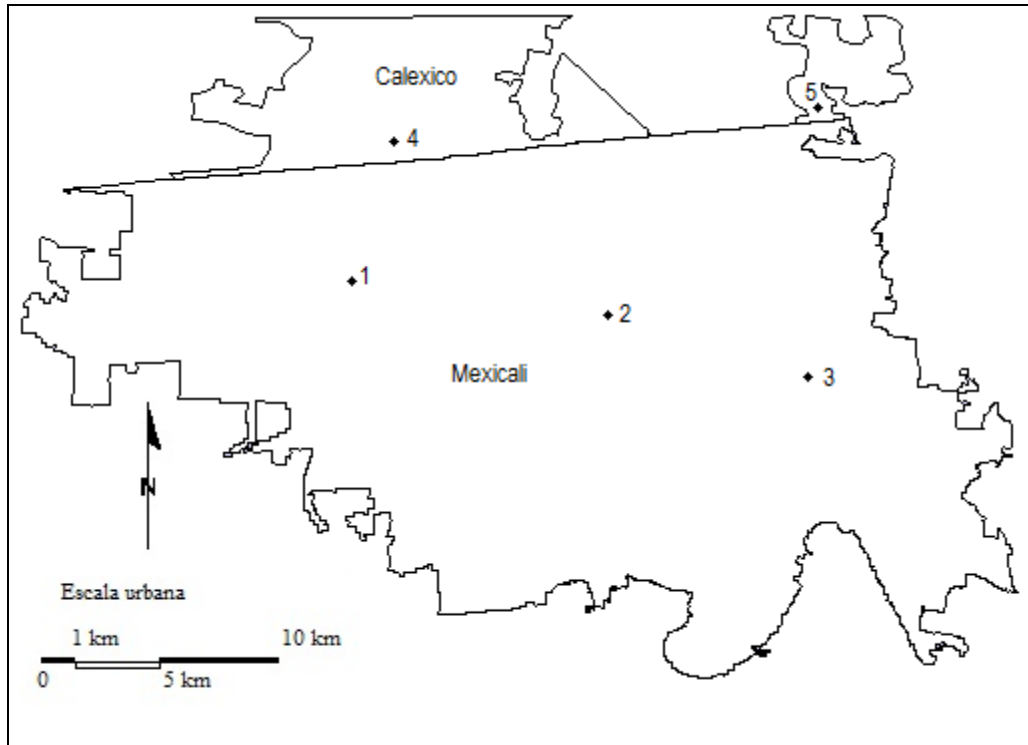


Figura 1. Localización del área de estudio y estaciones meteorológicas, Mexicali, México y Calexico USA, (km= kilómetros) elaboración propia.

La elaboración de este estudio tomó en consideración lecturas de temperatura ambiente horaria de cinco estaciones climáticas que pertenecen a las estaciones de calidad del aire, tanto de Mexicali, B.C., como de Calexico, CA., durante el periodo 2002-2007, las cuales tienen usos de suelo contrastantes a su alrededor (tabla 1).

No.	UBICACIÓN	CARACTERÍSTICAS DE LA ESTACIÓN	Tipo
1	COBACH. Se localiza en la parte occidental de la ciudad dentro del Colegio de Bachilleres (Latitud 32.6336, Longitud -115.504)	Uso de suelo habitacional, educativo y vegetación.	Urbano
2	UABC. Se localiza en el Instituto de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Baja California (Latitud 32.6291, Longitud -115.447)	Uso habitacional, lotes baldíos e industrial.	Urbano
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 de suelo habitacional y escolar, carece de áreas verdes.	Urbano
4	ETHEL (Latitud 32.674, Longitud -115.515), CA.	Uso de suelo dedicado a la agricultura.	Rural
5	EAST (Latitud 32.6778, Longitud -115.39), CA.	Uso es compartido entre agrícola y urbano.	Rural

Tabla 1. Estaciones características de estaciones climáticas en estudio.

