**2. Resumen ejecutivo.**

Esta propuesta de investigación tiene como finalidad desarrollar una metodología que integre a los sistemas de colas —incluyendo los llamados sistemas de visitas— con algoritmos de aprendizaje automático (Machine Learning), en particular el aprendizaje supervisado. Este enfoque busca optimizar políticas de servicio bajo condiciones de estacionareidad, permitiendo adaptabilidad y mejora continua en tiempo real. La investigación se estructura en tres etapas: modelado teórico con base en procesos de Markov estacionarios; implementación de algoritmos de aprendizaje supervisado y por refuerzo; y validación mediante simulación computacional en Python y R. La propuesta se integra en el campo de las matemáticas aplicadas y ciencia de datos, con aplicaciones directas en telecomunicaciones, logística y manufactura, así como en procesos de selección. El impacto potencial abarca tanto avances teóricos en teoría de colas como el desarrollo de herramientas prácticas para sistemas adaptativos. Se espera que los resultados incluyan publicaciones científicas, presentación de resultados en congresos, simposios o foros, y recomendaciones de políticas de servicio. Este proyecto se alinea completamente con los objetivos de la convocatoria de Ciencia Básica y de Frontera 2025, al fomentar investigación innovadora, interdisciplinaria y de impacto nacional

(**1110 caracteres**)

**3. Objetivo general** Desarrollar un marco matemático-computacional que integre algoritmos de aprendizaje automático, particularmente aprendizaje por refuerzo, en modelos de sistemas de colas con extensión natural a los sistemas de visitas, con el fin de optimizar dinámicamente las políticas de servicio en entornos variables. Esta integración permitirá formular modelos estocásticos adaptativos, basados en cadenas y procesos de Markov, con la capacidad de ajustar sus decisiones en tiempo real y mejorar indicadores de desempeño tales como los tiempos de espera, tiempos de servicio y tiempos de salida del sistema. Este objetivo se alinea con la convocatoria al fomentar investigación de frontera que articula matemáticas aplicadas, ciencia de datos y teoría de colas, con aplicaciones en sectores estratégicos previamente señalados.

(**736 caracteres)**

**4. Objetivos específicos**

* Desarrollar modelos estocásticos para sistema de visitas que integren decisiones basadas en algoritmos de aprendizaje automático, considerando condiciones de funcionamiento reales.
* Analizar teóricamente la estabilidad y convergencia de los modelos híbridos mediante técnicas de probabilidad y procesos estocásticos, en particular cadenas de Markov estacionarias y procesos de Markov estacionarios.
* Comparar cuantitativamente políticas tradicionales (cerrada, exhaustiva y k-limitada) con políticas aprendidas por algoritmos de Machine Learning, en distintos escenarios simulados.
* Implementar prototipos de simulación en Python/R y validar los resultados mediante pruebas en ambientes controlados, utilizando métricas de desempeño estandarizadas en el área.

**(775 caracteres)**

**5. Antecedentes**

Los sistemas de espera modelan situaciones en las que usuarios arriban a una o más colas para recibir un servicio según una política establecida, como la regla *first in, first out* (FIFO). Los tiempos entre llegadas y la capacidad de las colas —ya sea finita o infinita— son elementos centrales para caracterizar su comportamiento. A partir de estas características, se definen métricas de desempeño como el tiempo promedio de espera, atención y servicio, fundamentales para describir la eficiencia del sistema bajo condiciones de estacionareidad.

Una extensión natural de estos modelos son las redes de colas, en las que múltiples estaciones con servidores propios operan de forma simultánea. Estas redes permiten representar sistemas reales como supermercados, centros de atención telefónica o procesos industriales, donde los usuarios pueden circular entre diferentes puntos de servicio.

Además de las redes de colas tradicionales, los sistemas de visitas representan una configuración donde uno o varios servidores se desplazan entre diferentes colas. A diferencia de las redes clásicas, las estaciones pueden ser atendidas de manera secuencial bajo políticas cíclicas, aleatorias o deterministas. Este enfoque introduce el concepto de tiempo de traslado entre colas y da lugar a métricas específicas como la longitud promedio de la cola o el tiempo de servicio por estación. Las políticas de atención también varían: desde esquemas que solo atienden a quienes ya están en la cola al llegar el servidor, hasta modelos que incluyen a quienes llegan mientras el servicio está en curso.

