



NUEVAS REALIDADES PARA LA EDUCACIÓN EN INGENIERÍA:  
CURRÍCULO, TECNOLOGÍA, MEDIO AMBIENTE Y DESARROLLO

13 - 16  
DE SEPTIEMBRE

2022

CARTAGENA DE INDIAS,  
COLOMBIA



Encuentro Internacional de  
Educación en Ingeniería ACOFI

# Modelo de recomendación para alerta temprana del hongo *Botrytis Cinerea* en el cultivo de Mora de Castilla sin espinas (*Rubus Glaucus Benth*) en el departamento de Risaralda

Alejandro Rodas, Julio César Chavarro Porras, Gloria Edith Guerrero Álvarez

Universidad Tecnológica de Pereira  
Pereira, Colombia

## Resumen

En la agricultura, el control de enfermedades se ha considerado como una tarea desafiante. Dentro de las especies que afectan el cultivo de Mora de Castilla se encuentra el hongo *Botrytis cinerea*, el cual puede generar pérdidas (entre el 50 y el 76 % del fruto cosechado). Generalmente, la opción empleada para combatirlo es a través de métodos químicos. Las tendencias actuales en la producción de alimentos están orientadas a obtener productos con menor carga de pesticidas, exigencias en conservación ambiental e inocuidad de los alimentos. Una ayuda para los agricultores es el desarrollo de herramientas que asistan en el proceso de toma de decisiones y en la predicción de enfermedades en el cultivo. Diversos modelos se han construido tendiendo como propósito describir el patosistema (patógeno/planta) que se estudia, donde cada uno presenta un enfoque distinto (empírico o analítico). No obstante, dichos modelos presentan sus pros y contras en términos de tiempo, esfuerzos e inversiones necesarias para su desarrollo, así como en términos de precisión y robustez. En tal panorama, los Sistemas de Recomendación (SR) son utilizados en la agricultura precisamente porque tienen como objetivo ayudar en la toma de decisiones donde al emplear algoritmos de aprendizaje de máquina permite hacer uso del historial de datos y realizar predicciones. Sin embargo, no se encontraron investigaciones publicadas que describan el patosistema *Botrytis cinerea* - Mora de Castilla en el campo de SR. Esto lleva a la pregunta de investigación: ¿Cómo predecir el surgimiento del hongo *Botrytis cinerea* en el cultivo de Mora de Castilla sin espinas (*Rubus glaucus* Benth) en Risaralda? En tal sentido, en la presente propuesta se propone un Modelo de Recomendación para Alerta Temprana del Hongo *Botrytis Cinerea* en el Cultivo de Mora de Castilla sin Espinas (*Rubus glaucus* Benth) en el Departamento de Risaralda. La adquisición de datos se realizará en campo identificando las variables edáficas y climáticas relevantes en el

cultivo de Mora de Castilla y que influyen en el brote de *Botrytis cinerea*. Posteriormente, se realiza la fase de procesamiento de datos, se utilizará un modelo de agrupamiento para encontrar similitudes (k-means) y se construye el modelo para el SR. Para la predicción del brote del hongo se utilizará la técnica de ensamble Bagging en los algoritmos Random Forest, KNN y Support Vector Machine. Las métricas de evaluación para el modelo serán Root Mean Square Error y Mean Absolute Error. Finalmente, se construye la alerta temprana, donde al existir un nivel igual o superior al 10 % se considera que existe afectación de *B. Cinerea*.

**Palabras clave:** sistemas de recomendación; agricultura de precisión; aprendizaje de máquina; botrytis cinérea; mora de castilla

