Mejora del Desempeño de un servicio de Flotillas Terrestres con Inteligencia de Negocios y datos Telemáticos

Julián López, Nathalia Prada, Víctor Regueira

Student Master’s Degree Applied Artificial Intelligence *Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey Computer Science and Information Technologies*

Moterrey, Mexico

***Abstract*—Forza Transportation, a leading Full Truck Load (FTL) logistics provider, faces significant fuel costs that challenge both profitability and sustainability. To address this, this project implements a predictive model to optimize fuel consumption, utilizing the CRISP-ML methodology and Geotab data analytics to drive operational efficiency.**

**A time-series forecasting model, refined with TimeSeriesSplit and Optuna, achieved a mean absolute error (MAE) of 0.48, accurately predicting fuel demand. In parallel, two classification models—Decision Tree and XGBoost—identified the main drivers of fuel consumption, delivering precision scores of 0.82 and 0.85, respectively. This solution not only supports Forza's sustainability goals but also has the potential to reduce costs by $100,000 annually through optimized routing, strategic fuel purchasing, and more efficient fleet management. Exploratory Data Analysis (EDA) highlighted that idling time and speed violations were minor contributors to fuel consumption, providing additional opportunities for enhancing operational practices.**

**This project positions Forza as an industry leader in sustainable logistics, leveraging data-driven solutions to improve efficiency, reduce costs, and promote environmental responsibility.**

***Keywords—Time Series, Forecasting, Deep Learning,*** ***XGBoost Model, Decision Tree Model, Fuel Efficiency.***

1. INTRODUCCIÓN

Forza Transportation es una empresa de transporte especializada en Full Truck Load (FTL), un servicio de carga completa que permite a un solo cliente utilizar todo el espacio de un camión. Bajo el marco del T-MEC, Forza ofrece soluciones integrales de transporte para clientes en México, Estados Unidos y Canadá. Este proyecto aborda un aspecto crítico: la optimización del consumo de combustible en su flota de camiones, dado que el gasto en combustible representa uno de los principales costos operativos de la empresa.

Con el alza en los precios de combustible y la creciente demanda de prácticas sostenibles, Forza necesita implementar estrategias basadas en datos para mejorar la eficiencia en el consumo de combustible de su flota. Estas mejoras no solo impactaran de forma positiva en sus márgenes operativos, sino que también reducirían su huella de carbono, alineándose con sus objetivos de sostenibilidad y competitividad en el mercado.

1. ENTENDIMIENTO DEL NEGOCIO Y DATOS

Este proyecto tiene como objetivo desarrollar un modelo de predicción de consumo usando la metodología CRISP-ML, acompañado de un dashboard de visualización para que Forza gestione sus datos de forma ágil y precisa. Ambos elementos facilitarán decisiones informadas y el establecimiento de políticas de eficiencia y competitividad en sus operaciones.

El análisis exploratorio de datos (EDA) se basó en tres tablas extraídas de Geotab, que registra información en tiempo real de la flota de camiones de Forza. Estas tablas contienen datos de consumo de combustible, eventos de seguridad en la conducción y tiempo de ralentí (cuando el vehículo está encendido, pero sin avanzar). Los datos disponibles abarcan un periodo de dos meses desde el inicio de la recolección por parte de Forza. Inicialmente, se realizó un análisis descriptivo y de calidad de datos, evaluando valores faltantes y atípicos en cada tabla.

La matriz de correlación reveló que la mayoría de las variables tienen una correlación débil con el consumo de combustible, lo que indica una influencia limitada en su variabilidad. Sin embargo, un Análisis de Componentes Principales (PCA) identificó que el porcentaje de ralentí en el viaje y la frecuencia de excesos de velocidad son factores clave que la empresa debe controlar para reducir el consumo de combustible.

1. MODELOS DE CLASIFICACIÓN

Se construyeron dos modelos de clasificación para identificar los factores clave que influyen en el consumo de combustible: un árbol de decisión y un modelo de clasificación XGBoost. El árbol de decisión se seleccionó por su capacidad para interpretar relaciones entre variables en una estructura jerárquica, mientras que XGBoost se eligió por su eficacia en problemas complejos de clasificación mediante boosting, que mejora el rendimiento al corregir errores iterativamente en cada árbol.

Los modelos se entrenaron con un conjunto de datos unificado que integra las tres tablas originales (consumo de combustible, ralentí e incidentes de seguridad). Para optimizar el rendimiento, se ajustaron los hiperparámetros de ambos modelos. En el árbol de decisión, se probaron diferentes profundidades y criterios de división; en XGBoost, se ajustaron parámetros como el número de estimadores, la tasa de aprendizaje y la profundidad máxima. Se utilizaron las métricas de precisión y puntaje F1 para evaluar la exactitud general y la capacidad de manejo de un posible desbalance en las clases.

