

Aprendizaje de variables ambientales de las condiciones de un micro invernadero en la producción de vegetales sobre un sistema hidropónico usando el enfoque de Memorias Asociativas

GARCÍA-MEJÍA, José*†, ZARAZÚA-SÁNCHEZ, José, GONZÁLEZ-SILVA, Marco y ZAMUDIO-GARCÍA, Víctor.

Universidad Politécnica Metropolitana de Hidalgo, Boulevard Acceso a Tolcayuca #1009 Ex Hacienda de San Javier, Hidalgo, México

Recibido Octubre 3, 2016; Aceptado Noviembre 15, 2016

Resumen

Durante las últimas décadas el concepto de infraestructura verde urbana se ha convertido en un área de investigación importante. En este trabajo se presenta el desarrollo de un micro invernadero como una especie de infraestructura verde para la producción de vegetales sobre un sistema de cultivo hidropónico con el fin de tener una opción de auto consumo sostenible de alimentos saludables y una opción importante para mejorar la calidad de vida de los residentes de la ciudad. Además se usa un enfoque de memorias asociativas para el aprendizaje de variables ambientales. Las memorias asociativas tienen una serie de características incluyendo un método de clasificación rápido y eficiente, así como la tolerancia intrínseca al ruido que las hace ideales para diversas aplicaciones. En este artículo se utilizarán las memorias asociativas Alfa-Beta con el fin de recomendar las variables ambientales correctas con base en diversos parámetros.

Infraestructura verde urbana, micro invernadero, memorias asociativas Alfa-Beta, reconocimiento de patrones

Abstract

During the last decades, the urban green infrastructures have become an important research area. This work presents the development of micro greenhouse as a kind of green infrastructure of vegetable production in a hydroponics system in order to have sustainable self-consumption and it is a way to improve the high living quality for urban residents. Furthermore an associative memories approach is using in order to learning environmental variables. The associative memories have a number of characteristics including a fast and efficient classification method, as well as intrinsic tolerance to the noise that it makes ideal them for variety of applications. This paper will use the alpha-beta associative memories with the purpose of recommending correct environmental variables based on different parameters. The objective of this paper is to present the alpha-beta memories as a possibility to resolve real problems in the urbangreen infrastructure.

Urban Green infrastructure, micro greenhouse, Alpha-Beta associative memories, pattern recognition

Citación: GARCÍA-MEJÍA, José, ZARAZÚA-SÁNCHEZ, José, GONZÁLEZ-SILVA, Marco y ZAMUDIO-GARCÍA, Víctor. Aprendizaje de variables ambientales de las condiciones de un micro invernadero en la producción de vegetales sobre un sistema hidropónico usando el enfoque de Memorias Asociativas. *Revista de Ciencias Ambientales y Recursos Naturales* 2016, 2-6: 1-12

* Correspondencia al Autor (Correo Electrónico: jag.cic.ipn@gmail.com)

† Investigador contribuyendo como primer autor.

Introducción

En una sociedad en constante crecimiento, en la que el 50% de la población mundial vive en áreas urbanas y que además, la tendencia se proyecta a alcanzar 6.3 billones en el 2050 (United Nations, 2013), el desarrollo de infraestructura verde ha tomado importancia en las últimas décadas. Una infraestructura verde considera aquellas áreas como: parques, bosques, áreas recreacionales y jardines (botánicos, invernaderos), los cuales toman una crucial importancia en la vida de los residentes urbanos. Además este tipo de espacios son la principal razón de proveer servicios de ecosistemas y una opción para mejorar la calidad de vida de los residentes (Haase Nuissi, 2007).

Las áreas verdes urbanas presentan servicios recreativos y ofrecen a los residentes de la ciudad la posibilidad de estar en contacto con la naturaleza (Matsuoka y Kaplan, 2008), además es una forma de apoyar el suministro de alimentos saludables en casa a través de micro invernaderos (Barthel et al., 2013). Como concepto ha sido desarrollado desde las últimas dos décadas, comúnmente se refiere a los espacios conectados de áreas verdes que se encuentran dentro y alrededor de la periferie urbana (Mell, 2008), algunos otros investigadores lo mencionan como sistemas de espacios verdes urbanos o periurbanos (Tzoulas et al., 2007).

Debido a los beneficios ecológicos, económicos y sociales que presentan, el desarrollo de infraestructura verde urbana permite a los planificadores no solo a presentar un desarrollo funcional sino a desarrollar espacios innovadores y sustentables (Mell, 2008), además se promueve el desarrollo de ecosistemas como un bienestar saludable para los residentes urbanos (Tzoulas et al., 2007). Otro beneficio que presenta es contribuir en una urbanización verde sustentable (Ahern, 2007).

