

Tipo de artículo : Artículo original
Temática : Inteligencia Artificial
Recibido : 19/03/2019 | Aceptado: 28/06/2019

Modelo de crecimiento y desarrollo de hortalizas en casas de cultivo mediante mapas cognitivos difusos

Model of growth and development of vegetables in greenhouses by fuzzy cognitive maps

Alexandra Madruga Peláez ^{1*}, Yelenys Alvarado Capó ¹, Richar Sosa López ², Iván Santana Ching ², Juan Rolando Mesa Rodríguez³

¹Instituto de Biotecnología de las Plantas, Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas, Carretera a Camajuaní km 5.5, Santa Clara, Villa Clara, Cuba. CP: 54830.

²Instituto de Biotecnología de las Plantas, Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas, Carretera a Camajuaní km 5.5, Santa Clara, Villa Clara, Cuba. CP: 54830.

³Empresa de cultivos varios "VALLE DEL YABÚ": UEB Cultivos protegidos y semiprotegidos, Santa Clara, Villa Clara, Cuba.

* Autor para correspondencia: alexandra@ibp.co.cu

Resumen

En la actualidad, la agricultura cubana necesita de la búsqueda de nuevas vías tecnológicas para la optimización de los recursos y el aumento de las producciones. El modelado en la agricultura presenta gran complejidad debido a su naturaleza estocástica. Esto se puede revertir, con una de las técnicas más modernas de inteligencia artificial, los mapas cognitivos difusos, que han sido utilizados en gran cantidad de aplicaciones en el modelado de complejos escenarios reales. Las casas de cultivo en Cuba necesitan de modelos que permitan el desarrollo de una agricultura provechosa y sostenible en el tiempo. Este trabajo se propone establecer un modelo utilizando los mapas cognitivos difusos en el crecimiento y desarrollo de hortalizas en cultivo protegido, a través del criterio de expertos por el método Delphi. Como resultado, se obtuvieron 14 variables involucradas en el crecimiento y desarrollo de hortalizas, donde el número de frutos y el rendimiento poseen el mayor grado de relevancia para el modelado. La metodología utilizada demuestra que es posible el modelado, a través de dicha herramienta, para el crecimiento y desarrollo de hortalizas en cultivo protegido.

Palabras clave: agricultura de precisión, modelado, criterio de expertos.

Abstract

Currently, Cuban agriculture needs to search for new technological ways to optimize resources and increase production. Modeling in agriculture presents great complexity due to its stochastic nature. This can be reversed, with

one of the most modern techniques of artificial intelligence, fuzzy cognitive maps, which have been used in a large number of applications in the modeling of complex real scenarios. The greenhouses in Cuba lack models that allow the development of a profitable and sustainable agriculture in time. The objective of this work is to establish a model using fuzzy cognitive maps in the growth and development of vegetables in greenhouses, through expert's judgment by the Delphi method. As a result, we obtained 14 variables involved in the growth and development of vegetables, where the number of fruits and yield have the highest degree of relevance for modeling. The methodology used shows that modeling is possible, through said tool, for the growth and development of vegetables in greenhouses.

Keywords: *precision agriculture, modeling, expert's judgment.*

Introducción

En la agricultura, no es posible utilizar métodos deterministas, ni controlar todas las variables climáticas, ecológicas y económicas, por ello es necesario, recurrir a la rama más moderna de la informática que es la Inteligencia Artificial (IA) (Berbel, 1989). Dentro de los modelos conexionistas de la inteligencia artificial se encuentran los mapas cognitivos difusos (FCM) que fueron propuestos por (Kosko *et al.*, 1986) como un método de representación del conocimiento basado en gráficos que describe un conjunto de conceptos en un dominio de interés que están conectados por relaciones de causa y efecto entre ellos (Felix *et al.*, 2017).

En las últimas décadas se han incrementado las investigaciones relacionadas con la teoría de los FCM en muchas esferas tales como ingeniería, negocios y gestión, medio ambiente, medicina y telecomunicaciones. Los FCM son capaces de manejar situaciones que incluyen descripciones inciertas con procedimientos similares, al razonamiento humano. Eso es un enfoque desafiante para la toma de decisiones, especialmente en entornos de procesamiento complejos, como es el caso de la agricultura.

Debido a lo anterior, dicho entorno no cuenta con muchas aplicaciones en este campo, (Papageorgiou *et al.*, 2010) investiga el rendimiento y sus variaciones en el complejo proceso de gestión del cultivo del algodón, donde influyen aspectos como el suelo, el propio cultivo y determinados factores climáticos, todo ello usando los FCM para modelar y representar el conocimiento de los expertos. Luego, (Papageorgiou *et al.*, 2011) utilizan los FCM para la predicción del rendimiento de ese cultivo, en el cual los algoritmos de aprendizaje automático comparativos proponen decisiones que coinciden con los datos medidos.