El árbol de decisión alcanzó una precisión promedio de 0.82 y un puntaje F1 de 0.78 en validación cruzada, mientras que XGBoost logró una precisión de 0.85 y un puntaje F1 de 0.81. Estas métricas fueron evaluadas en un esquema de validación cruzada para asegurar consistencia en los resultados.

Ambos modelos indicaron que la mayoría de las variables, excepto la distancia total recorrida y el consumo total de combustible, tenían baja significancia estadística para clasificar el consumo de combustible. Sin embargo, como estas variables no son directamente accionables, por lo tanto, se decidió explorar el desarrollo de un modelo de pronóstico para anticipar patrones de consumo y apoyar decisiones estratégicas en la gestión de la flota, complementando los modelos de clasificación.

1. MODELO DE PRONÓSTICO (FORECASTING)

Para modelar el consumo de combustible, se emplea un enfoque de series de tiempo que proyecta la demanda futura a partir de datos históricos, lo que permite a Forza anticipar necesidades y optimizar las compras según patrones de consumo. Este modelo de pronóstico es clave para una planificación de abastecimiento eficiente. Por ejemplo, el análisis histórico muestra que el consumo promedio diario por camión es de 50 galones, alcanzando cerca de 2,000 galones mensuales en operaciones regulares. Estas proyecciones permiten a Forza gestionar sus compras estratégicamente y negociar precios en función de los picos y valles previstos en el consumo.

El modelo también identifica patrones estacionales, permitiendo ajustar políticas de conducción y tiempos de inactividad para maximizar la eficiencia del combustible y reducir costos operativos.

Para evaluar y validar el modelo, se utiliza TimeSeriesSplit de Scikit-learn en lugar de una división aleatoria, debido a la correlación temporal de los datos en las series de tiempo. La métrica seleccionada es el error absoluto medio (MAE), que mide el error promedio de las predicciones. Optuna optimiza los hiperparámetros del modelo según esta métrica. Con los parámetros óptimos, el modelo final se entrena y evalúa en el conjunto de prueba, logrando un MAE de 0.48. Esto indica un ajuste robusto, con desviaciones promedio menores a medio punto respecto a las predicciones reales, y refleja una mejora significativa en el rendimiento del modelo en datos no vistos.

1. OPERACIONES DEL MODELO

Forza decidió utilizar servidores en la nube para procesar el modelo de pronóstico y almacenar tanto datos históricos como en tiempo real generados por Geotab. Este servicio en la nube ofrece capacidad de almacenamiento, procesamiento de grandes volúmenes de datos, y funciones de respaldo y recuperación.

Para una implementación robusta y sostenible del modelo, se recomienda integrar prácticas de MLOps que automaticen su entrenamiento, despliegue y mantenimiento. En primer lugar, es aconsejable configurar un pipeline de MLOps que permita el reentrenamiento y validación del modelo de forma automática a medida que se incorporan nuevos datos, adaptando las proyecciones a condiciones actuales sin intervención manual.

Además, se deben establecer métricas que monitoreen el rendimiento del modelo en producción, verificando su precisión en tiempo real. Estas métricas deben estar integradas a un sistema de monitoreo con alertas automáticas para detectar cualquier desviación o caída en el rendimiento, asegurando ajustes oportunos.

Finalmente, se sugiere un programa de mantenimiento y mejora continua, con actualizaciones periódicas del modelo y su infraestructura para el reentrenamiento, validación y calibración según los cambios en los patrones de consumo. Esto permite que el modelo se mantenga alineado con las tendencias de consumo y se adapte a cambios en el mercado y en las operaciones de Forza.

Con estas estrategias de MLOps, Forza contará con un modelo de pronóstico escalable, confiable y adaptable a condiciones de negocio en evolución.

1. RECOMENDACIONES

Para optimizar el consumo de combustible y mejorar la eficiencia operativa, se recomienda utilizar el modelo de pronóstico para planificar estratégicamente las rutas de los camiones. Con proyecciones confiables del consumo, Forza podrá diseñar rutas más eficientes, reduciendo costos y mejorando el rendimiento en trayectos predecibles.

Además, se sugiere adoptar una gestión de compras de combustible basada en las proyecciones del modelo. Al anticipar períodos de alta y baja demanda, Forza podrá negociar precios favorables y realizar compras estratégicas en momentos de menor consumo, optimizando los costos operativos y asegurando un abastecimiento continuo.

