Diseño y evaluación de un modelo inteligente de clasificación de incidentes tecnológicos de soporte TI para optimizar su priorización en proyectos de transformación digital mediante técnicas de aprendizaje automático supervisado

Nombres y apellidos:

Nicolas Esteban Galeano Llanos

Tutor:

Juan Manuel Rua Ascar

Trabajo de investigación presentado como requisito para optar al título de:

Especialista en Gerencia de Proyectos de Transformación Digital

Resumen

El presente proyecto tuvo como propósito evaluar el desempeño de distintos modelos de aprendizaje automático supervisado aplicados a la clasificación de tickets, con especial interés en analizar la influencia de las variables *Impact* y *Urgency* sobre la capacidad predictiva de los modelos. Esta investigación surge de la necesidad de optimizar los procesos de categorización automática en entornos de soporte y atención, donde una clasificación adecuada de los tickets puede contribuir a mejorar la priorización de incidencias, la asignación de recursos y los tiempos de respuesta. En este contexto, el estudio se enfocó en comparar el comportamiento de varios algoritmos de clasificación bajo dos escenarios: uno que incluye las variables *Impact* y *Urgency* y otro en el que dichas variables son excluidas, con el fin de determinar su relevancia dentro del problema abordado.

Para el desarrollo del proyecto se implementaron cuatro algoritmos de aprendizaje supervisado ampliamente utilizados en tareas de clasificación: regresión logística, árbol de decisión, *random forest* y máquina de vectores de soporte (SVM). El rendimiento de estos modelos fue evaluado utilizando métricas reconocidas en la literatura para este tipo de tareas, específicamente *accuracy*, precisión macro, exhaustividad macro y puntuación F1 macro. La elección de estas métricas permitió no solo medir la proporción global de aciertos, sino también valorar de forma más equilibrada la capacidad de cada modelo para clasificar correctamente las diferentes clases, aspecto especialmente importante en contextos donde puede existir desbalance en la distribución de los datos.

Los resultados obtenidos evidenciaron diferencias significativas entre ambos escenarios. Cuando las variables *Impact* y *Urgency* fueron incluidas en el conjunto de entrada,

todos los modelos mostraron un desempeño notablemente superior. En este escenario, el árbol de decisión alcanzó el mejor rendimiento general, registrando los valores más altos en todas las métricas evaluadas, seguido por el modelo SVM, que también presentó resultados sobresalientes. Por su parte, la regresión logística y random forest obtuvieron un rendimiento competitivo, aunque ligeramente inferior al de los dos modelos anteriores, particularmente en las métricas macro.

En contraste, al excluir las variables *Impact* y *Urgency*, se observó una disminución importante en la precisión macro, la exhaustividad macro y la puntuación F1 macro. Aunque la *accuracy* se mantuvo en niveles relativamente altos, esta estabilidad no reflejó completamente la pérdida de capacidad de clasificación equilibrada entre las distintas clases. Este comportamiento sugiere que dichas variables contienen información altamente discriminativa y que su ausencia afecta directamente la calidad de las predicciones, sobre todo al momento de identificar correctamente clases menos representadas. Asimismo, los resultados confirman que la *accuracy*, por sí sola, no es suficiente para evaluar de manera integral el comportamiento de un clasificador en este tipo de problemas, por lo que resulta necesario complementarla con métricas macro.

A partir del análisis realizado, se concluye que las variables *Impact* y *Urgency* desempeñan un papel fundamental en la clasificación automática de tickets, ya que aportan información clave para que los modelos identifiquen con mayor precisión las categorías correspondientes. El estudio también permite establecer que, entre los algoritmos evaluados, el árbol de decisión fue el que mejor aprovechó la información disponible, lo que lo posiciona como una alternativa eficaz para este problema específico. En términos generales, la investigación aporta evidencia sobre la importancia de la selección adecuada de variables en sistemas de clasificación supervisada y destaca la necesidad de utilizar métricas de evaluación

más robustas cuando se trabaja con posibles escenarios de desbalance de clases. Finalmente, los hallazgos obtenidos pueden servir como base para futuras investigaciones orientadas a mejorar sistemas automatizados de atención y gestión de tickets mediante técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático.

***Palabras clave**:* transformación digital, gestión de incidentes, soporte TI, aprendizaje automático supervisado, clasificación de incidentes, priorización automática, inteligencia artificial.

Abstract

This project aimed to evaluate the performance of different supervised machine learning models for ticket classification, with a particular focus on analyzing the effect of including or excluding the variables *Impact* and *Urgency*. The study was motivated by the need to improve automatic classification processes in support and service environments, where an accurate categorization of tickets can contribute to better prioritization, resource allocation, and response times. In this context, the research compared the behavior of several classification algorithms under two scenarios: one including the variables *Impact* and *Urgency*, and another excluding them, in order to determine their relevance within the problem domain.

To carry out the study, four widely used supervised learning algorithms were implemented: logistic regression, decision tree, random forest, and support vector machine (SVM). The performance of these models was assessed using standard evaluation metrics for classification tasks, specifically accuracy, macro precision, macro recall, and macro F1-score. These metrics were selected not only to measure the overall proportion of correct predictions, but also to provide a more balanced evaluation of each model's ability to classify all classes properly, which is especially important in situations where class imbalance may exist.