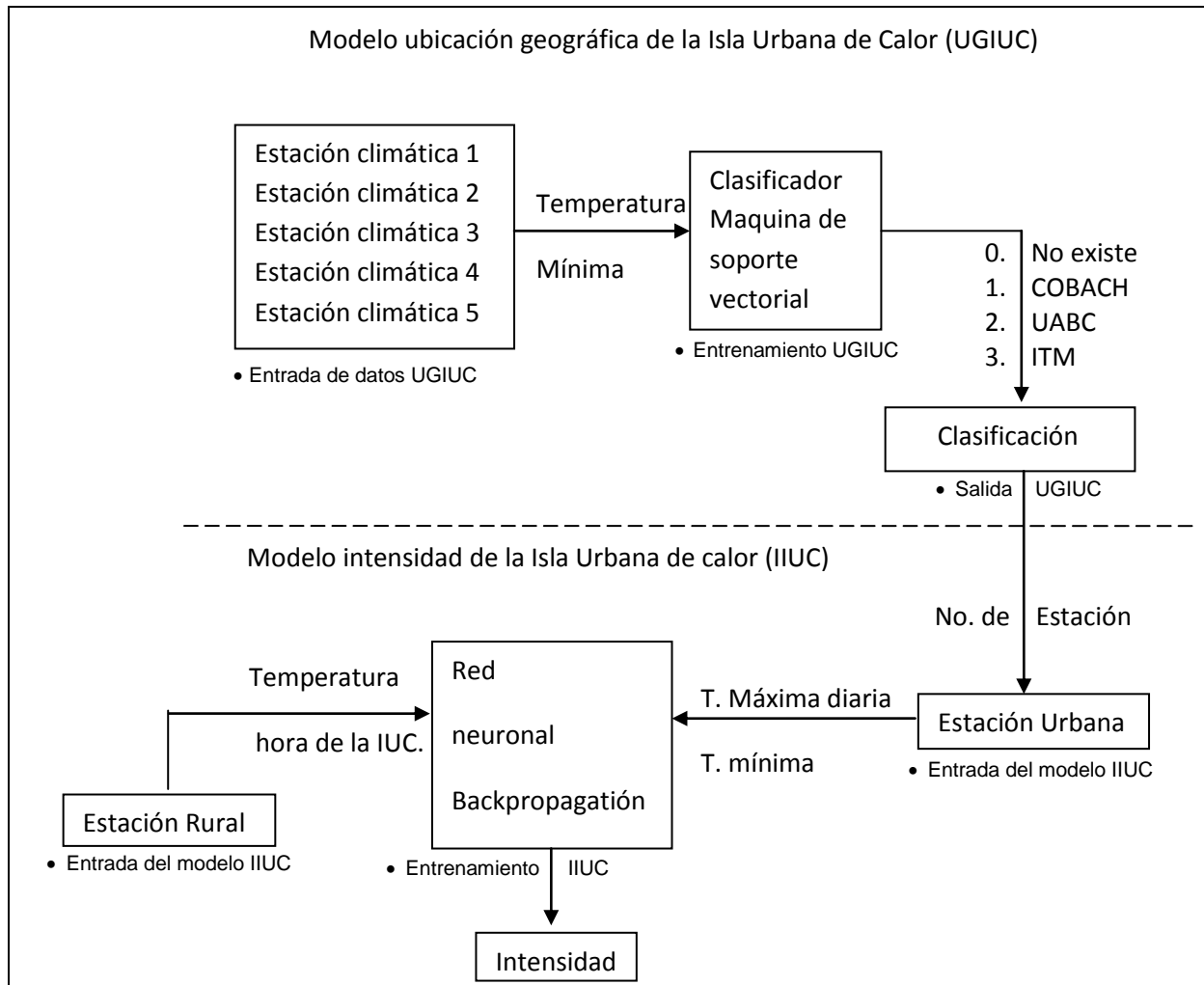


Figura 2. Diagrama metodológico de los modelos UGIUC y IIUC.