Dentro de esta clase, los llamados *polling systems* constituyen un caso paradigmático: un único servidor o varios servidores visitan múltiples colas siguiendo una política definida. Aunque este tipo de sistemas ha sido ampliamente estudiado desde un enfoque probabilístico, suelen operar con parámetros estocásticos.

En contraste, el aprendizaje automático —especialmente el aprendizaje por refuerzo— permite desarrollar políticas de decisión adaptativas, útiles en contextos dinámicos y no estacionarios. En años recientes se han explorado aplicaciones de aprendizaje automático (ML) para simular o mejorar sistemas de atención, particularmente en logística y salud. Sin embargo, estos trabajos a menudo emplean heurísticas empíricas sin un marco matemático formal que integre rigurosamente los principios de la teoría de colas con los algoritmos de ML.

Esta propuesta parte de la hipótesis de que es posible enriquecer los modelos estocásticos mediante decisiones aprendidas a partir de datos, manteniendo propiedades clave como la estabilidad, ergodicidad y convergencia. Se plantea, por tanto, construir un marco unificado que permita representar e implementar sistemas de colas dinámicos, informados por datos y optimizados de manera continua. Esta integración representa una contribución significativa en la frontera entre matemáticas aplicadas y ciencia de datos.

(2927 caracteres)

**6. Hipótesis o pregunta(s**)

1. Es posible construir un modelo mixto que combine herramientas de aprendizaje automático y teoría de colas, bajo condiciones que aseguren la estabilidad del sistema o la existencia de un régimen estacionario.
2. Las medidas tradicionales de desempeño pueden ser superadas mediante algoritmos de aprendizaje supervisado, enfocados en estimar valores promedio de tiempos de servicio, tiempos de permanencia y tiempos de llegada al sistema.
3. Es viable implementar estos algoritmos de aprendizaje automático en lenguajes de programación como R o Python para calcular métricas estándar en sistemas de colas o de visitas.
4. Es posible implementar estos algoritmos de aprendizaje automático considerando, al menos la política de servicio exhaustiva y cerrada.
5. La metodología propuesta puede aplicarse de manera efectiva en sistemas reales como transporte, mecanismos de selección y telecomunicaciones.

(**950 caracteres**)

**7. Pertinencia de la propuesta**

El proyecto se alinea con los objetivos generales de la convocatoria al promover investigación de frontera con enfoque interdisciplinario. Integra matemáticas aplicadas, ciencia de datos y procesos estocásticos para resolver problemas reales en telecomunicaciones y logística. Aporta además al desarrollo de capacidades en áreas estratégicas emergentes. Aunque existe abundante literatura sobre sistemas de colas y visitas, los estudios que vinculan aprendizaje automático —como redes neuronales o aprendizaje por refuerzo— con teoría de colas siguen siendo escasos. Esta propuesta, por tanto, busca cubrir un vacío relevante mediante un marco formal que combine ambos enfoques y abra nuevas rutas de investigación en la modelación de sistemas dinámicos adaptativos.

**(798 caracteres)**

**8. Metodología**

Se realizará una revisión exhaustiva de literatura reciente en teoría de colas, sistemas de visitas y técnicas de ciencia de datos, con énfasis en aprendizaje automático supervisado. A partir de ello, se desarrollarán modelos estocásticos basados en cadenas y procesos de Markov estacionarios. Se implementarán algoritmos de aprendizaje en Python y R, y se construirán simulaciones para evaluar políticas de servicio (exhaustiva, cerrada y limitada). Finalmente, se analizarán propiedades como estabilidad, convergencia y eficiencia mediante el cálculo de medidas de desempeño y estimaciones numéricas. **(800 caracteres)**

**9. Resultados esperados** Se propone desarrollar una metodología formal que mejore el desempeño de los sistemas de colas mediante la integración de técnicas de aprendizaje automático, con énfasis en el aprendizaje supervisado. Se elaborará un artículo científico para ser sometido a revisión en revistas especializadas en matemáticas aplicadas y ciencia de datos. Se construirán programas robustos en R y Python que permitan estimar métricas de desempeño en sistemas de colas y visitas bajo diferentes políticas de servicio. Además, se prevé la participación en eventos académicos para presentar tanto los avances como los resultados finales del proyecto. Finalmente, se aplicará la metodología desarrollada en al menos un sistema real, con el objetivo de validar su eficacia en un entorno práctico.