En este trabajo se presenta el desarrollo de un microinvernadero autónomo como un tipo de infraestructura verde (Barthel et al., 2013), para la producción de vegetales mediante un sistema de cultivo hidropónico, capaz de adaptarse como un electrodoméstico en casa, siendo monitoreado y controlado a través de una aplicación móvil implementada sobre la plataforma Android. El proyecto fue desarrollado en la Universidad Politécnica Metropolitana de Hidalgo (UPMH), institución de educación que como parte de sus objetivos estratégicos, es promover el desarrollo de la tecnología a través de la investigación aplicada con la participación de profesores de tiempo completo y estudiantes.

Los parámetros ambientales críticos que afectan el crecimiento de los vegetales en el microinvernadero son: la temperatura, la humedad relativa y el dióxido de carbono (CO₂). El monitoreo en tiempo real y continuo de la respuesta fisiológica del cultivo a los cambios del microambiente, proporcionan información importante para controlar el microclima del invernadero de forma precisa. El control climático al interior del microinvernadero está enfocado a mantener las variables climáticas tan cerca como sea posible de las condiciones óptimas para el desarrollo del cultivo.

Se han reportado diversos modelos en los últimos años usados en el área agrícola. Para modelar variables ambientales como la temperatura del aire en invernaderos, utilizando modelos autoregresivos con variables externas (Lopez et al., 2007). El uso de modelos de redes neuronales artificiales (RNA) ha sido un tema de interés (Salazar et al., 2008), los modelos neuro-difusos para la predicción de variables ambientales como la temperatura y humedad fueron implementados por (Lopez y Hernandez, 2010).

Estos modelos han demostrado ser una alternativa para su utilización en sistemas complejos, por su capacidad de aprendizaje, capacidad de identificar una relación no lineal (Hashimoto, 1997). Algunos otros modelos como los de mapas auto-organizativos logran una convergencia rápida y buena generalización (Moshou et. al., 2001). Otras arquitecturas como el *Generalized Softmax Perceptron* (GSP) y el *Posterior Probability Model Selection* (PPMS) se han usado para clasificación de imágenes con buenos resultados (Arribas et. al., 2011).

Las memorias asociativas son consideradas como redes neuronales sin peso, sin embargo tienen otras cualidades que las hacen perfectas para su aplicación en diversos problemas. El propósito principal de las memorias asociativas es recuperar patrones completos a partir de su aprendizaje a priori, que pueden contener ruido aditivo, sustractivo o mixto (Acevedo-Mosqueda, M. E., et al., 2007). Las memorias asociativas tienen dos fases funcionales, la fase de aprendizaje y la fase de recuperación, en la primera fase la memoria asociativa es construida con información a priori, y los patrones de entrada y de salida son asociados.

La referencia histórica de las memorias asociativas se pueden observar desde el año 1961 con el trabajo de Karl Steinguch con su modelo de memoria asociativa Learnmatrix (Steinbuch, K., 1961), memoria heteroasociativa capaz de trabajar como clasificador de patrones binarios. Anderson en el año 1972, presentó su modelo Linear Associator (Anderson, J.A., 1972), así como Kohonen en el mismo año de forma independiente un modelo similar (Kohonen, T., 1972).

El trabajo más relevante de la memoria asociativa fue desarrollado por Hopfield en 1982, su modelo demuestra la interacción de elementos simples de procesamiento, similares al funcionamiento de las neuronas, demostrando propiedades computacionales colectivas, así como la estabilidad de las memorias (Hopfield, J.J., 1982). Este modelo sin embargo tiene inconvenientes en la limitada capacidad de recuperación.

El modelo de memoria asociativa usado en este trabajo es llamado memoria asociativa Alfa-Beta (C. Yáñez, 2002), cuya ventaja es la recuperación completa del conjunto fundamental de información, un método de clasificación rápido y eficiente, así como la tolerancia intrínseca al ruido

El objetivo de este trabajo es el uso de las memorias asociativas Alfa-beta, como herramienta para la recuperación de las variables ambientales, con el fin de recomendar las variables correctas con base en diversos parámetros.

Microinvernadero en un Sistema Hidropónico

A. Sistema hidropónico

El sistema hidropónico permite desarrollar un sistema de cultivo con base en agua, en el cual es alimentado por pequeñas mezclas de nutrientes que son agregados al agua para que la planta pueda absorberlos mediante la asimilación de iones de nutrientes a través de las raíces. La hidroponía puede ser denominada una tecnología de cultivo en espacios pequeños.

La productividad potencial de los cultivos hidropónicos, cuando son realizados en condiciones tecnológicas óptimas, son superiores a las obtenidas mediante el sistema tradicional de cultivo hortícola (Guzmán Díaz, G. A., 2004). El diseño del prototipo se muestra en la Figura 1.

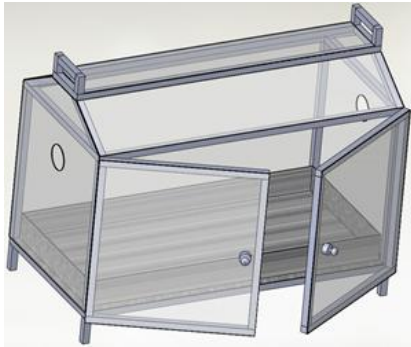


Figura 1 Diseño del prototipo del sistema hidropónico

B. Aspectos Importantes

El sistema de automatización del prototipo del microinvernadero permite regar el cultivo, detectando mediante un sensor la humedad, la disminución de agua y retroalimentando los datos para su monitoreo.