El sistema fue dividido en dos partes (figura 2), la primera denominada Ubicación geográfica de la isla urbana de calor (UGIUC) cuyo proceso principal es simular por medio de un clasificador la existencia o no existencia de una IUC y señalar la estación climática donde se dio el fenómeno aplicando una herramienta de inteligencia artificial llamada maquina de soporte vectorial (MSV), la cual se basa en la teoría de aprendizaje estadístico, realiza la clasificación mediante la construcción de un hiperplano N-dimensiones (Wen 2011) y separa los datos en categorías con alta dimensionalidad a través de una función de mapeo no lineal y la construcción de un hiperplano óptimo en un nuevo espacio (Radhika, 2009)

La segunda parte del modelo se llama intensidad de la isla urbana de calor (IIUC) la cual estima la diferencia térmica entre el área urbana y la rural. En esta etapa se utilizó una red neuronal artificial multicapa que son algoritmos de optimización (shyan, 2003), su topología se divide en tres partes las entradas, capas ocultas y salida (Schmidt, 2008)

Modelo UGIUC

- Entrada y salida de datos

Se establecieron como variables de entradas al modelo la temperatura mínima diaria de las cinco estaciones en estudio y como variable de salida el número de clase correspondiente a la estación geográfica urbana con mayor diferencial térmico comparado con las estaciones rurales (tabla 2).

Clase	Ubicación de la IUC
0	Sin IUC
1	COBACH
2	UABC
3	ITM

Tabla 2. Clases de entrada al sistema.

- Entrenamiento UGIUC

En primera instancia se ordenó la base de datos de manera aleatoria, posteriormente fue dividida en tres partes, el 80% de la información contenida se utilizó para entrenar el clasificador SVM con un kernel polinomial de tercer orden. Se probó el mapeo estimado con el 10% de los datos y el 10% restante sirvió para validar el mapeo generado en la etapa de prueba. La exactitud estuvo determinada en porcentaje a través de una matriz de confusión que compara la salida arrojada con la deseada. Adicionalmente para completar el análisis de precisión fueron estimados el coeficiente cuadrático de correlación (R^2) y el error cuadrático medio (RMSE).

Modelo IIUC

- Entrada de datos

Se establecieron se como variables de entrada:

1. Temperatura máxima diaria de la estación urbana, Este parámetro es considerado como representativo de la estación urbana, ya que es el resultado de varios los procesos físicos que se producen en el entorno urbano.
2. Temperatura del aire observada en la estación urbana a la hora de mayor intensidad de la IUC. Representa el calor sensible de la ciudad acumulado provocado por los elementos impermeables.
3. Temperatura de la estación rural cuando existe la mayor IUC. Esta variable fue agregada para representar la estación control, es decir la temperatura del aire en un ambiente nativos, sin urbe.

- Entrenamiento

El modelo para pronosticar la intensidad del fenómeno de cada estación urbana se realizó con 1080 datos diarios en el periodo del 2002-2007, la información fue dividida en tres partes, el 60% inicial se destinó al entrenamiento de la red, el 20% fue utilizado en la etapa de pruebas y con el 20% restante se validó el aprendizaje. Se estableció un total de 100 capas internas y 500 épocas con el tipo de aprendizaje Levenberg Marquard.

- Salida de datos

Como única variable de salida se tiene la intensidad del fenómeno (Ecuación 1), que representa la diferencia térmica entre la estación de control y de estudio.

$$IUC = \Delta TU - \Delta TR$$

Ecuación 1

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

RESULTADOS

La SVM construida para el sistema tiene una exactitud del 96% con una R2 igual a .99, es decir, el clasificador cuenta con una excelente generalización del modelo y explica casi en su totalidad la problemática ambiental en estudio. La repetición de no existencia o existencia de la IUC así como su ubicación geográfica en el periodo de validación se aprecia en la matriz de confusión (tabla 3). Es posible observar que la estación de monitoreo que mas ocurrencias tiene de IUC mayores a 1°C es ITM (clase 3). Por el contrario la clase con un error mayor en su clasificación es la 0, es decir, de un total de 60 días que no existió IUC en Mexicali el sistema predice 62 días acertando solo a 57.

Clase	Clase estimada				
	0	1	2	3	Total
Deseada	0	1	2	3	Total
0	57	2	0	1	60
1	1	146	0	0	147
2	1	0	46	1	48
3	3	7	1	218	227
Total	62	155	47	216	482

Tabla 3. Matriz de confusión de la clasificación SVM

Los resultados de las tres redes neuronales entrenadas para predecir la IUC de las estaciones urbanas en el año 2007, correspondiente al periodo de prueba (figura 4), arrojaron una exactitud del 99% con un MSE de .037 equivalente a una variabilidad que tiende a cero (.001°C). El análisis recabado en esta etapa del modelo son semejantes a los encontrados en un estudio realizado por Mihalakakou en Atenas Grecia, donde el error mínimo cuadrado se acerca a cero con rango de 0.18-0.48°C en un episodio anual.