### **Abstract**

*In agriculture, disease control has been considered a challenging task. Among the species that affect the cultivation of Spineless Castilla blackberry is the fungus Botrytis cinerea, which can cause losses (between 50 and 76% of the harvested fruit). Generally, the option used to combat it is through chemical methods. Current trends in food production are aimed at obtaining products with a lower pesticide load, demands for environmental conservation and food safety. An aid for farmers is the development of tools that help in the decision-making process and the prediction of diseases in the crop. Various models have been built with the purpose of describing the pathosystem (pathogen/plant) under study, where each one presents a different approach (empirical or analytical). However, these models have their pros and cons in terms of time, effort and investment required for their development, as well as in terms of accuracy and robustness. In such a scenario, Recommender Systems (RS) are used in agriculture because they aim to help in decision making where, by using machine learning algorithms, it allows making use of historical data and making predictions. However, no published research was found describing the Botrytis cinerea - Spineless Castilla blackberry pathosystem in the SR field. In this sense, this research proposes a Recommendation Model for Early Warning of the Botrytis Cinerea Fungus in the Spineless Blackberry Crop (*Rubus glaucus Benth*) in the Department of Risaralda. The acquisition of data will be carried out in the field, identifying the relevant edaphic and climatic variables in the cultivation of Spineless Castilla blackberry and that influence the outbreak of Botrytis cinerea. Subsequently, the data processing phase is carried out, a clustering model will be used to find similarities (k-means) and the model for the SR is built. For the prediction of the fungus outbreak, the Bagging assembly technique will be used in the Random Forest, KNN and Support Vector Machine algorithms. The evaluation metrics for the model will be Root Mean Square Error and Mean Absolute Error. Finally, the early warning is built, where when there is a level equal to or greater than 10%, it is considered that there is involvement of *B. Cinerea*.*

**Keywords:** recommendation systems; precision farming; machine learning; botrytis cinerea; andean blackberry



## 1. Introducción

En la agricultura, el control de plagas siempre se ha considerado como la tarea más desafiante para los agricultores (Kyaw et al., 2019). Tal es el caso del hongo *Botrytis cinerea*, que tiene la capacidad de generar grandes pérdidas debido a las diferentes estrategias de ataque en cualquier estado de su desarrollo ya sea cosecha o poscosecha, generando pérdidas entre el 50 y el 76 % del fruto cosechado (Quiñones Guarnizo et al., 2014), entre ellos la Mora de Castilla (Fillinger & Elad, 2015). Una de las estrategias de control más utilizada para este hongo son los métodos químicos (Zapata Narváez & Beltrán-Acosta, 2019). No obstante, las tendencias actuales en la producción de alimentos están orientadas a obtener productos con menor carga de pesticidas (Echeverri et al., 2017). Por tanto, los agricultores pueden encontrar dificultades en la toma de decisiones adecuadas sobre la gestión agrícola dado el volumen de información que deben manipular<sup>1</sup> (por ejemplo, datos relacionados con las condiciones ambientales, los cultivos y la economía) (Taechatanasat & Armstrong, 2014). Sumando a esto, predecir el surgimiento de una enfermedad permitiría al agricultor conseguir una reducción en la aplicación de plaguicidas con efectos económicos y ambientales positivos (Suriya & Muthuramalingam, 2018; Rossi et al., 2020); es en este escenario donde los Sistemas de Recomendación toman relevancia.

Diversas investigaciones han tenido como objetivo el desarrollo de herramientas que ayuden al agricultor en el proceso de toma de decisiones y predicción de enfermedades en el cultivo bajo ciertas condiciones. Sumado a los Sistemas de Recomendación (SR) se encuentran los Sistemas de Soporte de Decisiones (SSD). Diversas investigaciones se han desarrollado en esta área orientados a la mitigación del hongo *Botrytis cinerea* en diferentes cultivos donde cada uno de ellos aborda el modelado de la enfermedad de forma distinta.

Tchamitchian et al. (1997) desarrollaron SERRISTE<sup>2</sup>, un SSD orientado al cultivo de tomate que tiene como objetivo proporcionar automáticamente los puntos de ajuste climáticos (utiliza la técnica denominada “problema de satisfacción de restricciones” adecuados que deben mantener ciertos dispositivos con los que se equipa un invernadero para asegurar las condiciones de producción y prevenir el desarrollo de enfermedades (principalmente el moho gris causado por *Botrytis cinerea*). BoWas (Botrytis Warning System) (Van Den Ende et al., 2000), es un sistema de alerta con el fin de optimizar la estrategia de control y reducir la cantidad de fungicidas en los cultivos de lirios y fresas para combatir el hongo *Botrytis elliptica* y *Botrytis cinerea*. Se utilizan técnicas de regresión lineal para extrapolar los datos obtenidos a otras temperaturas y períodos de humedad de las hojas. González Andújar & Mondino (2006) SSD Manzano, encaminado al diagnóstico y control de pestes y enfermedades (entre ellas el hongo *Botrytis cinerea*) en cultivos de manzanas. Pavan et al. (2011) es un sistema de pronóstico basado en la web para predecir el surgimiento de los patógenos conocidos como *Anthraco*se y *Botrytis* para el cultivo de fresas en Florida (California) evitando las aplicaciones innecesarias de pesticidas reduciendo los costos de producción. Adicionalmente, vite.net® es un SSD basado en el web desarrollado que permite la gestión del

<sup>1</sup> Este fenómeno se ha denominado como “sobrecarga de información”, ocurre cuando los tomadores de decisiones enfrentan un nivel de información que es mayor que su capacidad de procesamiento, es decir, existe una carga de información demasiado alta (Roetzel, 2019).