Otros ejemplos utilizando una metodología lo constituye, (Papageorgiou *et al.*, 2012) donde los FCM se diseñaron y desarrollaron para representar el conocimiento de los expertos en predicción del rendimiento del cultivo de la manzana utilizando un algoritmo de aprendizaje Hebbian no lineal. El cual, mostró superioridad en la predicción, comparado con la herramienta FCM convencional y los algoritmos de aprendizaje automático de referencia. También se ha utilizado una metodología mejorada del FCM para el modelado del nivel de producción de coco (Jayashree *et al.*, 2015) y la caña de azúcar (Natarajan *et al.*, 2016). En (Mourhir *et al.*, 2017) se propuso una variante del FCM basado en reglas dinámicas para simulaciones en la identificación de los efectos del aumento o disminución de los fertilizantes, donde los resultados revelaron que la disminución a la mitad de tres nutrientes en el fertilizante no reduce el rendimiento en más del 10%.

En Cuba, el interior de las casas de cultivo presenta un nivel de automatización bajo, de allí, que la mayoría de los procesos agrícolas se realizan gracias a la experiencia de sus trabajadores. Por ello, se han desarrollado programas de inversiones para la fabricación y adquisición de equipamientos modernos que integran las nuevas tecnologías de automatización, control y comunicaciones, con el objetivo de desarrollar una agricultura sostenible y productiva (Espinosa, 2017).

Los FCM están contruidos principalmente por el conocimiento de expertos a través del dibujo del gráfico. La consulta a expertos constituye un método de alto nivel científico que permite el desarrollo de un criterio grupal, a partir de aproximaciones cualitativas procedentes de la experticia y el conocimiento. En este sentido, se destaca el método Delphi como técnica de investigación que ha ganado gran popularidad en las investigaciones cubanas de las ciencias agrícolas, donde se emplean el método Delphi para la validación de indicadores, variables, modelos de gestión, procedimientos, propuestas metodológicas y estrategias en el sector agropecuario (González *et al.*, 2018). De allí, que este trabajo tenga como objetivo la determinación de un modelo utilizando FCM en el crecimiento y desarrollo de hortalizas en cultivo protegido, a través del criterio de expertos por el método Delphi.

Materiales y métodos

En esta sección se revisan los principales aspectos de los mapas cognitivos difusos y de la metodología de criterio de expertos para el modelado del crecimiento y desarrollo de hortalizas.

Mapas cognitivos difusos

Desde la perspectiva estructural, un FCM es un dígrafo cognitivo que describe el comportamiento de un sistema físico en términos de nodos y aristas que los conectan. Los conceptos (es decir, los nodos del gráfico) se pueden entender como conjuntos difusos que describen las variables, objetos o entidades del sistema bajo investigación. Las aristas indicadas y equilibradas del gráfico representan las relaciones causales entre los conceptos. Al caracterizar la interacción entre conjuntos difusos en varias iteraciones, los FCM pueden representar escenarios difusos y complejos (Felix *et al.*, 2017).

Los FCM representan una herramienta para el modelado y predicción de sistemas complejos (Kosko *et al.*, 1986) ya que, conocidas las condiciones iniciales del sistema, y los valores de las entradas, se puede predecir su comportamiento a lo largo del tiempo. Están compuesto de cuatro elementos: un vector $C = \{C_1, C_2, C_3 \dots C_N\}$ que representa el conjunto de conceptos del sistema, un vector $A = \{A_1, A_2, A_3 \dots A_N\}$ que contiene los valores de activación de los conceptos. Los valores A_i de cada concepto pertenecen al conjunto $[0, 1]$. También una matriz cuadrada W de tamaño $N \times N$, que almacena los valores de causalidad de un concepto sobre otro, donde cada elemento W_{ij} representa la influencia que tiene la presencia del concepto C_i en el sistema sobre el hecho de que se presente el concepto C_j . Cada valor de esta matriz se encuentra dentro del rango $[-1; 1]$. En los FCM existen tres posibles tipos de relaciones causales entre conceptos (Leyva-Vasquez *et al.*, 2014):

- Causalidad positiva ($W_{ij} > 0$): Indica una causalidad positiva entre los conceptos C_i y C_j , es decir, el incremento (disminución) en el valor de C_i lleva al incremento (disminución) en el valor de C_j .
- Causalidad negativa ($W_{ij} < 0$): Indica una causalidad negativa entre los conceptos C_i y C_j , es decir, el incremento (disminución) en el valor de C_i lleva al disminución (incremento) en el valor de C_j .
- No existencia de relaciones ($W_{ij} = 0$): Indica la no existencia de relación causal entre los conceptos C_i y C_j .

