

Respuestas

UFPS



Artículo Original

<https://doi.org/10.22463/0122820X.4696>

Strategic planning applied to pea crop management using artificial intelligence tools based on hydrometeorological and economic data

Planeación estratégica aplicada a la administración de cultivos de alverja empleando herramientas de inteligencia artificial basada en datos hidrometeorológicos y económicos

Luz Ángela Moreno-Cueva¹, César Augusto Peña-Cortés^{2*}, Carlos Nelson Henríquez-Miranda³

¹MSc en Dirección y Administración de Empresas, luz.moreno@unipamplona.edu.co, <https://orcid.org/0000-0002-3212-7087>, Universidad de Pamplona, Pamplona, Colombia.

²*PhD Automática y Robótica, cesarapc@unipamplona.edu.co, <https://orcid.org/0000-0003-4148-2168>, Universidad de Pamplona, Pamplona, Colombia.

³PhD en Ingeniería - Sistemas e Informática, chenriquezm@unimagdalena.edu.co, <https://orcid.org/0000-0001-8252-1413>, Universidad del Magdalena, Santa Marta, Colombia.

How to cite: L. A. Moreno-Cueva, C. A. Peña-Cortés, y C. N. Henríquez-Miranda, "Planeación estratégica aplicada a la administración de cultivos de alverja empleando herramientas de inteligencia artificial basada en datos hidrometeorológicos y económicos", *Respuestas*, vol. 29, n.º 3, p. 6-14, sep. 2024. <https://doi.org/10.22463/0122820X.4696>.

Received on April 29, 2024 - Approved on August 29, 2024

ABSTRACT

Keywords:

Strategic Planning,
Artificial Intelligence,
Pea, Precipitation,
Management.

In this article, a strategic planting planning method for pea crops is presented, using advanced management techniques such as the application of predictive neural networks based on historical meteorological and economic data to increase farmers' profitability. It was verified that predictions can be made with an average error of 7.7%, therefore the algorithm can be used as a decision-making tool.

RESUMEN

Palabras clave:

Planeación estratégica,
Inteligencia Artificial,
Alverja, Precipitaciones,
Administración.

En este artículo se presenta un método planeación estratégica de siembra de cultivos de alverja empleando técnicas avanzadas de administración como lo son la aplicación de redes neuronales predictivas basadas en datos históricos meteorológicos y económicos, para aumentar la rentabilidad de los agricultores. Se pudo corroborar que es posible realizar predicciones con un error medio del 7.7%, por lo cual el algoritmo se puede emplear herramienta para la toma de decisiones.

Introducción

Los agricultores de alverja (*Pisum sativum*) tiene que asumir varios retos para hacer rentables sus producciones. Dentro de esos retos se encuentran evitar la proliferación y expansión de enfermedades causadas por hongos, bacterias, virus y nematodos. Dentro de las cuales se encuentran: Mildiu (*Peronospora viciae*) [1], Oídio (*Erysiphe pisi*) [2], Antracnosis (*Colletotrichum pisi*) [3], Fusariosis

*Corresponding author.

E-mail Address: cesarapc@unipamplona.edu.co (César Augusto Peña-Cortés)

Peer review is the responsibility of the Universidad Francisco de Paula Santander.



This is an article under the license CC BY-NC 4.0

(*Fusarium oxysporum* f. sp. *pisii*) [4] y la Roya (*Uromyces pisi*) [5]. Las variables climáticas como el nivel de precipitaciones, temperatura, humedad y viento y otras variables como la capacidad de drenado de los suelos pueden llegar a influir en la proliferación de las mismas.

En muchas ocasiones los agricultores de alverja se ven sometidos a inconvenientes como el trabajo a pérdida. Esto se debe a una sobreoferta, cuando varios competidores realizan la cosecha de forma simultánea. Esto puede llegar a ser una tendencia para algunos meses del año teniendo en cuenta los conocimientos ancestrales de los agricultores según los ciclos del clima de acuerdo a los meses del año. Sin embargo, el cambio climático que sufre el planeta ha alterado drásticamente estos ciclos, haciendo que los agricultores varíen el tiempo de siembra y por tanto de cosecha de sus cultivos. Estos factores evidencian una gran variabilidad en los datos numéricos, por tanto, en este trabajo se pretende proponer un modelo de estimación de precios del kilogramo de alverja (en vaina) que oriente a los administradores agrícolas a generar planeaciones estratégicas de las siembras para mejorar los índices de rentabilidad de sus productos.