<sup>2</sup> Este fenómeno se ha denominado como “sobrecarga de información”, ocurre cuando los tomadores de decisiones enfrentan un nivel de información que es mayor que su capacidad de procesamiento, es decir, existe una carga de información demasiado alta (Roetzel, 2019)



viñedo basado en los principios de la agricultura sostenible (Rossi et al., 2014); este sistema utiliza el modelo propuesto por Rossi et al. (2008). Cañadas et al. (2017) es un SSD creado para la producción hortícola en invernaderos para el cultivo de tomates, incorpora reglas de producción que permiten detectar las enfermedades según el color de las manchas que se presenten en la fruta, como lo es *Botrytis cinerea*.

Ahora bien, los SSD son construidos utilizando modelos (empíricos o analíticos) y reglas de producción incorporados en su arquitectura. Sin embargo, dichos modelos “tienen pros y contras en términos de tiempo, esfuerzos e inversiones necesarias para su desarrollo, pero también en términos de precisión y robustez del producto proporcionado” (Pertot et al., 2017). Por otro lado, el proceso de toma de decisiones para ser efectivo debe de incorporar datos generados en tiempo real por lo que el problema de “sobrecarga de información” aún persistiría y sería necesario adoptar nuevos modelos que retrataran esta dinámica. En tal panorama, los SR han comenzado a ser empleados en el campo de la agricultura dado que tienen como objetivo reducir la “sobrecarga de información” (Lu et al., 2015). Por otro lado, a diferencia de los modelos empleados en los SSD, los SR toman en cuenta el historial del usuario, las características del producto y el comportamiento de otros usuarios para realizar mejores predicciones (Sharma et al., 2020) mediante la incorporación de modelos de aprendizaje de máquina (Shah & Syeda, 2020; Neela & Nithya, 2019; Kyaw et al., 2019). En este sentido se puede encontrar el trabajo presentado por (Suriya & Muthuramalingam, 2018), enfocado a la predicción en el surgimiento de la enfermedad en el cultivo de algodón utilizando Decision tree algorithm. En (Neela & Nithya, 2019; Suma et al., 2019), emplean procesamiento de imágenes orientados a las enfermedades presentadas por las hojas de los árboles. Akulwar (2020) describe el estudio del caso “Detección de enfermedades de cultivos y predicción de la producción” empleando Convolution Neural Network en los cultivos de fresa y cítricos e identificando las enfermedades de *B. cinera* o *Rhizopus* para la fresa, también predice el rendimiento del cultivo en diferentes condiciones.

Como se puede observar, solo uno de trabajos citados relacionados con el área de SR hace referencia al hongo *B. cinerea*. Sumado a esto, el cultivo de Mora de Castilla no ha sido explorado en las investigaciones consultadas. Más aún, dentro de la búsqueda realizada no se encontraron investigaciones publicadas que describan este patosistema<sup>3</sup> en el campo de SR. Por tanto, en la presente investigación se propone un Modelo de Recomendación para predecir el surgimiento del hongo *B. cinerea* en el cultivo de Mora de Castilla sin espinas (*Rubus glaucus* Benth) en Risaralda.

## 2. Revisión de literatura

A lo largo de los años los SR han sido utilizado en conjunto con técnicas de aprendizaje de máquina en la agricultura. A continuación, se presentan algunas investigaciones que son muestra de ello. Pawar & Chillarge (2018) propone un SR que utiliza el algoritmo J48, para clasificar la fertilidad del suelo y predice el nivel de toxicidad del mismo. Provee recomendaciones relacionadas