Además de una función f , que mantiene acotada la activación de cada concepto dentro del rango $[0, 1]$. La figura 1 muestra el FCM y la matriz de peso de un ejemplo sobre la utilización de los insecticidas en el rendimiento de un cultivo (Mourhir *et al.*, 2017).

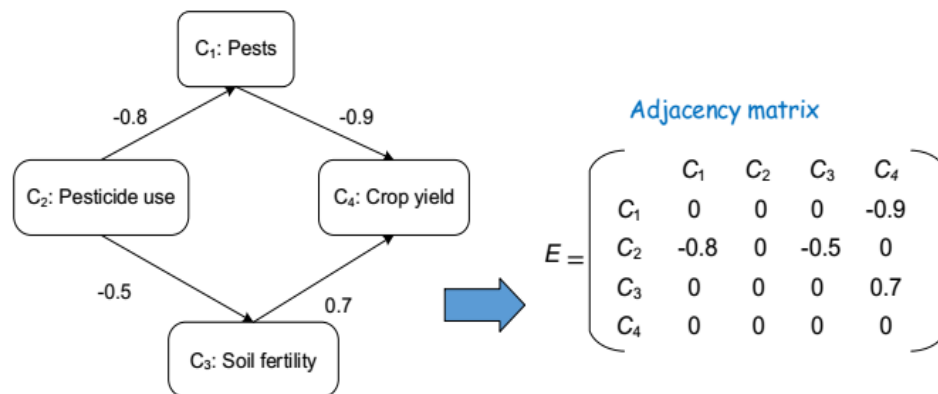


Figura 1: Ejemplo de mapa cognitivo difuso (Mourhir et al., 2017).

Una vez establecidos los cuatro elementos, el mapa es capaz de simular en el tiempo el sistema dado. Para esto se debe inicializar el vector A con los valores iniciales de activación de los conceptos. La regla de activación de (Kosko *et al.*, 1986) se repite iterativamente hasta que se cumple una condición de detención. Observe en la ecuación 1, que un FCM produce un vector de estado en cada paso de tiempo discreto que comprende el grado de activación de todos los conceptos.

$$A_j^{t+1} = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ij} \cdot A_i^t\right), i \neq j \quad (1)$$

En la metodología del modelado con FCM, al inicio, los ingenieros del conocimiento (expertos) identifican los conceptos clave y sus condiciones iniciales dentro del caso de estudio específico. Después, identifican las relaciones causales entre estos conceptos y, en tercer lugar, estiman las relaciones causales. Así, el FCM reúne no solo los elementos y sus relaciones sino también las fortalezas de las interconexiones correspondientes (Stylios y Groumpas, 2004).

Selección de expertos

La selección de los expertos se determina por un coeficiente $k = \frac{1}{2} (kc + ka)$, donde kc representa una medida del nivel de conocimientos sobre el tema investigado y ka una medida de las fuentes de argumentación. El cálculo de kc requiere de la autoevaluación del candidato en una escala de 0 a 10, donde el valor seleccionado se divide por 10 para lograr cierta normalización. Respecto al cálculo de ka , también es necesario que el encuestado se autoevalúe, pero atendiendo a seis posibles fuentes de argumentación en una escala tipo Likert. Para ello, debe completar marcando

con x en cada fila de la Tabla 1, donde los números constituyen los pesos asignados a cada fuente y aparecen ocultos en el instrumento. Con los valores de la tabla patrón para cada una de las celdas marcadas por el experto, se calcula ka que no es más que el número de puntos obtenidos en total (Zambrano *et al.*, 2015).