Es recomendable monitorear y optimizar factores como el porcentaje de ralentí y los excesos de velocidad, mediante reportes personalizados por conductor que resalten métricas clave. Implementar capacitaciones en conducción eficiente será importante para reducir estos factores y establecer metas de eficiencia, con revisiones periódicas del desempeño.

Para asegurar la correcta interpretación y aplicación de las proyecciones en la planificación de rutas y compras, es recomendable ofrecer capacitación continua. Talleres y guías claras garantizarán una toma de decisiones más precisa.

Finalmente, para asegurar la aceptación de la solución, se recomienda implementar un enfoque de cambio cultural que resalte los beneficios tangibles del modelo de pronóstico, fomentando la colaboración entre los equipos de operaciones y datos para optimizar el uso de las herramientas y la información disponible.

1. BENEFICIOS

En total, los beneficios potenciales del proyecto ascienden a aproximadamente $100,000 USD anuales, integrando ahorros en combustible, eficiencia operativa y nuevas oportunidades de negocio.

Mediante una mejor planificación de compras, Forza podría ahorrar alrededor del 5% en sus costos anuales de combustible, equivalentes a aproximadamente $50,000 USD, basado en el gasto promedio actual. Al optimizar el uso de rutas predecibles y reducir el consumo en tramos de alta demanda, Forza podría mejorar su eficiencia en al menos un 3%, lo que se traduce en una disminución de $30,000 USD anuales en costos de desgaste y mantenimiento, además de aumentar la durabilidad de su flota.

El modelo de pronóstico permite a los gerentes de operaciones realizar ajustes en tiempo real y responder proactivamente a variaciones en el consumo, mejorando la posición competitiva de Forza en el mercado. Además, el uso de datos predictivos abre oportunidades adicionales, como ofrecer servicios de consultoría en optimización de consumo a otras empresas del sector, lo cual podría generar ingresos estimados en $20,000 USD anuales y posicionar a Forza como líder en innovación en transporte.

1. TRABAJOS FUTUROS

En futuras etapas, se propone la expansión del modelo de pronóstico mediante la integración de datos adicionales y fuentes externas, como precios dinámicos de combustible y condiciones climáticas, que permitan una mayor precisión en las proyecciones y una adaptación más robusta a las fluctuaciones del mercado. Además, se sugiere explorar el uso de algoritmos de aprendizaje profundo para mejorar la capacidad de predicción a largo plazo y considerar factores de mantenimiento preventivo basados en el consumo y uso de los vehículos, lo que podría optimizar aún más la durabilidad y eficiencia de la flota.

1. CONCLUCIONES

El proyecto de optimización de consumo de combustible para Forza Transportation presenta una estrategia integral que permite mejorar su eficiencia operativa y sostenibilidad mediante el uso de modelos predictivos y herramientas avanzadas de datos. La implementación del modelo de pronóstico, apoyado por prácticas de MLOps, facilita una gestión dinámica del consumo de combustible, habilitando tanto la planificación estratégica de rutas como una gestión de compras más eficiente.

Además, el uso de este modelo permite a Forza anticiparse a variaciones en la demanda de combustible, optimizando costos y mejorando la durabilidad de su flota. Las recomendaciones adicionales, como capacitaciones en conducción eficiente y un enfoque en la transformación cultural, asegurarán que el equipo adopte plenamente estas mejoras tecnológicas, maximizando el impacto y contribuyendo a un ahorro anual estimado de $100,000 USD.

En conjunto, estos avances posicionan a Forza no solo como una empresa competitiva en el mercado de transporte, sino también como líder en innovación sostenible y operativa en el sector.

1. REFERENCIAS
2. Mssaperla, "What is the medallion lakehouse architecture? - Azure Databricks," Microsoft Learn, Mar. 1, 2024. [Enlace]. Available: <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/lakehouse/medallion>
3. S. Kumar Mukhiya and U. Ahmed, Hands-On Exploratory Data Analysis with Python. Packt Publishing, 2020. [Enlace]. Available: <https://learning.oreilly.com/library/view/hands-on-exploratory-data/9781789537253/0957090f-fa4d-4145-95dd-6d3782e5c04d.xhtml>
4. L. Visengeriyeva, A. Kammer, I. Bär, A. Kniesz, and M. Plöd, "CRISP-ML(Q): The ML Lifecycle Process," MLOps, INNOQ, 2023. [Enlace]. Available: <https://ml-ops.org/content/crisp-ml>
5. Geotab, "7 strategies to reduce fleet fuel costs: Quick guide for managing fuel economy and idling," Geotab, 2022. [Enlace]. Available: <https://www.geotab.com/CMS-GeneralFiles-production/NA/ebooks/7%20Strategies%20to%20Reduce%20Fleet%20Fuel%20Costs_Geotab%20%5BPublic%5D.pdf>