<sup>3</sup> “Un patosistema es un subsistema de un ecosistema y está definido por el fenómeno del parasitismo. Al igual que con un ecosistema, los límites geográficos, biológicos, conceptuales y de otro tipo pueden especificarse según convenga. Un patosistema vegetal es aquel en el que el huésped es una planta; y el parásito es cualquier organismo que pasa la mayor parte de su ciclo de vida habitando y obteniendo nutrientes de un individuo huésped.” (Robinson, 1980)



con la fertilidad del suelo, nivel de toxicidad y suministro de agua. Suriya & Muthuramalingam (2018) propone un SR utilizando el algoritmo decision tree y recomienda el tipo de pesticida que se deben usarse. Dado que la incidencia de plagas y enfermedades se encuentra relacionada con el factor meteorológico se utilizaron las variables: la temperatura máxima, la temperatura mínima, la lluvia caída, la humedad, el valor de la insolación, la evaporación, los síntomas y el pesticida recomendado. Se evaluó el rendimiento del sistema con las métricas exactitud, precisión, espacio tiempo y utilidad. S.Bangaru Kamatchi (2019) desarrolló un sistema para recomendar los mejores cultivos según las variables meteorológicas, utilizando la técnica de filtrado híbrido basado en variables meteorológicas y Redes Neuronales Artificiales. Kumar et al. (2019) desarrollaron un sistema de recomendación orientado a la detección de la plaga y elección del cultivo adecuado según los requerimientos de minerales, la humedad del suelo, entre otros. Se utilizaron SVM y decisión tree. Los cultivos estudiados fueron: bajra, anacardo, garbanzo, café (arábica), café (robusta blanca), algodón, jowar, yute, legumbres, ragi, arroz, sésamo, caña de azúcar, té y trigo. Las características del suelo empleadas en dichos modelos fueron: color del suelo, el pH, las precipitaciones medias y la temperatura. Jacqueline Konaté & Diallo (2020) propone sistema de recomendación híbrida utilizando métodos demográficos, semánticos y colaborativos que sugiere buenas prácticas agrícolas de acuerdo a sus necesidades, utilizando recomendación para el cultivo y prácticas agrícolas basadas en criterios como rendimiento, ciclo de vida del cultivo, tipo de suelo, época de crecimiento, etc.

### 3. Metodología

Las condiciones de tiempo y clima como: la temperatura, porcentaje de humedad, viento y precipitaciones juegan un papel importante en las actividades relacionadas con la agricultura (S.Bangaru Kamatchi, 2019; Fereres & Aranda, 2019) y son variables a tomar en cuenta cuando se trata de predecir el surgimiento del *Botrytis cinerea* (Carisse, 2016). Así mismo, es necesario considerar las variables edáficas de un cultivo, dado que no solamente permiten describir el estado nutricional de este, sino que son importantes en el modelado de un patosistema.

#### 3.1 Variables edáficas y climáticas relevantes en el cultivo de Mora de Castilla

Las variables edáficas y climáticas a considerar para la creación del conjunto de datos que servirá para la construcción del modelo son:

- Variables edáficas: pH, Nitrógeno (N), Potasio (K), Calcio (Ca) y Magnesio (Mg) (Cardona & Bolaños-Benavides, 2018; Cardona, 2019; Álvarez et al., 2021).
- Variables climáticas: Temperatura, Duración de la Humedad y Humedad Relativa (HR) (Enrique Alvarez Córdova, 2010; Calvo, 2014; Franco et al., 2020).



### 3.2 Identificación línea base para contrastar presencia del hongo *Botrytis cinerea*

Como línea base para contrastar la existencia de un brote de *B. cinerea* en campo contra el valor predicho para el SR, se realizan dos tipos de validaciones. Para la primera, se utilizará la investigación realizada por (Arias et al., 2020), que elaboró una escala diagramática para evaluar la severidad de moho gris en frutos sin espinas de *R. glaucus*. La escala propuesta mostraba los niveles de 5, 10, 20, 40, 60, 80 y 100 % de afectación. Esta variable será denominada Escala Diagramática para Severidad de *Botrytis cinerea* (EDSBC) en el conjunto de datos construido. La segunda, se utilizará el modelo propuesto por Broome et al. (1995) dado que fue desarrollado para caracterizar la respuesta infecciosa de las uvas inoculadas con *Botrytis cinerea* en relación con la duración de la humedad (W) y la temperatura T (°C) en el cultivo. El modelo se define como:

$$\ln\left(\frac{Y}{i-Y}\right) = -2,648 - 0,3749W + 0,00616WT - 0,0015WT^2$$

Para determinar el riesgo relativo de un período de infección, los valores calculados por el modelo se compararon con los valores de los parámetros que especificaban el riesgo de infección. Los valores entre cero e inferiores implican *ningún riesgo*, 0,01 - 0,5 implican un *riesgo bajo*, 0,5 - 1,0 implican un *riesgo moderado* y 1,0 o más implican un *alto riesgo*. Finalmente, el valor predicho por el SR será el indicador denominado *Nivel Incidencia de B. cinerea* (NIBC).