Permite además una ventilación adecuada, cuando la temperatura es demasiado elevada se activan los ventiladores. Además controla la luz en el microambiente.

Según Bernat et al. (1987) los principales objetivos de un microinvernadero, son: a) conseguir producciones determinadas en zonas cuyo clima no lo permite al aire libre en condiciones comerciales; b) conseguir producciones “fuera de temporada”; c) aumentar las producciones por unidad de superficie, acortar los ciclos de las plantas permitiendo un mayor número de ciclos por temporada; d) disponer de condiciones de cultivo idóneas para el estudio o la investigación.

Con el prototipo por hidroponía se tiene un aumento en la tasa de crecimiento de producción de los vegetales. Con una configuración adecuada, las verduras pueden madurar hasta un 25% más rápido y se producen hasta un 30% más que las mismas plantas que crecen en suelos.

La producción de vegetales se cultiva más rápido, debido a que los nutrientes son proporcionados de manera sistemática. Incluso se puede observar un sistema de raíces pequeñas, por lo que la producción se centra más en el crecimiento de la planta de arriba, en lugar de expandir el sistema radicular de la planta baja.

Con un sistema hidropónico también se utiliza menos agua que las plantas a base de suelo ya que el sistema está cerrado, por lo que se obtiene como resultado tener menos evaporación. Este tipo de sistema aporta ventajas para el medio ambiente, debido a la reducción de los residuos y la contaminación de la escorrentía del suelo (Espinoza R., et al., 1989).

C. Sistema de control electrónico

Por otra parte el equipo de ingeniería electrónica, desarrolló la interfaz de comunicación de adquisición de datos, estos leen los múltiples sensores de datos como: temperatura (T, C°), luminosidad (%), humedad relativa (HR, %) del aire, la concentración de CO_2 (ppm), flujo de aire al sistema de medición (lpm), también se tiene que controlar y equilibrar el pH y los niveles de nutrientes diariamente.

Adicionalmente el equipo de trabajo también realizó el diseño de la tarjeta electrónica para leer señales digitales y analógicas, así como una base de datos en la plataforma MySQL considerada para el conjunto de análisis de datos.

Estadísticas e informes fueron generados para el monitoreo y control con el fin de que variables ambientales del entorno se ajusten en la producción de vegetales para lograr óptimos resultados en tiempo real. La tarjeta utiliza Arduino como parte de su diseño. El prototipo de tarjeta de adquisición se muestra en la Figura 2.

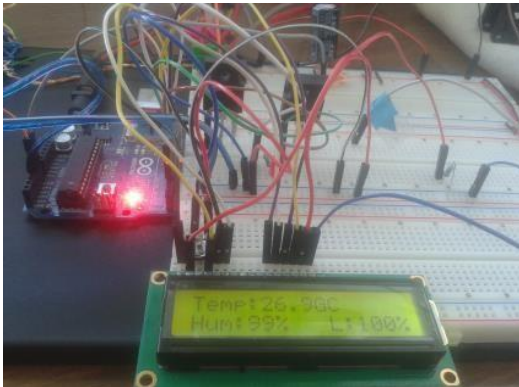


Figura 2 Diseño de la tarjeta de adquisición electrónica.

D. Sistema de aplicación de Software

El esquema general de la aplicación de software se presenta en la Figura 3. Este tiene básicamente tres módulos: una interfaz web para el administrador, el módulo de la base de datos para la recolección de datos, y la aplicación móvil para el monitoreo y control remoto.



Figura 3 Esquema del modelo de la aplicación.

De esta manera, el cliente puede modificar los parámetros del software con los objetivos de producción del proyecto, ya que puede introducir cambios funcionales o prioridad al inicio de cada nueva iteración sin ningún problema. El esquema general del control y monitoreo del microinvernadero y las variables ambientales se observa en la Figura 4.

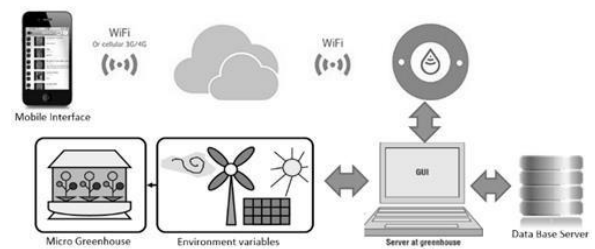


Figura 4 Esquema general del monitoreo y control del microinvernadero.

Memorias asociativas Alfa-Beta

El propósito de la memoria asociativa es la correcta recuperación de patrones de salida relacionados con los patrones de entrada, que pueden ser alterados con ruido aditivo, sustractivo o mezclado. Los conceptos se presentan en (Acevedo-Mosqueda, M. E., et al., 2007).

