**Descripción**

La planeación de la demanda constituye un eje central en la gestión de inventarios y en la eficiencia operativa de las organizaciones industriales. En el caso de Sika Colombia, empresa dedicada a la producción y comercialización de productos químicos para la construcción, se ha identificado que la exactitud de sus modelos de pronóstico se encuentra en torno al 70%. Este nivel de forecast accuracy resulta insuficiente para garantizar un equilibrio adecuado entre la disponibilidad de productos y los costos asociados al almacenamiento, generando tanto quiebres de stock en referencias críticas como sobre inventarios en otras líneas de menor rotación. Dichas condiciones impactan la rentabilidad y el nivel de servicio al cliente, factores estratégicos en un mercado competitivo como el de los materiales de construcción (Fildes, Goodwin, & De Baets, 2025).

Uno de los principales retos en este escenario es la capacidad limitada de los métodos tradicionales para capturar las dinámicas propias de las series temporales en este sector. Estas series suelen presentar tendencias, ciclos y estacionalidades asociadas a los ritmos de la construcción, a la influencia de factores climáticos y a las fluctuaciones de precios de insumos (Makridakis et al., 2023). Los modelos estadísticos como ARIMA y su variante estacional SARIMA han mostrado ser eficaces para representar patrones recurrentes en contextos industriales, especialmente cuando se dispone de datos históricos suficientemente amplios y estructurados (Ratuszny, 2025; Tirkolaee et al., 2022).

No obstante, el desarrollo reciente de técnicas de machine learning ha abierto nuevas posibilidades para mejorar la precisión de los pronósticos. En particular, las redes neuronales recurrentes tipo LSTM se han destacado por su capacidad de capturar dependencias no lineales y de largo plazo en la demanda, siendo aplicadas exitosamente en cadenas de suministro con alta complejidad (Benidis et al., 2022). Sin embargo, se ha advertido la necesidad de evaluar críticamente si las mejoras provienen efectivamente del modelo o de intervenciones subjetivas de los planificadores, lo que refuerza la importancia de procesos de forecasting más objetivos y reproducibles (Fildes et al., 2025).

Para este trabajo se utilizarán datos históricos de ventas de Sika Colombia, con un horizonte de al menos tres años y una frecuencia mensual, desagregados por referencia y línea de producto. Estos datos permitirán modelar el comportamiento de la demanda mediante técnicas estadísticas y de machine learning. Además, se incluirán variables externas relevantes como indicadores de construcción en Colombia (licencias de obra, inversión en infraestructura), condiciones climáticas (precipitación y temperatura), promociones comerciales, precios de insumos críticos y registros de la cadena de suministro (tiempos de entrega y disponibilidad de materias primas). La incorporación de estas variables exógenas tiene como objetivo enriquecer el modelo y aumentar su capacidad predictiva (Han & Yang, 2025).

En este contexto, la problemática central a resolver consiste en determinar qué metodología de aprendizaje supervisado —ya sea un modelo estadístico como SARIMA o un modelo avanzado de deep learning como LSTM— ofrece un mejor desempeño en el caso específico de Sika Colombia, y cómo su implementación contribuye a optimizar la planeación de la producción, la gestión de inventarios y la logística de la organización.

**Objetivo General**

Diseñar, implementar y evaluar un modelo de pronóstico de la demanda, utilizando técnicas de series temporales estadísticas (SARIMA) y de machine learning supervisado (LSTM), incorporando datos históricos de ventas y variables externas relevantes, con el fin de incrementar el nivel de forecast accuracy por encima del 70% y optimizar la planeación de inventarios, la producción y la logística en Sika Colombia.

**Bibliografía**

* Benidis, K., Rangapuram, S. S., Flunkert, V., Wang, Y., Maddix, D. C., Turkmen, C., … Januschowski, T. (2022). Machine learning for time series forecasting: Advances and challenges. IEEE Intelligent Systems, 37(5), 20–29. https://doi.org/10.1109/MIS.2021.3077895
* Fildes, R., Goodwin, P., & De Baets, S. (2025). Forecast value added in demand planning. International Journal of Forecasting, 41(2), 649–669. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2024.07.006>
* Han, J., & Yang, X. (2025). Smart supply chains for agricultural products: Key technologies, research progress and future direction. Smart Agriculture, 7(1), 63–78. https://doi.org/10.12133/j.smartag.SA202501006
* Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2023). The M5 competition: Conclusions and implications. International Journal of Forecasting, 39(1), 1–21. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.013
* Ratuszny, E. (2025). The Long Short-Term Memory Algorithm and the Autoregressive Integrated Moving Average Approach in Business Tendency Survey. Central European Journal of Economic Modelling and Econometrics. https://doi.org/10.24425/cejeme.2025.155562
* Tirkolaee, E. B., Abbasian, P., Weber, G. W., & Sadeghi, S. (2022). A novel hybrid SARIMA–ANN model for demand forecasting in supply chain management. Procedia Computer Science, 200, 320–328. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.298>