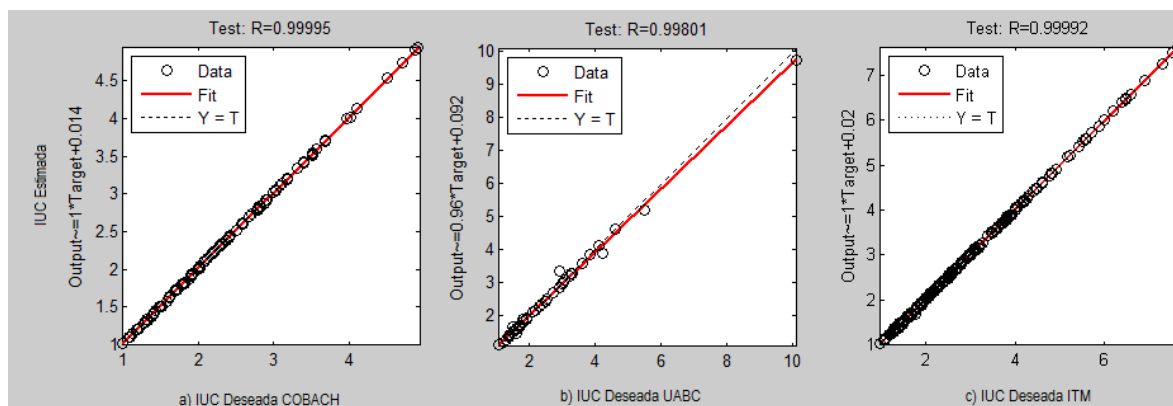


Figura 4. Salida del modelo IIUC de las estaciones urbanas año 2007.

Tomando un mes del año de prueba al azar, la figura 5 muestra un grafico comparativo entre la IUC estimada y real de Diciembre a fin de visualizar el comportamiento y la magnitud del fenómeno. Se aprecia claramente días donde el fenómeno no tuvo ocurrencia, en los casos en que se presentó, el patrón de predicción en las tres estaciones urbanas es casi exacta, esto podría estar relacionado a la gran cantidad de datos disponibles en la etapa de entrenamiento.