Una memoria asociativa M es un sistema que relaciona patrones de entrada y salida de la siguiente forma: $x \rightarrow M \rightarrow y$ con x e y , respectivamente, como los vectores-patrones de entrada y salida. Cada vector entrada está relacionado con su correspondiente vector salida. Para cada k entero positivo, la asociación será denotada como: (x^k, y^k) . La memoria asociativa M es representada por una matriz de la cual su ij -ésima componente es m_{ij} (Kohonen, T., 1972).

La memoria M es generada *anticipadamente* de un conjunto finito de asociaciones conocidas, llamado conjunto fundamental de asociaciones. Si μ es un índice, el conjunto fundamental es representado como: $\{(x^\mu, y^\mu) \mid \mu = 1, 2, \dots, p\}$ donde n y m son la dimensión de los patrones de entrada y salida, respectivamente, decimos que $\exists \mu \in \{1, 2, \dots, p\}$ para cada $x^\mu \neq y^\mu$. Si consideramos el conjunto fundamental de patrones $\{(x^\mu, y^\mu) \mid \mu = 1, 2, \dots, p\}$ donde n y m son la dimensión de los patrones de entrada y salida, respectivamente, decimos que $x^\mu \in A^n$, $A = \{0, 1\}$ y $y^\mu \in A^m$. Entonces la j -ésima componente del patrón de entrada es $x_i^\mu \in A$, de la misma forma, la j -ésima componente del patrón de salida es representada como $y_i^\mu \in A$. Una versión distorsionada de un patrón x^k para ser recuperado será denotado como \tilde{x}^k . Si se presenta un patrón de entrada desconocido x^ω con $\omega \in \{1, 2, \dots, k, \dots, p\}$ a una memoria asociativa M , de tal forma que la salida corresponde exactamente con el patrón asociado y^ω se dice que la recuperación es perfecta.

La memoria asociativa Alfa-Beta matemáticamente está basada en dos operadores binarios: α y β (C. Yáñez, 2002). El operador Alfa es usado en la fase de aprendizaje mientras que el operador Beta es usado en la fase de recuperación. Las propiedades matemáticas de estos operadores, permiten a las memorias asociativas α β poseer características similares a la versión binaria de las memorias asociativas morfológicas, en el sentido de: la capacidad de aprendizaje, la memoria es robusta para soportar cierto tipo y cantidad de ruido y posee las características necesarias para una recuperación perfecta (Acevedo-Mosqueda, M. E., et al., 2006). Primero, definimos un conjunto $A = \{0, 1\}$ y un conjunto $B = \{00, 01, 10\}$, entonces los operadores α y β pueden ser definidos en la Tabla 1.

$$\alpha: A \times A \rightarrow B$$

X	y	$\alpha(x,y)$
0	0	1
0	1	0
1	0	2
1	1	1

$$\beta: B \times A \rightarrow A$$

x	y	$\beta(x,y)$
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1
2	0	1
2	1	1

Tabla 1 Operadores Alfa α , y Beta β .

Estos dos operadores binarios junto con el operador máximo (\vee) y mínimo (\wedge) establecen las herramientas matemáticas que le conciernen al modelo Alfa-Beta.

Las definiciones de α y β presentadas en la Tabla 1, implican que: α incrementa a la izquierda y decrementa a la derecha, β incrementa a la izquierda y a la derecha, β es el inverso izquierdo de α . De acuerdo al tipo de operador que es usado en la fase de aprendizaje, dos tipos de memorias asociativas Alfa-Beta pueden ser obtenidas. Si el operador máximo (\vee) es usado, se obtiene una Memoria Asociativa Alfa-Beta de tipo *MAX*, llamémosla M ; de manera análoga, si el operador mínimo (\wedge) es usado, se obtiene la Memoria Asociativa Alfa-Beta tipo *min*, será llamada W (Acevedo-Mosqueda, M. E., et al., 2007). En cualquier caso, los patrones fundamentales de entrada y salida son representados de la siguiente forma:

$$x^\mu = \begin{pmatrix} x_1^\mu \\ x_2^\mu \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n^\mu \end{pmatrix} \in A^n \quad y^\mu = \begin{pmatrix} y_1^\mu \\ y_2^\mu \\ \cdot \\ \cdot \\ y_m^\mu \end{pmatrix} \in A^m$$

Para entender cómo se lleva a cabo las fases de aprendizaje y recuperación, serán definidas algunas operaciones matriciales.