### 3.3 Preprocesamiento de datos

Dado que las variables utilizadas se encuentran en diferentes escalas y algunos algoritmos de Aprendizaje de Máquina basan su funcionamiento en el cálculo de distancias, es necesario realizar la escalado (normalización o estandarización) del conjunto de datos. Igualmente, existe el escenario donde en conjunto de datos pierda consistencia en la información dado que el valor de algunas variables no pueda ser registrado. Para esto se realizará un proceso de imputación de datos empleando algoritmos de Aprendizaje de Máquina.

### 3.4 Construcción del modelo de agrupamiento para encontrar similitudes entre casos con *B. Cinerea*

En lugar de considerar a todos los registros del conjunto de datos, se tendrán en cuenta solo la información de los X registros similares principales. Esto contribuye en la precisión del modelo de recomendación al eliminar algunos sesgos en los datos (Gorakala, 2016). Para este fin se utilizará el algoritmo de agrupamiento k-means que permite la identificación de grupos (clúster) de cultivos que presentan similitudes entre ellos basados en las variables identificadas (Falk, 2019).

#### 3.4.1 Sintonización y algoritmos del modelo de agrupamiento

Como técnica de Validación Cruzada (*cross-validation*) para probar y entrenar un modelo en diferentes iteraciones se utilizará Validación Cruzada Anidada (*Nested cross-validation*). Esta se utiliza para entrenar un modelo en el que también es necesario optimizar sus *hiperparámetros* (learn developers, 2010). Dado que se requiere realizar una sintonización de *hiperparámetros* es



necesario definir el espacio de parámetros de estos. Para esto se selecciona una Búsqueda de cuadrícula (*Grid Search*) la cual prueba cada uno de los valores en el espacio de parámetros buscando el valor de mejor rendimiento (Rhys, 2020).

Como algoritmos de agrupamiento se seleccionan: Algoritmo de *MacQueen's* y Algoritmo de *Hartigan-Wong*. Estos algoritmos son empleados en el proceso de sintonización de *hiperparámetros* del modelo.

### 3.4.2 Métricas de evaluación del modelo de agrupamiento

Para la evaluar y seleccionar el mejor algoritmo de agrupamiento implementar el modelo *k-means* se utilizó las métricas *Índice de Davies-Bouldin* que cuantifica la separabilidad promedio de cada grupo (*cluster*) de su contraparte más cercana (Rhys, 2020) y el Coeficiente de silueta (*Silhouette Coefficient*) que es una métrica utilizada para calcular la bondad de una técnica de agrupación. Su valor oscila entre -1 y 1 (Bhardwaj, 2020).

## 3.5 Construcción del modelo para el sistema de recomendación

Una vez encontrado el *cluster* de cultivos, se procede a construir el modelo que permitirá predecir el grado de incidencia de un brote de *B. cinerea*, para posteriormente generar las recomendaciones correspondientes.

Dado que la presente investigación busca crear un modelo que relacione variables edáficas y climáticas para la predicción de brote de *B. cinerea* (*Nivel Incidencia de B. cinerea* - NIBC) se requiere que los algoritmos seleccionados permitan reconocer relaciones o patrones entre variables que no están claramente identificados. Por tanto, los algoritmos seleccionados son: *Random Forest*, *KNN*, *Support Vector Machine*. La elección de estos algoritmos se respalda en las investigaciones realizada por S.Bangaru Kamatchi (2019); Lakshmi et al. (2018); Suriya & Muthuramalingam (2018); Kumar et al. (2019) en el campo de los sistemas de recomendación agrícolas. Con el fin de mejorar el resultado de la predicción se empleará la técnica ensamble por mayoría de voto (*Bagging*). Las métricas utilizadas para evaluar el modelo son: Error Cuadrático Medio (*Root Mean Square Error - RMSE*) y Error Absoluto Medio (*Mean Absolute Error - MAE*) (Jannach et al., 2010; Negre, 2015; Aggarwal, 2016). Para la generación de las recomendaciones se determina que al existir un EDSBC igual o superior al 10 % se considera que existe afectación de brote de *B. cinerea* (Arias et al., 2020); generándose por consiguiente la alerta temprana.