El número de expertos a utilizar en un caso de estudio no se encuentra determinado (Williams & Webb, 1994). No obstante, existen en la literatura algunas propuestas, entre las que se puede señalar a (Martínez *et al.*, 2018), que utiliza 9 candidatos; mientras que (Zambrano *et al.*, 2015) aplica la metodología a 25. Aunque también se puede obtener una cantidad estimada a través de la ecuación 2 según (Sarache-Castro *et al.*, 2015):

$$n = \frac{P(1-P)K}{i^2} \quad (2)$$

Donde:

n : número de expertos

i : nivel de precisión deseado (± 10)

P : porcentaje de error tolerado

K : constante calculada a partir del nivel de confianza

Tabla 1. Escala tipo Linkert para el grado de influencia de las fuentes de argumentación

Fuentes de argumentación	Alto(A)	Medio(M)	Bajo(B)
1. Análisis de las investigaciones teóricas y/o experimentales relacionadas con el crecimiento y desarrollo del tomate en el cultivo protegido	0.3	0.2	0.1
2.Experiencia obtenida en la actividad profesional	0.5	0.4	0.2
3.Análisis de la literatura especializada y publicaciones de autores nacionales	0.05	0.05	0.05
4.Análisis de la literatura especializada y publicaciones de autores extranjeros	0.05	0.05	0.05
5.Conocimiento del estado actual de la problemática en el país y en el extranjero	0.05	0.05	0.05
6.Intuición	0.05	0.05	0.05

Criterio de expertos

Dentro de los métodos de consulta de experto, se elige la metodología Delphi por ser la más completa y compleja, motivo por el cual su aplicación requiere más tiempo para obtener los resultados de la evaluación de los expertos. Su esencia está dada por la organización de un dialogo anónimo entre expertos consultados individualmente. Dicha

consulta se lleva a cabo mediante cuestionarios, con vistas a obtener un consenso general o, al menos, los motivos de una cierta discrepancia (González-Muñoz *et al.*, 2018).

La metodología de criterio de expertos se utiliza para obtener las principales variables de las condiciones del suelo, climáticas y fenológicas involucradas en el crecimiento y desarrollo de hortalizas en cultivo protegido. El primer grupo de encuestas proponen, a través de una escala de relevancia, determinar los conceptos involucrados en el crecimiento y desarrollo de las hortalizas en casas de cultivo. Los especialistas seleccionados valoraron cada pregunta de la encuesta según las categorías: extremadamente relevante (ER), muy relevante (MR), relevante (R), poco relevante (PR) y no relevante (NR).

Las respuestas del cuestionario serán procesadas estadísticamente en el *software* IBM SPSS Statistics 23 a través de la prueba de W de Kendall y las tablas de frecuencia. La prueba de W de Kendall se utiliza para conocer el grado de asociación entre k conjuntos de rangos (Siegel Castellan, 1995), un valor alto de la w puede interpretarse como un reflejo de que los k expertos están aplicando los mismos estándares al asignar rangos a los ítems. La tabla de frecuencia representa el porcentaje de expertos que optó por uno de los cinco grados de relevancia.

El segundo grupo de encuestas, posee como objetivo determinar las relaciones causales entre los conceptos determinados en las primeras encuestas. Cada experto debe valorar la correlación entre los conceptos mediante un conjunto de términos lingüísticos difusos S propuestos por (Pérez, 2014) que se exponen en la tabla 2, que visualiza el dominio de valores $(-1; 1)$, donde los valores positivos expresan la implicación directa y los valores negativos la implicación inversa (Mar *et al.*, 2015).

$$S_i = \{s_0, \dots, s_k\} \quad (3)$$

Tabla 2. Representación de los términos lingüísticos

Variable	Término lingüístico	Valor
S_0	Negativamente muy fuerte	-1
S_1	Negativamente fuerte	-0.75
S_2	Negativamente media	-0.5
S_3	Negativamente débil	-0.25
S_4	Cero	0
S_5	Positivamente débil	0.25

S ₆	Positivamente media	0.5
S ₇	Positivamente fuerte	0.75
S ₈	Positivamente muy fuerte	1

La agregación o fusión de distintos modelos es relativamente fácil en los FCM. Esta agregación de conocimiento posibilita un mejor modelo final, ya que no se encuentra sujeto únicamente a un único experto, facilitando su empleo en la toma de decisiones en grupo, ya que permite integrar conocimientos de diferentes expertos con modelos mentales diversos (Pérez-Teruel *et al.*, 2014). El proceso de agregación de las relaciones se establece a partir del establecimiento de una función promedio de las matrices que representan el conocimiento causal de los expertos, tal como se muestra en la ecuación:

$$VA_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ij}}{E} \quad (4)$$

Donde:

VA_{ij} : Representa el valor agregado

E : Cantidad de expertos que participan en el proceso

w_{ij} : Vector de correlación expresado por los expertos

Los valores agregados emitidos por los expertos agrupados mediante la matriz de adyacencia, conforman las relaciones con los pesos de los conceptos, a su vez se conforma el FCM (White & Mazlack, 2011).