α máx Operación: $p_{m \times r} \nabla_{\alpha} Q_{r \times n} = [f_{ij}^{\alpha}]_{m \times n}$, donde $f_{ij}^{\alpha} = \bigvee_{k=1}^r \alpha(p_{ik}, q_{kj})$ β máx Operación: $p_{m \times r} \nabla_{\beta} Q_{r \times n} = [f_{ij}^{\beta}]_{m \times n}$, donde $f_{ij}^{\beta} = \bigvee_{k=1}^r \beta(p_{ik}, q_{kj})$ α mín Operación: $p_{m \times r} \Delta_{\alpha} Q_{r \times n} = [f_{ij}^{\alpha}]_{m \times n}$, donde $f_{ij}^{\alpha} = \bigwedge_{k=1}^r \alpha(p_{ik}, q_{kj})$ β mín Operación: $p_{m \times r} \Delta_{\beta} Q_{r \times n} = [f_{ij}^{\beta}]_{m \times n}$, donde $f_{ij}^{\beta} = \bigwedge_{k=1}^r \beta(p_{ik}, q_{kj})$
--

Tabla 2 Operaciones matriciales Alfa-beta.

Siempre que un vector columna de dimensión m es operado con un vector fila de dimensión n , ambas operaciones ∇_{α} y Δ_{α} , son representadas por \oplus ; consecuentemente, la siguiente expresión es válida:

$$y \nabla_{\alpha} x^t = y \oplus x^t = y \Delta_{\alpha} x^t \quad (1)$$

Si se considera el conjunto fundamental de patrones $\{(x^{\mu}, y^{\mu}) \mid \mu = 1, 2, \dots, p\}$ entonces la ij -ésima entrada de la matriz $y^{\mu} \oplus (x^{\mu})^t$ es expresada como:

$$[y^{\mu} \oplus (x^{\mu})^t]_{ij} = \alpha(y_i^{\mu}, x_j^{\mu}) \quad (2)$$

Fase de aprendizaje

Encontrar los operadores adecuados y una manera de generar la matriz M , esta guardará las p asociaciones del conjunto fundamental $\{(x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots, (x^p, y^p)\}$, donde $x^{\mu} \in A^n$ y $y^{\mu} \in A^m \forall \mu \in \{1, 2, \dots, p\}$.

Paso 1. Para cada asociación de patrones fundamentales $\{(x^{\mu}, y^{\mu}) \mid \mu = 1, 2, \dots, p\}$, generar p matrices de acuerdo a la siguiente regla:

$$[y^{\mu} \oplus (x^{\mu})^t]_{m \times n} \quad (3)$$

Paso 2. Para obtener la Memoria Alfa-Beta tipo MAX , aplicar el operador tipo $MAX(\vee)$ de acuerdo a la siguiente regla:

$$M = \bigvee_{\mu=1}^p [y^{\mu} \oplus (x^{\mu})^t] \quad (4)$$

Paso 3. Para obtener una Memoria Alfa-Beta tipo min aplicar el operador binario min (\wedge) de acuerdo a la siguiente regla:

$$W = \bigwedge_{\mu=1}^p [y^{\mu} \oplus (x^{\mu})^t] \quad (5)$$

En consecuencia, la ij -ésima entrada de la Memoria Alfa-Beta de tipo MAX está dada por la siguiente expresión:

$$v_{ij} = \bigvee_{\mu=1}^p \alpha(y_i^{\mu}, x_j^{\mu}) \quad (6)$$

Análogamente, la ij -ésima entrada de la Memoria Alfa-Beta de tipo min está dada por la siguiente expresión:

$$\psi_{ij} = \bigwedge_{\mu=1}^p \alpha(y_i^{\mu}, x_j^{\mu}) \quad (7)$$

Fase de recuperación

La fase de recuperación encuentra los operadores adecuados y las condiciones suficientes para obtener un patrón fundamental de salida y^{μ} cuando una memoria M o una memoria W es operada con un patrón fundamental de entrada x^{μ} .

Un patrón x^{ω} , con $\omega \in \{1, 2, \dots, p\}$, es presentado a la Memoria Asociativa Alfa-Beta, entonces, x^{ω} es recuperado de acuerdo a una de las siguientes reglas.

Memoria Asociativa Alfa-Beta de tipo MAX :

$$M \Delta_{\beta} x^{\omega} = \bigwedge_{j=1}^n \beta(v_{ij}, x_j^{\omega}) = \bigwedge_{j=1}^n \{[\bigvee_{\mu=1}^p \alpha(y_i^{\mu}, x_j^{\mu})], x_j^{\omega}\}$$

Memoria Asociativa Alfa-Beta de tipo min :

$$WV_{\beta} x^{\omega} = \bigvee_{j=1}^n \beta(\psi_{ij}, x_j^{\omega}) = \bigvee_{j=1}^n \{ [\bigwedge_{\mu=1}^p \alpha(y_i^{\mu}, x_j^{\mu})], x_j^{\omega} \}$$

Sin importar el tipo de Memoria Asociativa Alfa-Beta usado en la fase de recuperación, se obtiene un vector columna de dimensión n .