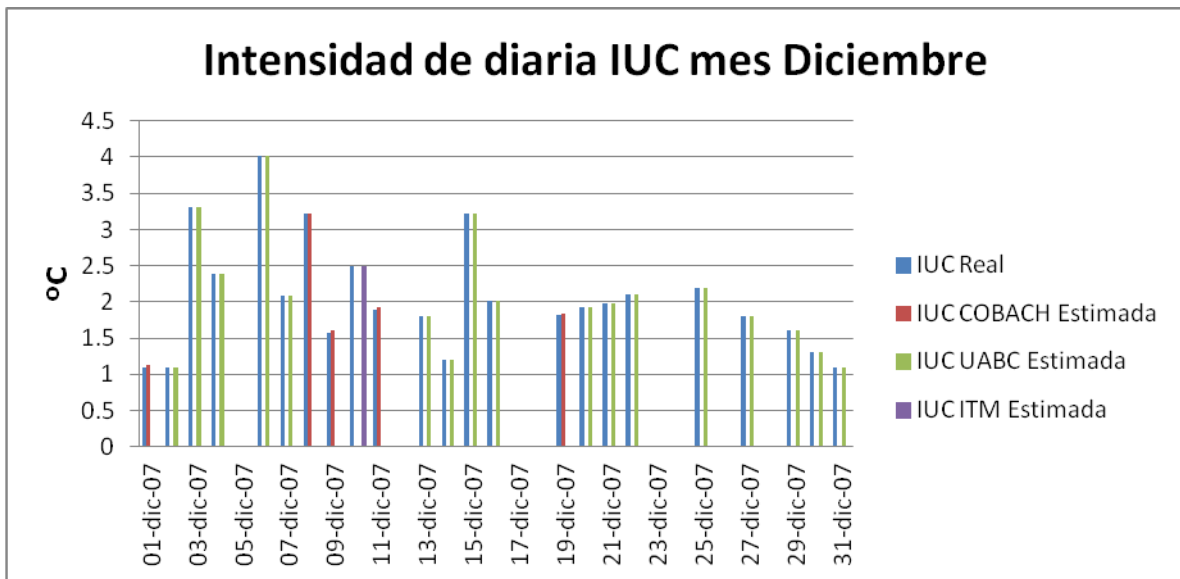


Figura 5. Comparativo entre la IUC estimada y real de Diciembre

CONCLUSIONES

Al paso del tiempo la ciudad sufre transformaciones drásticas que con llevan problemáticas sociales, económicas y climáticas entre otras, es importante identificar con tiempo la ubicación de fenómenos meteorológicos como lo es la IUC, con su predicción geográfica e intensidad es posible alertar a las personas o establecimientos del incremento de temperaturas en un área determinada a fin de tomar decisiones en el lugar indicado durante el verano como posicionamiento de albergues, aumento en la repartición de sueros para evitar muertes por golpe de calor, planificación urbana, incremento de áreas verdes, entre otras medidas preventivas y correctivas.

Es concluyente que mediante la metodología empleada en la construcción del modelo inteligente se demuestra que las herramientas de inteligencia artificial resultan ser adecuadas para problemas complejos, como la IUC, al tener una exactitud en la clasificación en la ubicación geográfica del 96% y un R2 de 0.99; asimismo en la etapa de predicción de la intensidad del fenómeno se tiene un error que tiende a cero con tan solo .001°C de variabilidad entre el diferencial térmico real y el estimado.

Aunque esta herramienta inteligente tiene una capacidad de generalización excelente, es necesario en lo futuro, hacer modificaciones en el modelo para incluir otros parámetros meteorológicos que han demostrado con técnicas estadísticas una alta correlación con la IUC

como la presión atmosférica, velocidad y dirección del viento, radiación solar, entre otros afín de de avanzar en el campo de climatología urbana.

AGRADECIMIENTOS

El primer autor agradece a Conacyt, DI. Nestor Santillan, Ing. Fernando Lara, MI Rene Delgado y Lic. Julio C. Mendivil, por el apoyo otorgado.

BIBLIOGRAFÍA

Casillas, García, Leyva. 2009. Modelación Dinámica De La Isla De Calor Urbana En La Ciudad De Mexicali B.C., México. Congreso Ommac 2009.

Casillas y García, 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 2009.

Contreras, Salas, Velásquez y Quevedo, 2008. Determinación de la isla urbana de calor en ciudad Juárez mediante programa de cómputo. Culcyt. Año 5 No. 26

Correa E, Flores Larsen S. y Lesino G, 2003, Isla De Calor Urbana: Efecto De Los Pavimentos. Informe De Avance, Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente Vol.7, N° 2.

Fung, Nichole and Sing. 2009. Derivation of Nighttime Urban Air Temperatures Using a Satellite Thermal Image. American Meteorological Society Vol 48

García, Tejeda, Bojórquez, 2009. Urbanization effects upon the air temperature in Mexicali, B. C., México *Atmósfera* 22(4).

INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía), 2010 On-Line: <http://www.censo2010.org.mx/>

Ji Zhou, Yunhao Chen, Jinfei Wang, and Wenfeng Zhan. 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.

García, Santillán, Tejeda, Ojeda, Bojórquez. 2010. Escenarios comparativos del confort térmico en tres ciudades del noroeste de México bajo condiciones actuales y de cambio climático. *Asociación española de climatología. Serie A, No. 7*

Radhika Y. and Shashi M. 2009. Atmospheric Temperature Prediction using Support Vector Machines. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, Vol. 1, No. 1

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*. Vol 49.

Schmidt, Wrzesinsky, Klemm. 2008. Gap Filling and Quality Assessment of CO₂ and Water Vapour Fluxes above an Urban Area with Radial Basis Function Neural Networks. *Boundary-Layer Meteorol* 126.

Shyam S. Sablani, M. Shafiur Rahman. 2003. Using neural networks to predict thermal conductivity of food as a function of moisture content, temperature and apparent porosity. *Food Research International* 36

Souch, C, and Grimmond, 2004, Heat waves. *Applied climatology: Prog. Phys. Geogr*, 28.

Wen, Yang & 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 (2) .