## 4. Perspectivas

La presente propuesta de investigación pretende extender el conocimiento que hasta ahora existe en el cultivo de Mora de Castilla sin Espinas y su interacción con el hongo *B. cinerea*, mediante la creación de un modelo computacional que describa dicho patosistema utilizando variables edafoclimáticas y técnicas de aprendizaje de máquina. Cabe señalar que las variables edafoclimáticas seleccionadas ofrecen una base para un modelo inicial que puede ser extendido.



De otro lado, la fase inicial que consiste en la lectura de las variables edafoclimáticas en campo abre la puerta para la implementación de tecnologías a bajo costo para la construcción de sensores de proximidad. Así mismo, al ser la Mora de Castilla sin Espinas un cultivo propio de Colombia, este estudio contribuye a la inmersión de la tecnología en el campo en el marco de la Agricultura 4.0.

## 5. Referencias

- Aggarwal, C. C. (2016), *Recommender Systems: The Textbook*, NY, USA.
- Akulwar, P. (2020), A Recommended System for Crop Disease Detection and Yield Prediction Using Machine Learning Approach, 'Recommender System with Machine Learning and Artificial Intelligence', pp. 141 – 162.
- Álvarez, G. E. G., Coronel, N. C. & Hurtado, N. C. (2021), 'Physicochemical and antioxidant characterization of andean blackberry with and without prickles cultivated in Risaralda, Colombia', *Revista Brasileira de Fruticultura*, Vol. 43.
- Arango, G. A. A., Prada, A. M. C., Londoño, G. A. A., Acosta, C. R. B. & Narváez, Y. A. Z. (2020), *Tecnología para el cultivo de la mora (Rubus glaucus Benth)*, No Marzo, Mosquera, Colombia.
- Arias, S. M., Álvarez, G. E. G. & Patiño, P. A. G. (2020), 'Diagrammatic scale for measuring severity of gray mould in thornless castilla blackberry (*rubus glaucus benth*)', *Ciencia Rural*, Vol. 50.
- Bhardwaj, A. (2020), 'Silhouette Coefficient'. Consultado el 12 de enero de 2022 en <https://towardsdatascience.com/silhouette-coefficient-validating-clustering-technique976bb81d10c>
- Broome, J. C., English, J. T., Marois, J. J., Latorre, B. A. & Aviles, J. C. (1995), 'Development of an infection model for botrytis bunch rot of grapes based on wetness duration and temperature'. *Pythopathology*, Vol 85, No 8, pp. 97-102.
- Calvo, C. (2014), *Control de la podredumbre por Botrytis cinerea mediante la aplicación de Candida sake CPA-1 y otras estrategias alternativas a los fungicidas químicos en uva de vinificación*, PhD thesis, Universitat de Lleida.
- Cañadas, J., Sánchez-Molina, J. A., Rodríguez, F. & del Águila, I. M. (2017), 'Improving automatic climate control with decision support techniques to minimize disease effects in greenhouse tomatoes', *Information Processing in Agriculture*, Vol. 4, No. 1, pp. 50–63.
- Cardona, W. A. (2019), *Manual de nutrición del cultivo de mora de Castilla (Rubus glaucus Benth) bajo un esquema de buenas prácticas en fertilización integrada*, Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria, Mosquera, Colombia.
- Cardona, W. A. & Bolaños-Benavides, M. M. (2018), Estimation of reference values of foliar concentration of N, P, K y Ca, adjusted to andean blackberry crops (*Rubus glaucus Benth*) in Colombia, 'Memories del 21st world congress of soil science', Brazilian Soil Science Society (sbcs), Rio de Janeiro, Brasil.
- Carisse, O. (2016), *Epidemiology and Aerobiology of Botrytis spp*, in 'Botrytis – the Fungus, the Pathogen and its Management in Agricultural Systems', pp. 127 – 148.
- Echeverri, O. D. H., Cardona, A. S. & Diez, C. D. (2017), 'Biological, botanical and chemical alternatives for the control of blackberry (*Rubus glaucus benth.*) diseases', *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, Vol. 70, No. 2, pp. 8169–8176.
- Falk, K. (2019), *Practical Recommender Systems*, New York, USA.
- Fereres, A. & Aranda, M. A. (2019), 'Impacto del cambio climático sobre los virus de plantas y sus insectos vectores', *Fitopatología*, Vol. 4, pp. 10 – 16.
- Fillinger, S. & Elad, Y. (2015), *Botrytis - The fungus, the pathogen and its management in agricultural systems*, Springer, Thiverval-Grignon, France.