Conjunto de variables ambientales

Los valores de las variables ambientales fueron coleccionadas realizando una bitácora con base en muestreos y recolectando cada 10 segundos los valores de los sensores y en promedio cada minuto almacenados en registros. La experimentación básica consistió en recolectar del microinvernadero datos por 24 hrs., con una constante de los sensores y actuadores. La base de datos generada contiene aproximadamente 3320 instancias, a estos datos se le denomina *conjunto fundamental*. El conjunto fundamental contiene la siguiente estructura: {*temperatura, luminusidad, humedad, CO₂*}, donde los primeros tres aspectos son los principales atributos a analizar y la concentración de CO₂ la mejor opción por elegir.

Implementación

Se uso las memorias asociativas Alfa-Beta tipo *min*, autosociativas, estas memorias fueron combinadas con el código Johnson-Möbius (C. Yáñez, E.M.F. et al., 2006). Esto debido a que las memorias asociativas Alfa-Beta clasifican patrones de entrada con ruido aditivo o sustractivo, pero presentan desventajas con ruido combinado, por lo que se incluyo la codificación de Johnson-Möbius, en las memorias asociativas Alfa-Beta para clasificar patrones con ruido combinado. La propiedad importante de esta codificación es porque el valor codificado en Johnson-Möbius, preserva el ruido aditivo o sustractivo pero no mixto.

Para generar el código Johnson-Möbius de un número de cero a $(n-1)$, se requieren $\frac{n}{2}$ bits. Si modificamos el código Johnson-Möbius para solo usar los códigos entre cero y $\frac{n}{2}$, donde $\frac{n}{2}$ es el número máximo representado (denotado como n_{max}) e invertimos el orden de los bits de la forma siguiente. El bit más significativo se convierte en el bit menos significativo, y viceversa. Por lo tanto, para representar un número que va de cero a n_{max} , se necesitan n_{max} bits.

El algoritmo para generar un número codificado en Johnson-Möbius es:

1. seleccionar el mayor de los valores dados.
2. escribir el número como una concatenación de bits con el valor 1.
3. completar con bits de valor 0 de izquierda a derecha hasta alcanzar la longitud n .

Ejemplo:

Valores 3, 5, 10, 6, 13

1.- Se selecciona el mayor de los valores dados, en este caso es 13, $n=13$.

2.- escribir el número como una concatenación de bits con el valor 1

3:	111
5:	11111
10:	1111111111
6:	11111
13:	1111111111111

Tabla 3 Concatenacion de bits.

3.- Completar con bits de valor 0 de izquierda a derecha hasta alcanzar la longitud n .

3: 0000000000111
5: 0000000011111
10: 0001111111111
6: 0000000111111
13: 1111111111111

Tabla 4 Concatenacion de bits complementados.

Debido a características del desarrollo se diseñaron dos Memorias Asociativas Alfa-Beta tipo *min* autoasociativas, una *estricta* y otra *flexible*, estas dos memorias proporcionan un mejor rango de soluciones, las dos memorias fueron entrenadas usando el mismo conjunto fundamental. La memoria de tipo *estricta*, utiliza el conjunto fundamental completo de características en la fase de aprendizaje-recuperacion. La memoria de tipo *flexible*, utiliza un conjunto reducido de características en la fase de aprendizaje-recuperacion. El uso de la memoria asociativa Alfa-Beta tipo *min estricta* se obtiene un excelente resultado, si el patrón objetivo, es un patrón del conjunto fundamental, sin embargo si el patrón seleccionado no pertenece al conjunto fundamental se utiliza la memoria asociativa Alfa-Beta tipo *min flexible*.

La memoria asociativa flexible se realizó utilizando la técnica de selección de características que nos ofrece las memorias Alfa-Beta, con esto seleccionamos las características principales, que son CO₂ y humedad.

Después de codificar el patrón de entrada con el código de Johnson-Möbius se utiliza la memoria asociativa Alfa-Beta tipo *min estricta* para buscar un buen resultado, si se encuentra, se muestra la información de la variable correcta, si no, el patrón de entrada va a la Memoria Asociativa Alfa-Beta tipo *min flexible* donde se busca un mejor resultado.

Ejemplo Sea $p = 5$, $n = 4$, $m = 4$. Dados los patrones fundamentales $\{(x^\mu, y^\mu) \mid \mu = 1, 2, \dots, p\}$, se obtiene una memoria asociativa Alfa-Beta.

Las asociaciones fundamentales serán escritas como: $\{(x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots, (x^5, y^5)\}$.

$$x^1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad x^2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad x^3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$y^1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad y^2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad y^3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$x^4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad x^5 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$y^4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad y^5 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

(8)

Fase de aprendizaje. Obtenemos las matrices correspondientes M_1, M_2, \dots, M_5 , de acuerdo al paso 1, indicado en el proceso de aprendizaje.