Resultados y discusión

Se ilustra, a continuación, la aplicación de la metodología propuesta para la obtención del modelo de crecimiento y desarrollo de hortalizas, en el cual se determinan las variables y las relaciones causales entre ellas.

Selección de expertos

El instrumento se aplica a 17 candidatos entre ellos profesores de la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad Central "Marta Abreu" de las Villas con más de 10 años de experiencia en la docencia; además de ingenieros y obreros de la UEB de "Cultivos Varios del Valle del Yabú" con vasta experiencia en el manejo agronómico en casas de cultivo. Se establece como criterio de selección $k \leq 0.8$ pues según (Feria *et al.*, 2018)

representa un coeficiente de competencia del experto alto. De los resultados que se muestran, 9 expertos cumplieron con el criterio establecido (figura 2).

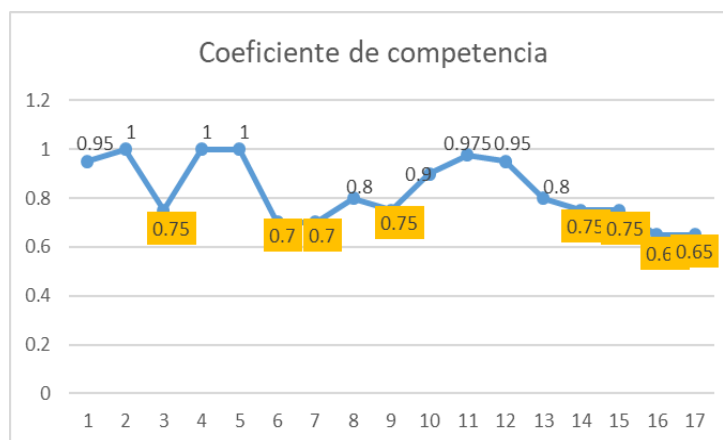


Figura 2: Coeficiente de competencia de los expertos

Criterio de expertos

En los resultados del primer grupo de cuestionarios, la prueba de W de Kendall destaca diferencias significativas entre los criterios de los expertos con un grado de coincidencia entre las respuestas de 0.259; que implica según la escala de (Landis & Koch, 1977) un acuerdo justo.

Se consideraron 19 variables de las cuales calificadas como extremadamente relevantes en la tabla de frecuencia por más del 50 % de los expertos son: humedad relativa (C1), temperatura (C2), iluminación (C3), humedad del suelo (C4), conductividad eléctrica (C5), pH (C6), número de flores y frutos (C10 y C11), masa fresca (C12), masa seca (C13), rendimiento (C14). Mientras que, altura de la planta (C7), número y longitud de los entrenudos (C8 y C9), aunque no cumplen la condición anterior, poseen los porcentajes dentro de los niveles de relevancia. Otro aspecto importante a destacar, dentro del análisis de las encuestas, se encuentra que el número de frutos y el rendimiento que son variables que los expertos señalan con un 100 % de extrema relevancia por ser fundamentales en un proceso productivo (Figura 3).

