**Introducción**

La predicción de la demanda constituye un elemento central en la gestión de cadenas de suministro, pues impacta directamente la planeación de inventarios, la producción y la logística. Modelos estadísticos como ARIMA y SARIMA han demostrado solidez en la captura de patrones estacionales y tendencias lineales (Box, Jenkins, Reinsel, & Ljung, 2015). Sin embargo, en entornos caracterizados por alta volatilidad y múltiples factores externos, estos enfoques presentan limitaciones. En respuesta, técnicas de machine learning como las redes neuronales recurrentes LSTM han ganado relevancia, al permitir modelar relaciones no lineales y dependencias de largo plazo en series de tiempo (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) (Benidis, y otros, 2022). Evidencia empírica en sectores como retail y farmacéutica sugiere que los modelos híbridos (SARIMA–LSTM) superan el desempeño de los métodos tradicionales al integrar interpretabilidad y capacidad de aprendizaje profundo (Falatouri, Salari, & Ashrafi, 2022) (Fourkiotis & Tsadiras, 2024).

En el caso de Sika Colombia, la exactitud actual de los pronósticos de demanda se ubica entre 65% y 70%, lo que genera retos como quiebres de stock en referencias críticas y acumulación de sobreinventario en productos de baja rotación. Esta brecha afecta la planeación de producción, compras y logística, poniendo en evidencia la necesidad de modelos más robustos que incorporen tanto técnicas estadísticas como de machine learning. A diferencia de la práctica común de ajustes manuales al pronóstico, el análisis bajo el marco de *Forecast Value Added (FVA)* permite evaluar objetivamente si las intervenciones, ya sean humanas o algorítmicas, realmente aportan valor al proceso de planeación (Fildes, Goodwin, & De Baets, 2025).

El presente trabajo propone diseñar, implementar y evaluar un modelo de pronóstico de demanda para Sika Colombia, empleando datos históricos de ventas por SKU (2019–2026) y enriquecidos con variables externas como indicadores macroeconómicos, precios de insumos y factores climáticos. Se compararán tres enfoques: SARIMA, LSTM y un modelo híbrido, mediante métricas de desempeño (MAPE, sMAPE, RMSE y Bias) y análisis de FVA, con el propósito de superar la exactitud actual del 70%. Con ello, se espera optimizar la gestión de inventarios, reducir quiebres y sobrestock, y establecer un marco metodológico replicable en otras industrias con características similares.

# **Bibliografía**

Benidis, K., Rangapuram, S. S., Flunkert, V., Wang, B., Maddix, D., Turkmen, C., & ... & Januschowski, T. (2022). Machine learning for time-series forecasting. *IEEE Signal Processing Magazine, 39*(4), 24-44. doi:10.1109/MSP.2022.3144558

Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control.* Hoboken, NJ: John Wiley & Sons. doi:978-1-118-67502-1

Falatouri, T., Salari, M., & Ashrafi, M. (2022). Predictive Analytics for Demand Forecasting – A Comparison of SARIMA and LSTM in Retail SCM. *Procedia Computer Science, 207*, 186-193. doi:10.1016/j.procs.2022.09.024

Fildes, R., Goodwin, P., & De Baets, S. (2025). Forecast Value Added in Demand Planning. *international Journal of Forecasting*. doi:DOI: 10.1016/j.ijforecast.2025.01.002

Fourkiotis, K., & Tsadiras, A. (2024). Applying Machine Learning and Statistical Forecasting. *Forecasting, 6*(2), 234–250. doi:10.3390/forecast6020015

Han, J., & Yang, X. (2025). Smart Supply Chains for Agricultural Products: Key Technologies, Research Progress and Future Direction. *Smart Agricultural Supply Chains*, 1. doi:10.12133/j.smartag.SA202501006

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). The Long Short-Term Memory Algorithm. *Neural Computation, 9*(8), 1735–1780. doi:10.1162/neco.1997.9.8.1735

Tirkolaee, E. B., Abbasian, P., & Weber, G. W. (2022). Hybrid SARIMA–ANN models for demand forecasting in supply chains. *Procedia Computer Science, 200*, 1067–1074. doi:10.1016/j.procs.2022.09.135