$$y^1 \otimes (x^1)^t = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \otimes [1 \ 1 \ 0 \ 1] = \begin{bmatrix} 1 \ 1 \ 2 \ 1 \\ 1 \ 1 \ 2 \ 1 \\ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \\ 1 \ 1 \ 2 \ 1 \end{bmatrix}$$

$$y^2 \otimes (x^2)^t = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \otimes [1 \ 0 \ 0 \ 1] = \begin{bmatrix} 1 \ 2 \ 2 \ 1 \\ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \\ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \\ 1 \ 2 \ 2 \ 1 \end{bmatrix}$$

$$y^5 \otimes (x^5)^t = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \otimes [1 \ 0 \ 1 \ 1] = \begin{bmatrix} 1 \ 2 \ 1 \ 1 \\ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \\ 1 \ 2 \ 1 \ 1 \\ 1 \ 2 \ 1 \ 1 \end{bmatrix}$$

(9)

De acuerdo al paso 2, se obtiene la memoria asociativa Alfa-Beta de tipo *MAX* representada por *M*. Análogamente de acuerdo al paso 3, se obtiene la memoria asociativa Alfa-Beta de tipo *min* representada por *W*.

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 1 \end{bmatrix} ; W = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Fase de recuperación. Se obtiene el correspondiente patrón de salida, realizando las operaciones $M \Delta_{\beta x^\mu}$, $\forall \mu \in \{1,2,\dots,p\}$, para fines practicas, se muestra solo la fase de recuperación de las memorias Alfa-Beta tipo *MAX*.

$$M \Delta_{\beta x^1} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 1 \end{bmatrix} \Delta_{\beta} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = y^1$$

$$M \Delta_{\beta x^2} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 1 \end{bmatrix} \Delta_{\beta} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = y^2$$

$$M \Delta_{\beta x^3} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 1 \end{bmatrix} \Delta_{\beta} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = y^3$$

$$M \Delta_{\beta x^4} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 1 \end{bmatrix} \Delta_{\beta} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = y^4$$

$$M \Delta_{\beta x^5} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 1 \end{bmatrix} \Delta_{\beta} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = y^5$$

Se puede verificar que la fase de recuperación de la memoria Alfa-Beta de tipo *MAX* puede recuperar perfectamente y por completo el conjunto fundamental de patrones.

Resultados

Se utilizó el conjunto fundamental de registros de muestreos obtenidos de los sensores de las variables ambientales. La condición para la experimentación fue enseñar a las memorias asociativas con un conjunto de patrones y observar el porcentaje de recuperación de los patrones. En la Tabla 5 se muestra un ejemplo de los valores medidos y recuperados para las variables ambientales.

Tiempo	Tm	Tr	Lm	Lr	RHm	RHr	CO ₂ m	CO ₂ r
01:00	19.2	19.2	15.3	15.3	86.3	86.3	446	446
02:00	19.3	19.3	15.1	15.1	79.8	79.8	477	477
03:00	19.6	19.6	14.2	14.2	81.0	81.0	475	475
04:00	19.0	19.0	14.1	14.1	80.4	80.4	464	464
05:00	19.5	19.5	13.4	13.4	76.1	76.1	422	422
06:00	19.8	19.8	13.6	13.6	78.1	78.1	459	459
07:00	19.7	19.7	12.4	12.4	83.7	83.7	416	416
08:00	20.8	20.8	12.3	12.3	85.3	85.3	447	447
...

Tabla 5 Ejemplo de valores medidos y recuperados para las variables (temperatura, luminosidad, humedad, CO₂)

Los resultados obtenidos en el uso de las memorias asociativas Alfa-beta se compararon con algoritmos de *open source* bajo licencia GNU, en la plataforma WEKA (M. Hall, et. al., 2009) utilizando el mismo conjunto fundamental, en la Tabla 6 se observan los porcentajes obtenidos.

Algoritmo	Instancias clasificadas correctamente	Porcentaje
Bayes Net	2361	71.12 %
Random Forest	2388	71.93 %
J48	2316	69.76 %
REPTree	2163	65.16 %
SimpleCart	2063	62.15 %
RandomSubSpace	2163	65.18 %
Baggin	2332	70.25 %
IB1	2429	73.18 %
Memorias Asociativas Alfa-Beta	3320	100.00 %

Tabla 6 Resultados de eficiencia de recuperación en la plataforma WEKA.

Conclusiones

Los beneficios que sustentan proyectos derivados del área de infraestructura verde se ven reflejados en los residentes urbanos, en este trabajo se desarrolló un microinvernadero con el propósito de aportar beneficios para la mejora de la calidad de vida de los usuarios y la obtención sustentable de alimento saludable. Se construye el micro invernadero y se establece un sistema automático de control de las variables ambientales para una producción óptima de vegetales. Se hace uso de las memorias asociativas Alfa-beta para el aprendizaje y la recuperación correcta de variables ambientales, con el propósito de recomendar el uso correcto de CO₂ en el suministro al micro invernadero. Se observa que el uso de las memorias asociativas se pueden recuperar el conjunto fundamental de datos de manera correcta, así como un buen desempeño en la recomendación y predicción de valores.