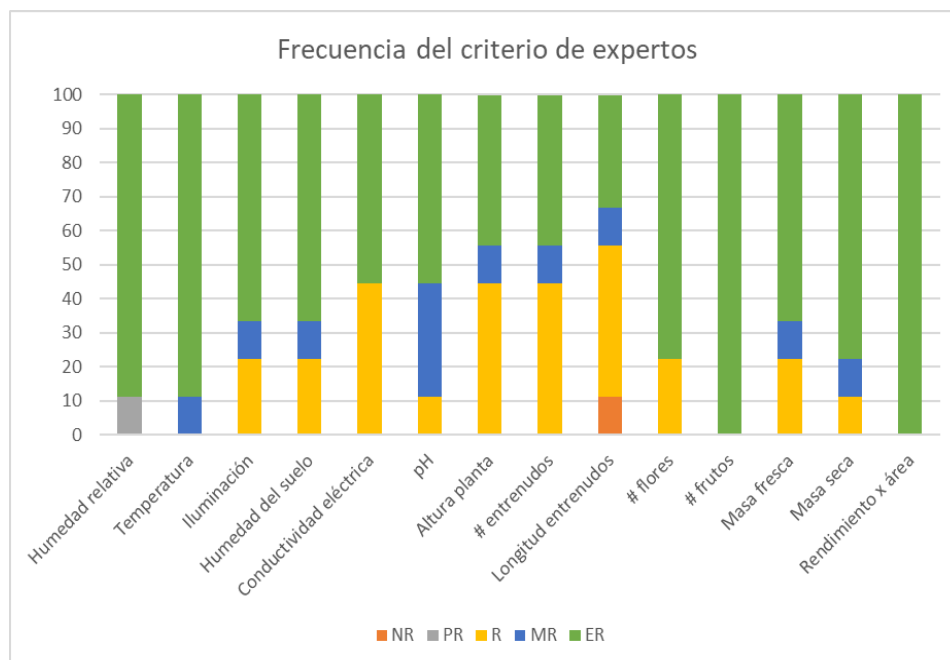


Figura 3: Frecuencia del criterio de expertos

Las relaciones causales entre las variables en el crecimiento y desarrollo de hortalizas en cultivo protegido se obtuvieron a partir de la agregación del criterio de los expertos según la ecuación 3. La tabla 3 muestra la matriz de adyacencia obtenida, en la cual los mayores pesos positivos lo constituyen la iluminación y humedad del suelo con la altura de la planta. Ya que, la calidad de la luz influye sobre el crecimiento vegetal y la estructura del tejido (Ilić *et al.*, 2017).

También se aprecia, una interrelación en ambos sentidos entre la humedad del suelo, número de flores y frutos, masa fresca y seca con rendimiento. Pues, el agua es el vehículo que permite la incorporación de nutrientes que define el crecimiento, desarrollo y rendimiento de las plantas (Handreck & Black, 2002).

El máximo peso negativo lo obtuvo la masa seca con la humedad del suelo; porque la insuficiencia de la humedad del suelo provoca una menor tasa de crecimiento, reduce la etapa de crecimiento y por ende la masa seca (De la Piedra *et al.*, 2016).

Tabla 3: Representación de los términos lingüísticos

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13	C14
C1	0	0.875	0.625	0.625	-0.625	0.25	0.375	0.25	0.375	0.625	0.625	0.375	0.375	0.625
C2	0	0	0.25	0.125	0.25	-0.5	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.75
C3	0.375	0.375	0	0.5	-0.125	0	1	0.625	0.625	0.625	0.625	0.625	0.625	0.625
C4	0.75	0.875	0.5	0	0.875	0	1	0.75	0.75	0.75	0.625	0.625	0.125	1
C5	0.375	0.375	-0.25	0.875	0	0.625	0.625	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75
C6	0	0	0	0.25	0.25	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.25
C7	0.75	0.75	0.875	0.875	0.625	0.5	0	0.625	0.625	0.625	0.625	0.625	0.625	0.75
C8	0.625	0.625	0.625	0.75	0.5	0	0.625	0	-0.125	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75
C9	0.75	0.375	0.625	0.75	0.5	0.5	0.625	-0.125	0	0.125	0.75	0.75	0.75	0.75
C10	0.75	0.25	0.625	0.75	0.5	0.5	-0.375	0.75	0.75	0	0.875	0.875	0.875	1
C11	0.75	0.25	0.625	0.625	0.5	-0.5	0.625	0.75	0.75	0.875	0	0.75	0.75	1
C12	0.5	0.25	0.625	0.625	-0.5	0.5	0.625	0.75	0.75	0.875	0.75	0	0.875	1
C13	0.5	0.25	0.625	-0.875	0.5	0.5	0.625	0.75	0.75	0.875	0.75	0.875	0	1
C14	0.875	0.875	0.875	1	0.75	0.875	0.75	0.75	0.75	1	1	1	1	0

En la figura 4 se expone, con la ayuda del FCM, el sentido de las relaciones causales entre los conceptos. Según los expertos no guardan relación; la temperatura con la humedad relativa; la iluminación, humedad del suelo y el número de entrenados con pH. Ni este último, guarda correspondencia con la humedad relativa, temperatura e iluminación.