La creación de modelos matemáticos que realicen este tipo de predicciones puede llegar a ser muy complejo, por lo cual se propone el uso de algoritmos de inteligencia artificial empleados para la detección de patrones. Dentro del abanico de herramientas de Inteligencia artificial se destacan: Regresión Lineal [6], Árboles de Decisión [7], Bosques Aleatorios (Random Forests) [8], Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) [9], Redes Neuronales Artificiales (ANN) [10], Redes Neuronales Convolucionales (CNN), Redes Neuronales de Long Short-Term Memory (LSTM), [11], Redes Neuronales Recurrentes (RNN) [12], K-Nearest Neighbors (KNN) [13], Máquinas de Boltzmann Restringidas (RBM) [14], Modelos de Ensamble [15], Algoritmos de Clustering, Refuerzo de Gradiente (Gradient Boosting) y Modelos Bayesianos entre otros [16]. Dentro de este abanico de herramientas se seleccionó las Redes Neuronales Artificiales (ANN) teniendo en cuenta las siguientes características que aportan: capacidad de modelar relaciones no lineales, flexibilidad y adaptabilidad, aprendizaje automático, escalabilidad, capacidad de manejar datos de alta dimensionalidad, generalización efectiva estructura sencilla y comprensible.

Materiales y Métodos

Para la realización de un modelo predictivo de los precios del kilogramo de alverja en un mercado específico, se recopiló información cuantitativa relevante basada en datos hidrometeorológicos y comerciales históricos en la zona.



Figura 1. Consulta y descarga de datos hidrometeorológicos del IDEAM aledaños a la zona de Bucaramanga. Fuente: Imagen creada por el autor basándose en los datos de [17].

El mercado objetivo de venta de la cosecha corresponde a la central de abastos de la ciudad de Bucaramanga (Centroabastos). Por esta razón se seleccionaron estaciones meteorológicas de zonas como los son las estaciones con códigos: 23190830 (Bucaramanga IDEAM), 16015020 (Pamplona – ISER), 23190590 (Floresta). La selección de estas estaciones se realizó teniendo en cuenta los factores de altitud, temperatura, cercanía, producción, continuidad en mediciones hidrometeorológicas. En la Figura 1 se ilustra el portal de consulta y descarga de datos hidrometeorológicos del IDEAM (Instituto de Hidrología Meteorología y Estudios Ambientales), al ubicar las zonas aledañas a la ciudad de Bucaramanga.

Para la realización de los experimentos, se recopiló información en el intervalo del 1 de enero de 2013 al 31 de diciembre de 2020. Es implica la medición de 96 meses, como se ilustra en la Figura 2, donde los valores corresponden a la ciudad de Bucaramanga. El valor promedio de las precipitaciones en esta estación fue de: 94.77, la varianza: 3324.744 y la desviación estándar: 57.66.

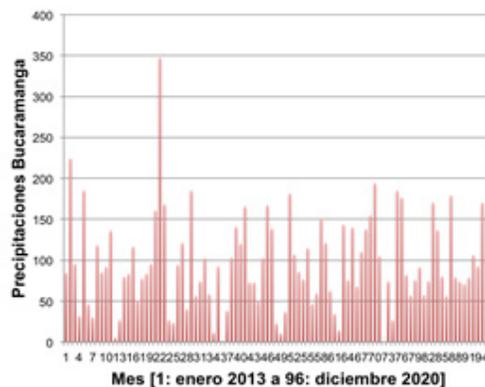


Figura 2. Precipitaciones mensuales de la estación con código 23190830.

En la *Figura 3*, se presentan los valores correspondientes a la ciudad de Pamplona ciudad relativamente cercana a la zona, de mayor altura, con temperaturas predominantemente bajas y una producción significativa de cultivos. El valor promedio de las precipitaciones en esta estación fue de: 68.84, la varianza: 2670.16 y la desviación estándar: 51.67.

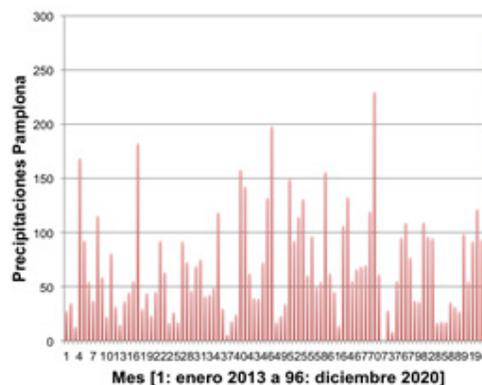


Figura 3. Precipitaciones mensuales de la estación con código 16015020.

En la *Figura 4*, se presentan los valores correspondientes a la Floresta, relativamente cercana a la zona, con menor altura y temperaturas predominantemente media-alta. El valor promedio de las precipitaciones en esta estación fue de: 90.98, la varianza: 3058.59 y la desviación estándar: 55.30.