Referencias

- A. Rodríguez et al., "The management of scientific and technical knowledge at the university: a case and a project", **Cuadernos de gestión**, Vol. 1, No. 1, 2001, pp. 13-30
- Acevedo-Mosqueda, M. E., Yáñez Márquez, C., & López-Yáñez, I.: Alpha-Beta bidirectional associative memories: theory and applications. *Neural Processing Letters*, 26 (2007)
- Acevedo-Mosqueda, M. E., Yáñez-Márquez, C., & López-Yáñez, I.: A New Model of BAM: Alpha-Beta Bidirectional Associative Memories. *Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, 4263, 286-295 (2006)
- Ahern, J. (2007). "Green infrastructure for cities: The spatial dimension." *Cities of the future: Towards integrated sustainable water and landscape management*, V. Novotny, and P. Brown, eds., IWA Publishing, London, 267-283.
- Anderson, J.A.: A simple neural network generating an interactive memory. *Math Biosci* 14:197-220 (1972)
- Barthel, S., Parker, J., and Ernstson, H. (2013). "Food and green space in cities: A resilience lens on gardens and urban environmental movements." *Urban Stud.*, 1-18.
- Bernat, J.C., Andrés, V.J., Martínez, R.J. 1987. *Invernaderos. Construcción, manejo, rentabilidad*. Edit. Aedos. Barcelona, España. 189 p.
- C. Yáñez, E.M.F. Riverón, I. López-Yáñez, R. Flores-Carapia: A novel approach to automatic color matching. In: *CIARP*, pp. 529-538 (2006)
- C. Yáñez (2002). *Memorias Asociativas basadas en Relaciones de Orden y Operadores Binarios*, Tesis Doctoral, Centro de Investigación en Computación, Ciudad de México.
- C. Clemenza et al., "University Research as a Path to Strengthening the University-

Productive Sector Relationship: The University of Zulia Case”. **Revista Multiciencias**, Vol. 4, No 2, 2004, pp. 104-112

Dimitrios Moshou, Els Vrindts, Bart De Ketelaere, Josse De Baerdemaeker, Herman Ramon: A neural network based plant classifier, *Computers and electronics in agriculture*, 31, 5-16 (2001)

Espinoza R., P. Resh M., H. Sánchez del C. F. y E. Escalante R. 1985. Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, México. Ediciones Mundi-Prensa. Madrid, España. 1989. Estudio valorativo del establecimiento de huertos familiares en hidroponía bajo invernadero.

Guzmán Díaz, Guillermo A. Hidroponía en casa: una actividad familiar / Guillermo A. Guzmán Díaz.- San José, C. R.: MAG, 2004

Haase, D., and Nuissl, H. (2007). “Does urban sprawl drive changes in the water balance and policy? The case of Leipzig (Germany) 1870–2003.” *Landscape Urban Plann.*, 80(1–2), 1–13. Hopfeld, J.J.: Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. In: *Proc Nat AcadSci* 79:2554-2558 (1982)

Hashimoto Y. : Applications of artificial neural networks and genetic algorithms to agricultural systems. *Computers and electronics in agriculture*, 18, 71-72 (1997)

Juan Ignacio Arribas, Gonzalo V. Sánchez-Ferrero, Gonzalo Ruiz-Ruiz, Jaime Gómez-Gil: Leaf classification in sunflower crops by computer vision and neural networks, 78, 9-18 (2011)

Kohonen, T.: Correlation Matrix Memories. *IEEE Transactions on Computers*, 21, 353-359 (1972)

López, C. I. L.; Rojano, A. A.; Ojeda, B. W. y Salazar, M. R. 2007. Modelos ARX para predecir la temperatura del aire de un invernadero: una metodología. *Agrociencia*. 41: 181-192.

López, C. I. L. y Hernández, L. L. 2010. Modelos Neurodifusos para temperatura y humedad del aire en invernaderos tipo cenital y capilla en el centro de México. *Agrociencia*. 44: 791-805.

Matsuoka, R. H., and Kaplan, R. (2008). “People needs in the urban landscape: Analysis of landscape and urban planning contributions.” *Landscape Urban Plann.*, 84(1), 7–19.

Mell, I. C. (2008). “Green infrastructure: Concepts and planning.” *FORUM: Int. J. Postgraduate Stud. Archit. Plann. Landscape*, 8(1), 69–80.

Salazar, M. R.; López, C. I. L. and Rojano, A. A. 2008. A neural network model to control greenhouse environment. Sixth Mexican International Conference on Artificial Intelligence. Special Session. 311-318 pp.

Steinbuch, K.: Die Lernmatrix. *Kybernetik* 1(1):36-45 (1961)

Tzoulas, K., et al. (2007). “Promoting ecosystem and human health in urban areas using green infrastructure: A literature review.” *Landscape Urban Plann.*, 81(3), 167–178.

UICN, WWF, PNUMA 1990 Sustentabilidad: una estrategia para el cuidado del planeta.

United Nations. (2012). “World urbanization prospects: The 2011 revision.” Dept. of Economic and Social Affairs, New York.