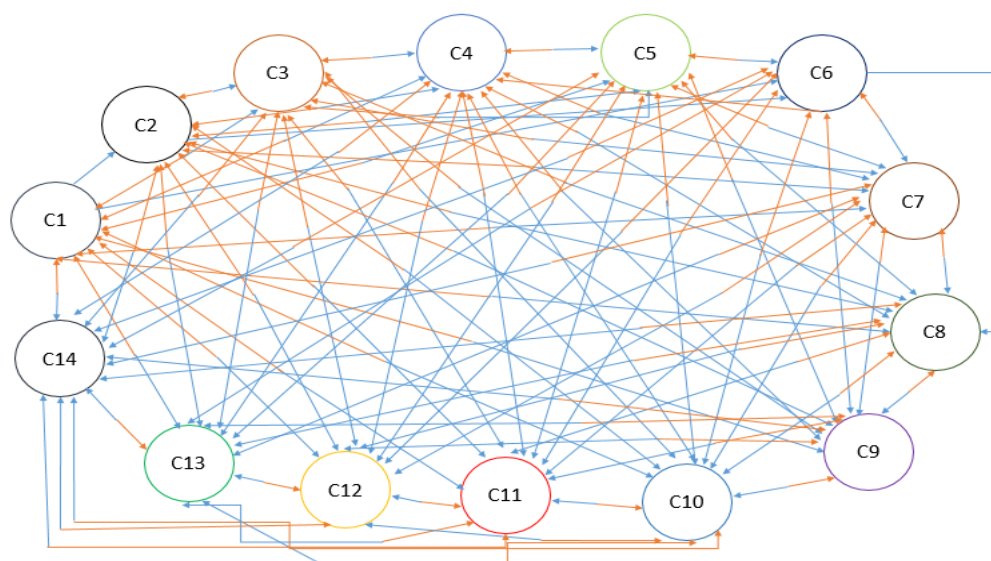


Figura 4: Representación del mapa cognitivo difuso

Conclusiones

De las variables analizadas se calificaron como extremadamente relevantes la humedad relativa, la temperatura, la iluminación, la humedad del suelo, la conductividad eléctrica, el pH, el número de flores y frutos, la masa fresca, la masa seca y el rendimiento. El número de frutos y el rendimiento fueron calificados por todos los expertos de extrema relevancia por ser fundamentales en el proceso productivo.

El modelo para el desarrollo y crecimiento de hortalizas obtenido permitió relacionar los diferentes conceptos sobre la base de la teoría de los FCM y el criterio de expertos. En tal sentido se corroboró que no tienen relación la temperatura con la humedad relativa; la iluminación, humedad del suelo y el número de entrenudos con el pH; y este último, con la humedad relativa, la temperatura y la iluminación.

La matriz de adyacencia obtenida mostró que los mayores pesos positivos lo constituyen la iluminación y humedad del suelo con la altura de la planta, ratificando que la calidad de la luz influye sobre el crecimiento vegetal y la estructura del tejido.

El modelo obtenido consolida el conocimiento de los expertos y permite replicar los resultados en lugares donde no existen especialistas. En investigaciones futuras se trabajará en los procesos de inferencia y aprendizaje para desarrollar sistemas avanzados de apoyo a la toma de decisiones.

Referencias

- BERBEL, J. La Inteligencia artificial en la agricultura: Perspectivas de los sistemas de expertos. Revista de Estudio Agro-Sociales. 1989, (149): p.62-77.
- DE LA PIEDRA, MARIO CULEBRO, ET AL. Modelo neurodifuso para el control de humedad del suelo en cultivo hidropónico para la planta de tomate. Revista Tecnología Digital Vol, 2016, 6 (1): p. 43-56.
- ESPINOSA, E. R. J., Parámetros de explotación y uniformidad de riego en la máquina de pivote central OTECH-IRRIMEC. Revista Ingeniería Agrícola, 2017, 1(1): pp. 7-12.
- FELIX, GERARDO, GONZALO NÁPOLES, RAFAEL FALCON, WOJCIECH FROELICH, KOEN VANHOOF AND RAFAEL BELLO. A review on methods and software for fuzzy cognitive maps. Artificial Intelligence Review. 2017: p. 1–31.