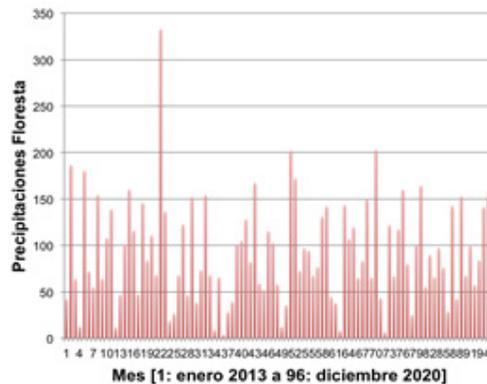


Figura 4. Precipitaciones mensuales de la estación con código 23190590

Tal como se pudo evidenciar en las *figuras 2, 3 y 4*, a pesar que la variación en las lluvias es significativa, su promedio es relativamente cercano, especialmente para las precipitaciones de Bucaramanga y la Floresta. Debe notarse que los cambios en precipitaciones pueden variar el precio de la alverja. Esto se debe a que, si las condiciones de lluvia en todas las de cultivo son óptimas, los cultivos prosperan y aumenta la oferta de este producto. El precio puede ser medio cuando no en todas las zonas se cosecha de forma simultánea y bajo cuando existen pérdidas de cultivos por falta o exceso de lluvia.

En la *Figura 5* se observan los datos correspondientes a los precios del kilogramo de alverja en la central de abastos de Bucaramanga del mismo periodo de tiempo (2013 a 2020). Se puede apreciar fluctuación significativa en los valores. Por otra parte, debe tenerse en cuenta que el precio de los alimentos varía de constante, no solo por los costos de producción sino por factores externos. Uno de los principales factores es la propia inflación.

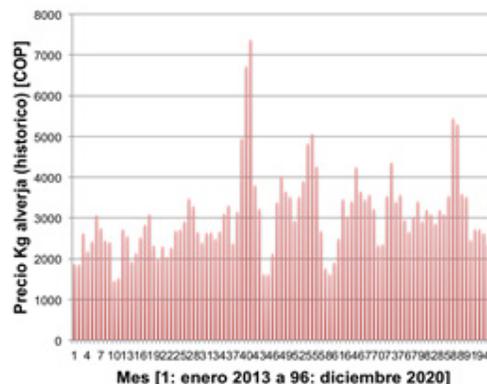


Figura 5. Valores históricos del precio de la alverja.

En la *Figura 6* se presentan los valores históricos del índice al precio del consumidor (IPC) de Colombia, suministrada por el DANE, para el rango previamente señalado.

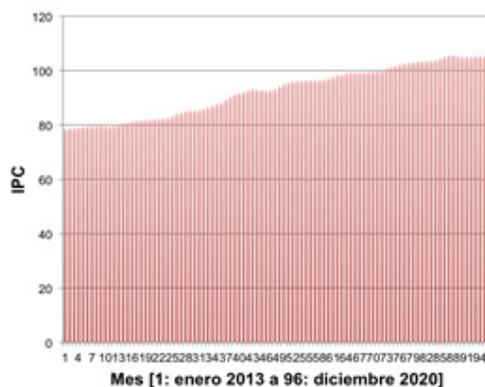


Figura 6. Valores históricos del IPC Colombia

Para contrarrestar la alteración debida al IPC, todos los valores de los precios del kilogramo de alverja son transformados a valor presente (diciembre 2020), como se presentan en la *Figura 7*. Se puede deducir que el valor promedio fue de \$3464.09, la varianza de 1125072.77 y la desviación estándar de 1060.69. También se puede observar visualmente una tendencia a formarse agrupaciones, en este caso 8, las cuales coinciden con el número de años analizados. Sin embargo, los valores picos suelen ir variando de mes.

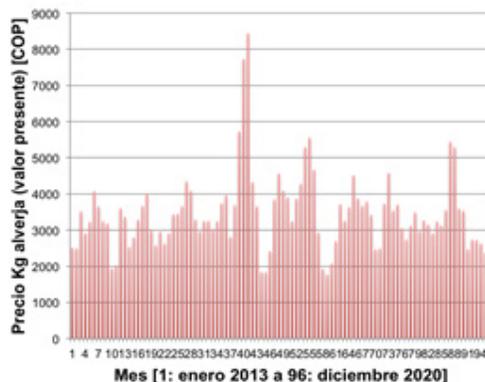


Figura 7. Valores históricos del precio de la alverja transformados a valor presente (Diciembre 2020).