- González Andújar, J. & Mondino, P. (2006), 'SSD Manzano: un sistema de soporte a la decisión para la Protección Integrada del manzano en Uruguay', *Phytoma España: La revista profesional de sanidad vegetal*, No. 181, pp. 54–59.
- Gorakala, S. K. (2016), *Building Recommendation Engines*, Birmingham.
- Jacqueline Konaté, Amadou G. Diarra, S. O. D. & Diallo, A. (2020), 'Syragri: A recommender system for agriculture in mali', MDPI.
- Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A. & Friedrich, G. (2010), *Recommender systems: an introduction*, Cambridge University Press, NY, USA.
- Kamatchi, S. B. & Parvathi, R. (2019), 'Improvement of Crop Production Using Recommender System by Weather Forecasts', *Procedia Computer Science*, Vol. 165, pp. 724–732.
- Kumar, A., Sarkar, S. & Pradhan, C. (2019), 'Recommendation system for crop identification and pest control technique in agriculture', *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Communication and Signal Processing, ICCSP 2019*, pp. 185–189.
- Kyaw, M. M., Nwe, S. S. & Yee, M. M. (2019), 'Pest Classification and Pesticide Recommendation System', *International Journal of Trend in Scientific Research and Development (IJTSRD) International Journal of Trend in Scientific Research and Development*, Vol. 3, No. 5, pp. 2187– 2191.
- Lakshmi, N., Priya, M., Shetty, M. S. & C.R, M. M. (2018), 'Crop Recommendation System for Precision Agriculture', *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, Vol. 6, No. V, pp. 1132 – 1136.
- learn developers, S. (2010), 'Nested versus non-nested cross-validation'. Consultado el 12 de enero de 2022 en: [https://scikitlearn.org/stable/auto\\_examples/model\\_selection/plot\\_nested\\_cross\\_validation\\_iris.html](https://scikitlearn.org/stable/auto_examples/model_selection/plot_nested_cross_validation_iris.html)
- Leiva, L. (2011), 'Manejo fitosanitario del cultivo de la mora', *Instituto Colombiano Agropecuario*, Vol. 1, pp. 5–30.
- Lu, J., Wu, D., Mao, M., Wang, W. & Zhang, G. (2015), 'Recommender system application developments: A survey', *Decision Support Systems*, Vol. 74, pp. 12–32. Neela, R. &
- Nithya, P. (2019), 'Fertilizers recommendation system for disease prediction in tree leave', *International Journal of Scientific and Technology Research*, Vol. 8, No. 11, pp. 3343– 3346.
- Negre, E. (2015), *Information and Recommender Systems*, Vol. 4, NJ, USA.
- Pavan, W., Fraisse, C. W. & Peres, N. A. (2011), 'Development of a web-based disease forecasting system for strawberries', *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 75, No. 1, pp. 169–175.
- Pawar, M. & Chillarge, G. (2018), 'Soil Toxicity Prediction and Recommendation System Using Data Mining in Precision Agriculture', *2018 3rd International Conference for Convergence in Technology*, pp. 1–5.
- Pertot, I., Caffi, T., Rossi, V., Mugnai, L., Hoffmann, C., Grando, M. S., Gary, C., Lafond, D., Duso, C., Thiery, D., Mazzoni, V. & Anfora, G. (2017), 'A critical review of plant protection tools for reducing pesticide use on grapevine and new perspectives for the implementation of IPM in viticulture', *Crop Protection*, Vol. 97, pp. 70–84.
- Quiñones Guarnizo, A. P., Quintero Cerón, J. P., Méndez Reyes, D. A. & Bohórquez Pérez, Y. (2014), 'Evaluación del Índice de Daño de *Botrytis Cinerea* con Aplicación de Ácido Salicílico en Frutos de Mora de Castilla (*Rubus Glaucus Benth*)', *Revista Facultad Nacional De Agronomía Medellín*, Vol. 2, No. Supl II, pp. 158 – 160.
- Rhys, H. (2020), *Machine Learning with R, the tidyverse, and mlr*, Shelter Island, NY, USA.
- Robinson, R. A. (1980), 'New Concepts in Breeding for Disease Resistance', *Annual Review of Phytopathology*, Vol. 18, No. 1, pp. 189–210.
- Roetzel, P. G. (2019), 'Information overload in the information age: a review of the literature from business administration, business psychology, and related disciplines with a bibliometric approach and framework development', *Business Research*, Vol. 12, No. 2, pp. 479–522.
- Rossi, V., Caffi, T., Giosuè, S. & Bugiani, R. (2008), 'A mechanistic model simulating primary infections of downy mildew in grapevine', *Ecological Modelling*, Vol. 212, No. 3-4, pp. 480–491.