- FERIA, ULISES PACHECO; DORADO, ROSA MARINA CASTELLANOS; PÉREZ, MILAGROS MORALES. Evaluación prospectiva de la eficiencia económica de la producción de frijol en la provincia Santiago de Cuba. *TERRA: Revista de Desarrollo Local*, 2018,(4), p. 71-97.
- GONZÁLEZ VIERA, D., SOCORRO QUESADA, M., GÓMEZ RAVELO, I., DE LAS CUEVAS MILÁN, H. R., & FERNÁNDEZ DE CASTRO FABRÉ, A. Indicadores para la evaluación de impacto de la gestión tecnológica en el cultivo del arroz. *Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias*, 2018, 27(1): pp. 99-109.
- GONZÁLEZ-MUÑOZ, YUNIESKY, ET AL. Aplicaciones y tendencias futuras de la consulta de expertos en el sector de los alimentos: generalidades de la metodología Delphi. *Actualización en Nutrición*, 2018,19 (2):p. 55-68.
- HANDRECK, K.A. AND BLACK, N.D. *Growing Media for Ornamental Plants and Turf*. 2002. UNSW Press.
- ILIĆ, ZORAN S.; FALLIK, ELAZAR. Light quality manipulation improves vegetable quality at harvest and postharvest: A review. *Environmental and Experimental Botany*, 2017, 139 :p. 79-90.
- KOSKO, B. Fuzzy cognitive maps. *Int. J. Man-Mach. Stud*, 1986, 24: pp.65–75.
- LANDIS J. R., & KOCH G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 1977, 33(1), pp.159-174. Disponible en: <http://www.biometrics.tibs.org/>.
- LEYVA-VÁZQUEZ, MAIKEL; PÉREZ-TERUEL, KARINA; JOHN, ROBERT I. A model for enterprise architecture scenario analysis based on fuzzy cognitive maps and OWA operators. En 2014 International Conference on Electronics, Communications and Computers (CONIELECOMP). IEEE, 2014, p. 243-247.
- MAR CORNELIO, O., LEYVA VÁZQUEZ, M. Y., & SANTANA CHING, I. Modelo multicriterio multiexperto utilizando Mapa Cognitivo Difuso para la evaluación de competencias. *Ciencias de la Información*, 2015, 46(2).
- MARTÍNEZ, RICARDO ECHEVERRI, ET AL. Selección de una infraestructura de medición inteligente de energía usando una técnica de decisión multicriterio. *Scientia et Technica*, 2018, 23(2): p. 136-142.
- MOURHIR A., PAPAGEORGIOU E. I., KOKKINOS K., AND RACHIDI T., Exploring precision farming scenarios using fuzzy cognitive maps, *Sustainability*, 2017, 9: p. 1241.
- NATARAJAN R., SUBRAMANIAN J., AND PAPAGEORGIOU E.I., "Hybrid learning of fuzzy cognitive maps for sugarcane yield classification, *Computers and Electronics in Agriculture*. 2016, 127: p. 147-157.
- PAPAGEORGIOU, EI, AT MARKINOS AND TA GEMTOS. Soft computing technique of fuzzy cognitive maps to connect yield defining parameters with yield in cotton crop production in central greece as a basis for a decision support system for precision agriculture application. *Fuzzy Cognitive Maps 2010*: p. 325–362. Springer.

- PAPAGEORGIOU, ELPINIKI I, ATHANASIOS T MARKINOS AND THEOFANIS A GEMTOS. Fuzzy cognitive map based approach for predicting yield in cotton crop production as a basis for decision support system in precision agriculture application. 2011, 11(4): p. 3643–3657.
- PAPAGEORGIOU, EI.; KANNAPPAN, A. Fuzzy cognitive map ensemble learning paradigm to solve classification problems: application to autism identification. 2012, 12(12): p. 3798–3809.
- PÉREZ, K. Modelo de proceso de logro de consenso en mapas cognitivos difusos para la toma de decisiones en grupo, Tesis Doctoral, Universidad de las Ciencias Informáticas, La Habana, 2014.
- PÉREZ-TERUEL, K., LEYVA-VÁZQUEZ, M., ESPINILLA, M., & ESTRADA-SENTÍ, V. Computación con palabras en la toma de decisiones mediante mapas cognitivos difusos. Revista Cubana de Ciencias Informáticas, 2014, 8(2): p.19-34.
- SARACHE-CASTRO, WILLIAM ARIEL; COSTA-SALAS, YASEL JOSÉ; MARTÍNEZ-GIRALDO, JHULLY PAULIN. Environmental performance evaluation under a green supply chain approach. Dyna, 2015, 82(189): p. 207-215.
- SIEGEL, S. & CASTELLAN, N. J. Estadística no paramétrica aplicada a las ciencias de la conducta. México: Trillas, 1995.
- STYLIOS, C.D., GROUMPOS, P.P., Modeling complex systems using Fuzzy Cognitive Maps. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2004, 34: p. 155–162.
- JAYASHREE L., PALAKKAL N., PAPAGEORGIOU E. I., AND PAPAGEORGIOU K., "Application of fuzzy cognitive maps in precision agriculture: A case study on coconut yield management of southern India's Malabar region, Neural Computing and Applications, 2015, 26: p. 1963-1978.
- WHITE, E. AND MAZLACK, D., Discerning suicide notes causality using fuzzy cognitive maps. IEEE International Conference On, (FUZZ), F. S., Editor. 2011.
- WILLIAMS, P.L. Y WEBB, C., The Delphi technique: A methodological discussion. Journal of Advanced Nursing, 1994, 19: p. 180-186.
- ZAMBRANO, DIANA CORINA, ET AL. Análisis prospectivo de los bioinsumos agrícolas en Colombia: una consulta a expertos. Revista Colombiana de Biotecnología, 2015, 17(2): p. 103-117.