The results revealed significant differences between the two scenarios. When the variables *Impact* and *Urgency* were included in the input data, all models showed a considerable improvement in performance. In this setting, the decision tree model achieved the best overall results, obtaining the highest values across all evaluated metrics, followed by SVM, which also demonstrated strong performance. Logistic regression and random forest produced

competitive results as well, although their scores were slightly lower, particularly in the macro-level metrics.

In contrast, when *Impact* and *Urgency* were excluded, a substantial decline was observed in macro precision, macro recall, and macro F1-score. Although accuracy remained relatively high, this metric alone did not fully reflect the loss in the models' ability to classify all classes in a balanced manner. This behavior suggests that these variables contain highly discriminative information, and that their absence directly affects prediction quality, especially when identifying less represented classes. The findings also confirm that accuracy alone is not sufficient to comprehensively evaluate a classifier in this type of problem, making it necessary to complement it with macro-level metrics.

Based on the analysis, it can be concluded that *Impact* and *Urgency* play a fundamental role in automatic ticket classification, as they provide key information that helps models identify the appropriate categories more accurately. The study also shows that, among the evaluated algorithms, the decision tree model made the best use of the available information, making it an effective alternative for this specific problem. Overall, this research contributes evidence on the importance of feature selection in supervised classification systems and highlights the need to use more robust evaluation metrics when dealing with potentially imbalanced data. Finally, the findings may serve as a basis for future research aimed at improving automated ticket management and customer support systems through artificial intelligence and machine learning techniques.

Keywords: digital transformation, incident management, IT support, supervised machine learning, incident classification, automatic prioritization, artificial intelligence.

Referencias

Synne, L. K., & Rajasekharan, J. (2024). Automatic standard building category classification from smart meter data: A supervised learning approach. *Energy & Buildings*.

AXELOS. (2019). *ITIL foundation: ITIL 4 edition*. The Stationery Office.

Bharadwaj, A., El Sawy, O. A., Pavlou, P. A., & Venkatraman, N. (2013). Digital business strategy: Toward a next generation of insights. *MIS Quarterly, 37*.

Bonechi et al. (2024). Enhancing customer support in banking: Leveraging AI for efficient ticket classification.

Brzezinska, N., & Drabek. (2025). A hybrid knowledge-based machine learning approach for ticket classification in the AWS cloud.

Davenport, T., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*.

Díaz, I. R. (2024). *Diseño de una estrategia de transformación digital para el canal directo*.

Google Developers. (s. f.). *Aprendizaje supervisado*. https://developers.google.com/machine-learning/intro-to-ml/supervised?hl=es-419

Guerrero, T. (2025). *Prototipo de agente de inteligencia artificial para la asistencia de operadores call center de Domicity SAS*.

IBM. (s. f.). *¿Qué es la transformación digital?* https://www.ibm.com/es-es/think/topics/digital-transformation

IBM. (s. f.). *What is supervised learning?* https://www.ibm.com/think/topics/supervised-learning

Lecina, E. (2026). HelpAgent: An explainable framework for transparent and user-centered helpdesk ticket classification.

Long, Y., & Yijie, S. (2017). Research on abnormal traffic classification of web camera based on supervised learning and semi-supervised learning. *2017 3rd IEEE International Conference on Computer and Communications*.

López, S. R. (2023, 9 de noviembre). *¿Qué es un incidente de TI?* ManageEngine. https://www.manageengine.com/latam/blog/general/que-es-un-incidente-de-ti-2.html

ManageEngine. (s. f.). *IT incident management*. https://www.manageengine.com/products/service-desk/it-incident-management.html

McKinsey. (2024). *The state of AI*.

OECD. (2026, 12 de agosto). *OECD AI principles*. https://oecd.ai/en/ai-principles

Páez-Gabriunas, I. (2019). *Transformación digital en organizaciones*. https://simehbucket.s3.amazonaws.com/miscfiles/transformacion-digital-en-las-organizaciones_3vf8ts3e.pdf

Saravanan, R., & Sujatha, P. (2018). A state of art techniques on machine learning algorithms: A perspective of supervised learning approaches in data classification. IEEE.

Serhan, T., & Ruti, P. (2026). A comparative analysis of supervised learning techniques for level of service classification and delay prediction at signalized intersections. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*.

Shrestha et al. (2019). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California Management Review*.

Stanford HAI. (s. f.). *What is supervised learning?* https://hai.stanford.edu/ai-definitions/what-is-supervised-learning

Uyehara, A. A. (2016). *Modelo de gestión de incidentes*. Dialnet.

Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems*, 118–144.

Warner, K.-S. R., & Wäger, M. (2019). Building dynamic capabilities for digital transformation: An ongoing process of strategic renewal. *Long Range Planning*, 326–349.

Westerman, G., Bonnet, D., & McAfee, A. (2014). *Leading digital: Turning technology into business transformation*. Harvard Business Review Press.