- Rossi, V., Giosuè, S. & Caffi, T. (2020), Modelling Plant Diseases for Decision Making in Crop Protection, in 'Precision Crop Protection - the Challenge and Use of Heterogeneity', Springer, chapter 15, pp. 241 – 256.
- Rossi, V., Salinari, F., Poni, S., Caffi, T. & Bettati, T. (2014), 'Addressing the implementation problem in agricultural decision support systems: The example of vite.net®', Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 100, pp. 88–99.
- Shah, A. & Syeda, S. (2020), 'Machine Learning based Prediction and Recommendation System for Detection of Pests and Cultivation of Crops', International Journal of Research in Engineering, Science and Management, Vol. 3, No. 12, pp. 84 – 91.
- Sharma, S. C. M., Mitra, A. & Chakraborty, D. (2020), Concepts of Recommendation System from the Perspective of Machine Learning, in 'Recommender System with Machine Learning and Artificial Intelligence: Practical Tools and Applications in Medical, Agricultural and Other Industries', pp. 73 – 87.
- Suma, V., Shetty, R. A., Tated, R. F., Rohan, S. & Pujar, T. S. (2019), 'CNN based Leaf Disease Identification and Remedy Recommendation System', Proceedings of the 3rd International Conference on Electronics and Communication and Aerospace Technology, ICECA 2019, pp. 395–399.
- Suriya, M. K. S. & Muthuramalingam, S. (2018), 'Pesticide recommendation system for cotton crop diseases due to the climatic changes', International Journal of Modern Research in Engineering & Management (IJMREM), pp. 25–32.
- Taechatanasat, P. & Armstrong, L. (2014), Decision support system data for farmer decision making, in 'Proceedings of Asian Federation for Information Technology in Agriculture', pp. 472–486.
- Tchamitchian, M., Montbroussous, B., Jeannequin, B. & Martin-Clouaire, R. (1997), 'SERRISTE: Daily Greenhouse Climate Set-Point Determination for Tomatoes', IFAC Proceedings Volumes Vol. 30, No. 26, pp. 25–30.
- Van Den Ende, J. E., Pennock-Vos, M. G., Bastiaansen, C., Koster, A. T. & Van Der Meer, L. J. (2000), 'BoWaS: A weather-based warning system for the control of Botrytis blight in lily', Acta Horticulturae, Vol. 519, pp. 215–220.
- Zapata Narváez, Y. A. & Beltrán-Acosta, C. R. (2019), 'Evaluation of proposed integrated diseases management strategies in blackberry cultivation according to its sustainability', Revista Brasileira de Fruticultura, Vol. 41, No. 5, pp. 1–12.

## Sobre los autores

- **Alejandro Rodas Vásquez:** Ingeniero de sistemas y telecomunicaciones en Universidad Católica de Pereira, Máster en ingeniero de sistemas y computación en Universidad Tecnológica de Pereira. Profesor asistente programa de Ingeniería de Sistemas y Computación de la Universidad Tecnológica de Pereira. [alejorodasvasquez@utp.edu.co](mailto:alejorodasvasquez@utp.edu.co)
- **Julio César Chavarro Porras:** Ingeniero de sistemas en Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Doctor en ingeniería, ciencias de la computación de Universidad del Valle. Profesor titular programa de Ingeniería de Sistemas y Computación de la Universidad Tecnológica de Pereira. [jchavar@utp.edu.co](mailto:jchavar@utp.edu.co)
- **Gloria Edith Guerrero Álvarez:** Ingeniero químico en Universidad Industrial de Santander, Doctora ciencias química. Profesor titular Escuela de Química de la Universidad Tecnológica de Pereira. [gguerre@utp.edu.co](mailto:gguerre@utp.edu.co)



Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2022 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)