Por una parte, los agricultores deben tener presentes las condiciones climáticas para garantizar la prosperidad de sus cultivos y por otra parte deben intentar cosecharlos cuando sus competidores no lo hagan para aumentar el margen de ganancias. Este tipo de análisis suele ser bastante variable y complejo, por lo cual se optó por emplear herramientas de inteligencia artificial como lo son las redes neuronales.

Para la realización de las predicciones de los precios de la alverja, se empleó un modelo red neuronal feedforward, también conocida como conectada totalmente o densa. Este modelo se implementó utilizando la biblioteca de alto nivel Keras, la cual se ejecuta sobre TensorFlow.

La arquitectura de la red neuronal empleada es la siguiente:

Una Capa densa con 128 neuronas y activación reLU (Rectified Linear Unit).

Una capa de Dropout con una tasa de abandono del 20%.

Una Capa densa con 64 neuronas y activación reLU (Rectified Linear Unit).

Una capa de Dropout con una tasa de abandono del 20%.

Una capa de salida densa con una neurona y activación lineal.

El modelo de la red fue compilado con el optimizador Adam y la función de pérdida de error cuadrático medio. Este tipo de redes se suelen emplear para predecir valores de datos continuos a partir de datos de diversas características. En la siguiente sección se presentan los resultados obtenidos con esta red y su correspondiente discusión.

Resultados y Discusión

Metodológicamente se realizó un diseño experimental, donde se entrena al modelo predictivo por medio de un conjunto de valores conformado por el 80% de los datos, es decir los datos comprendidos entre el mes 1 y el mes 76 (1 de enero de 2013 a 31 de abril de 2019). Los datos corresponden a los valores históricos previos al mes analizado tanto del nivel de las precipitaciones de estaciones previamente mencionadas como de los valores históricos del precio del kilogramo de la alverja transformados a valor presente.

En la Figura 8 se presenta los resultados de las predicciones para el periodo comprendido entre el 1 de mayo y el 31 de diciembre de 2020. Se puede apreciar que a pesar la gran cantidad de factores que pueden intervenir o afectar los precios, las variables empleadas proporcionan en buena medida una tendencia en la predicción realizada.

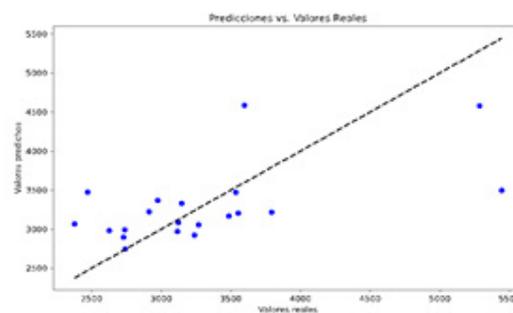


Figura 8. Predicción de precios de la alverja de mayo de 2019 a diciembre de 2020.

Al realizar un análisis numérico se aprecia que promedio del error en las predicciones fue de \$650.45, al compararlo con el precio medio transformado a valor presente correspondería al 18.76%, y al compararlo con el máximo precio correspondería a solo el 7.7%. En la Figura 8 también se pueden apreciar algunos valores atípicos (outlier). Se prevé que estos valores corresponden a situaciones excepcionales de los mercados, como lo son paros de transporte o vías primarias interrumpidas. En este caso los errores de estimación pueden jugar un papel a favor dado que el producto se puede vender a un precio por encima de lo normal, obviamente asumiendo algunos incrementos en el transporte del producto por vías secundarias.

Conclusiones

Los experimentos realizados permiten concluir que el uso de redes neuronales predictivas aplicadas a la estimación de precios futuros del kilogramo de alverja en la central de abastos de Bucaramanga, puede ser una herramienta que ayuda administrativa en la planeación estratégica de los cultivos. Si bien es sabido que existen diversas variables que alteran los valores de la rentabilidad de los cultivos, conocer una aproximación del precio del producto con un error medio de 7.7%.

Como trabajos futuros se propone incluir otras variables de entrada como lo son: boletines de pronóstico del clima, añadir niveles de viento (estos pueden ocasionar daños en el cultivo), anotaciones de situaciones anómalas lo cual se está implementado en los últimos meses en las plataformas del DANE, precios de la gasolina y estado de las carreteras.

