**PREDICCIÓN DE PORTABILIDAD NUMÉRICA MEDIANTE MODELOS DE MACHINE LEARNING PARA CLIENTES POSPAGO DE WINCALL (OPERADOR MÓVIL DE COLOMBIA).**

1. **RESUMEN**

El sector de las telecomunicaciones en Colombia, al igual que en otros países, mantiene una competencia intensa, con un nivel de penetración de servicios de telefonía móvil superior al 170%, según la CRC, lo cual implica que para crecer es necesario atraer clientes desde la competencia al tiempo que se conserva la base propia.

Wincall inició operaciones en Colombia en el año 2021 y, al ser el cuarto operador móvil, con un 11% del mercado pospago, debe implementar estrategias efectivas en la retención de los clientes actuales. El presente proyecto se enfoca en la implementación de modelos de machine learning que permitan identificar con una precisión superior al 80% los clientes que potencialmente abandonarán la compañía (churn) utilizando las técnicas actuales de tratamiento de datos, selección de características, balanceo de clases y explicación de variables que permitan interpretar los resultados de los modelos utilizados para la toma de mejores decisiones.

Palabras clave: churn, portabilidad de clientes, machine learning, modelos de predicción, comunicaciones móviles, telecomunicaciones.

1. **INTRODUCCIÓN**

En servicios de comunicación móvil, los clientes tienden a cambiar frecuentemente de operador debido al bajo costo financiero asociado a este trámite (Ribeiro et al., 2024).

Las investigaciones han probado que es cinco veces más barato conservar clientes existentes que adquirir uno nuevo, principalmente por la escala de la inversión en publicidad y promoción que se requiere, por lo que la retención de clientes se ha vuelto muy importante para impulsar la rentabilidad y la sostenibilidad (Mohaimin et al., 2025; Thangeda et al., 2024).

Actualmente, las compañías (de telecomunicaciones) son conscientes de que sus bases de datos de clientes existentes son su mejor activo, más aún, en el segmento de subscripciones pospago (Melian et al., 2022). La predicción de la portabilidad de los clientes está ganando popularidad entre la comunidad de investigación y es un paradigma poderoso que respalda las decisiones operativas basadas en datos. Esta predicción y análisis con modelos de machine learning se basa en métricas de desempeño tales como la precisión, recall, f1-score y accuracy (Agasti et al., 2024).

Recientemente se compararon varios métodos de machine learning para la predicción de portabilidad que incluyen Regresión Lineal, Naïve Bayes, SVM, Decision Trees, Random Forest, XGBoost, CatBoost, adaBoost, y extra tree classifier. Los resultados experimentales mostraron que los algoritmos ensamblados fueron los modelos más exactos, logrando un AUC del 84% y sobresaliendo en métricas mencionadas (accuracy, precision, recall, y F1-score) (Asif et al., 2025).

**2.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA**

Con el fin de estimular la competencia, en Colombia, la Ley 1341 de 2009 y la Resolución CRC 2355 de 2010, hicieron posible que, a partir del 29 de julio de 2011, fuera una realidad la portabilidad numérica, que no es otra cosa que el derecho de un cliente a cambiarse de operador conservando el número de su línea telefónica.

De acuerdo con (Comisión de Regulación de Comunicaciones [CRC], 2025), para el segundo trimestre de 2025 se evidenció que, para los Operadores Móviles de Red (OMR), en cuanto a resultados netos, es decir, la diferencia entre la cantidad de clientes que llegan a un operador menos la cantidad de quienes se van a la competencia, los resultados fueron los siguientes: “*en primer lugar, se ubica Movistar con un resultado neto positivo 182,4 mil operaciones netas entre abril y junio de 2025; Claro obtuvo un resultado neto positivo de 122,9 mil operaciones equivalente a una variación negativa de 5,3% frente al mismo periodo del año anterior. De otro lado, Wincall y Tigo presentaron valores netos negativos de la siguiente manera: Wincall obtuvo resultado neto de -110,4 mil operaciones de portación, mientras que Tigo registró un resultado neto negativo de -175,9 mil”.*

Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Aun cuando hay una mejoría en el resultado neto de Wincall con respecto a los dos trimestres finales de 2024, en los cuales fue el operador móvil con mayor resultado neto negativo, el hecho de ser el cuarto operador móvil con un 7,8% del mercado, frente a Claro (45,17%), Movistar (23,58%), Tigo (17,02%) y otros (6,43%), le obliga a establecer una estrategia que le permita reducir la cantidad de clientes que migran a la competencia. Una de las alternativas, que es el objetivo del presente trabajo, consiste en implementar un modelo de machine learning que permita predecir la probabilidad de migración de los clientes pospago incorporando técnicas recientes referentes al balanceo de clases (SMOTE-IPF, ART, AWGAN, ADASYN), un problema típico de la industria de telecomunicaciones; de selección de características y de interpretación de los resultados tales como SHAP, LIME y Gain/Weight/Cover.

Las variables relacionadas con la calidad del servicio (número de quejas), comportamiento de pago (monto facturado), características del plan (antigüedad, servicios ilimitados) y consumo de servicios (telefonía, datos y sms) y compra de servicios adicionales serán tenidas en cuenta en el presente estudio.

**REFERENCIAS**

Comisión de Regulación de Comunicaciones. (21 de agosto de 2025). *Data Flash 2025-011 - Portabilidad Numérica Móvil*. Ministerio de Tecnologías de la Información y Comunicaciones. <https://postdata.gov.co/dataflash/data-flash-2025-011-portabilidad-numerica-movil>

Asif, Daniyal, Muhammad Shoaib Arif, y Aiman Mukheimer. *A Data-Driven Approach with Explainable Artificial Intelligence for Customer Churn Prediction in the Telecommunications Industry*. Results in Engineering 26 (junio de 2025): 104629. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104629>.

Ribeiro, Hugo, Belém Barbosa, António Carrizo Moreira, y Ricardo Gouveia Rodrigues. *Determinants of Churn in Telecommunication Services: A Systematic Literature Review*. Management Review Quarterly 74, n.o 3 (2024): 1327-64. <https://doi.org/10.1007/s11301-023-00335-7>.

Mohaimin, Md Rashed, Bimol Chandra Das, Rabeya Akter, et al. *Predictive Analytics for Telecom Customer Churn: Enhancing Retention Strategies in the US Market*. Journal of Computer Science and Technology Studies 7, n.o 1 (2025): 30-45. <https://doi.org/10.32996/jcsts.2025.7.1.3>.

Melian, Denisa Maria, Andreea Dumitrache, Stelian Stancu, y Alexandra Nastu. *Customer Churn Prediction in Telecommunication Industry. A Data Analysis Techniques Approach*. Postmodern Openings 13, n.º 1 Sup1 (2022): 78-104. https://doi.org/10.18662/po/13.1Sup1/415.

Thangeda, Rahul, Niraj Kumar, y Ritanjali Majhi. *A Neural Network-Based Predictive Decision Model for Customer Retention in the Telecommunication Sector*. Technological Forecasting and Social Change 202 (mayo de 2024): 123250. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123250>.

Agasti, Biswa Ranjan, y Susanta Satpathy. «Predicting Customer Churn in Telecommunication Sector Using Naïve Bayes Algorithm». *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science* 35, n.o 3 (2024): 1610. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v35.i3.pp1610-1617>.