Referencias

- [1] J. A. Davidson, M. Krysinska-Kaczmarek, A. L. Leonforte, and L. S. McMurray, “Resistance to downy mildew (*Peronospora viciae*) in Australian field pea germplasm (*Pisum sativum*),” *Australasian Plant Pathology*, vol. 40, no. 6, pp. 575–582, 2011. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s13313-011-0084-4>.
- [2] S. M. Bhosle and R. Makandar, “Comparative proteomic analysis reveals molecular differences between incompatible and compatible interaction of *Erysiphe pisi* in garden pea,” *Microbiological Research*, vol. 248, no. March, p. 126736, 2021. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0944501321000422>.
- [3] Y. H. Park et al., “Screening and characterization of endophytic fungi of *Panax ginseng* Meyer for biocontrol activity against ginseng pathogens,” *Biological Control*, vol. 91, pp. 71–81, 2015. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1049964415300177>.
- [4] H. H. A. El-Sharkawy, M. S. Abbas, A. S. Soliman, S. A. Ibrahim, and I. A. I. El-Nady, “Synergistic effect of growth-promoting microorganisms on bio-control of *Fusarium oxysporum* f. sp. *lisi*, growth, yield, physiological and anatomical characteristics of pea plants,” *Pesticide Biochemistry and Physiology*, vol. 178, no. May, p. 104939, 2021. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S004835752100170X>.
- [5] E. Barilli, J. C. Sillero, E. Prats, and D. Rubiales, “Resistance to rusts (*uromyces pisi* and *u. viciae-fabae*) in pea,” *Czech Journal of Genetics and Plant Breeding*, vol. 50, no. 2, pp. 135–143, 2014. Disponible en: https://cjpgb.agriculturejournals.cz/artkey/cjg-201402-0015_resistance-to-rusts-uromyces-pisi-and-u-viciae-fabae-in-pea.php.
- [6] J. Liang, “Multivariate linear regression method based on SPSS analysis of influencing factors of CPI during epidemic situation,” in *2020 2nd International Conference on Economic Management and Model Engineering (ICEMME)*, 2020, pp. 294–297. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/>

document/9434715.

- [7] Z. Zhang, “Decision Trees for Objective House Price Prediction,” in *2021 3rd International Conference on Machine Learning, Big Data and Business Intelligence (MLBDBI)*, 2021, pp. 280–283. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9731083>.
- [8] Y. Liu and H. Wu, “Prediction of Road Traffic Congestion Based on Random Forest,” in *2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)*, 2017, vol. 2, pp. 361–364. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8283291>.
- [9] Z. Liu, Z. Dang, and J. Yu, “Stock Price Prediction Model Based on RBF-SVM Algorithm,” in *2020 International Conference on Computer Engineering and Intelligent Control (ICCEIC)*, 2020, pp. 124–127. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9361804>.
- [10] S. Sinha and S. Tiwari, “An Improvement in Performance and Computational Cost of ANN Based Wind Speed Prediction System,” in *2019 International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*, 2019, pp. 542–546. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9002315>.
- [11] Z. Yang, X. Peng, P. Wei, Y. Xiong, X. Xu, and J. Song, “Short-Term Wind Power Prediction Based on CEEMDAN and Parallel CNN-LSTM,” in *2022 IEEE/IAS Industrial and Commercial Power System Asia (I&CPS Asia)*, 2022, pp. 1166–1172. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9949917>.
- [12] Q. Ye, X. Yang, C. Chen, and J. Wang, “River Water Quality Parameters Prediction Method Based on LSTM-RNN Model,” in *2019 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, 2019, pp. 3024–3028. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8832885>.
- [13] X. Qi, Y. Gao, Y. Li, and M. Li, “K-nearest Neighbors Regressor for Traffic Prediction of Rental Bikes,” in *2022 14th International Conference on Computer Research and Development (ICCRD)*, 2022, pp. 152–156. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9730527>.
- [14] S. Sridhar and S. Sanagavarapu, “Analysis and Prediction of Bitcoin Price using Bernoulli RBM-based Deep Belief Networks,” in *2021 International Conference on INnovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, 2021, pp. 1–6. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9548422>.
- [15] D. Zhao and F. Chen, “A Hybrid Ensemble Model for Short-Term Traffic Flow Prediction,” in *2022 China Automation Congress (CAC)*, 2022, pp. 3887–3891. Disponible en:
- [16] C. Griesbach, A. Groll, and E. Bergherr, “Addressing cluster-constant covariates in mixed effects models via likelihood-based boosting techniques,” *PLoS ONE*, vol. 16, no. 7 July, pp. 1–17, 2021. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10054817>.
- [17] IDEAM, “Consulta y descarga de datos hidrometereológicos,” 2022. [Online]. Disponible en: <http://dhime.ideam.gov.co/atencionciudadano/>.

[18] DANE, “Estadísticas por tema - Departamento administrativo nacional de estadística,” 2022. [Online].
Disponible en: <https://www.dane.gov.co/>.