**(780 caracteres)**

**10. Factores que ponen en riesgo** Los principales riesgos identificados son la complejidad matemática y computacional del modelo, así como la disponibilidad limitada de datos para simulación. Para mitigarlos, se comenzará con modelos simplificados, se realizarán pruebas incrementales y se emplearán datos sintéticos validados. Se contempla además una retroalimentación continua con expertos del área para validar supuestos y enfoques. En cuanto a las aplicaciones, se buscará contar con al menos un modelo funcional que sirva como prototipo para su posterior generalización. Un riesgo adicional es la dificultad para acceder a bibliografía especializada; en respuesta, se considerará la adquisición de fuentes clave mediante licencias digitales o redes institucionales de acceso académico.

**(Caracteres 774)**

**11. Impacto social**

La investigación tiene un alto potencial para mejorar la eficiencia de sistemas de atención al público, como transporte, mecanismos de selección y asignación, telecomunicaciones y logística. La implementación de políticas adaptativas optimizadas mediante aprendizaje automático permitirá reducir tiempos de espera, disminuir costos operativos y mejorar la experiencia de los usuarios en servicios tanto públicos como privados. Asimismo, el uso de modelos estocásticos con integración de datos contribuirá a agilizar los tiempos de cómputo requeridos para estimar medidas de desempeño, permitiendo así una toma de decisiones más rápida y precisa. Estos avances pueden ser clave para mejorar procesos estratégicos en instituciones y empresas que dependen de la eficiencia operativa en entornos dinámicos.

**(792 caracteres)**

**12. Bibliografía**

1. Asmussen, S. (1987). *Applied Probability and Queues*. John Wiley and Sons.
2. Boon, M. A. A., van der Mei, R. D., y Winands, E. M. M. (2011). Applications of polling systems.
3. Chen, M. S., y Yen, H. W. (2011). Applications of machine learning on multi-queue message scheduling. *Expert Systems with Applications, 38*(4), 3323–3335.
4. Chocron, E., Cohen, I., y Feigin, P. (2022). Delay prediction for managing multiclass service systems: An investigation of queueing theory and machine learning approaches. *IEEE Transactions on Engineering Management, 71*, 4469–4479.
5. Disney, R. L., Farrell, R. L., y Morais, P. R. (1973). A characterization of M/G/1 queues with renewal departure processes. *Management Science, 19*(11), 1222–1228.
6. Efrosinin, D., Vishnevsky, V., Stepanova, N., y Sztrik, J. (2025). Use cases of machine learning in queueing theory based on a GI/G/K system.
7. Glynn, P. W. (2022). Queueing theory: Past, present, and future. *Queueing Systems, 100*(3), 169–171.
8. Kleinrock, L. (1975). *Queueing Systems: Volume 1: Theory*. Wiley-Interscience.
9. Kyritsis, A. I., y Deriaz, M. (2019). A machine learning approach to waiting time prediction in queueing scenarios. En *2019 Second International Conference on Artificial Intelligence for Industries (AI4I)* (pp. 17–21). IEEE.
10. Levy, H., y Sidi, M. (1990). Polling systems: Applications, modeling, and optimization. *IEEE Transactions on Communications, 30*(10), 1750–1760.
11. Raeis, M., Tizghadam, A., y Leon-Garcia, A. (2021). Queue-learning: A reinforcement learning approach for providing quality of service. En *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 35*(1), 461–468.
12. Roubos, A. (2007). *Polling Systems and Their Applications*. Vrije Universiteit Amsterdam.
13. Semenova, O. V., y Vishnevskii, V. M. (2006). Mathematical methods to study the polling systems. *Automation and Remote Control, 67*(2), 173–220.
14. Sidi, M., y Levy, H. (1991). Polling systems with simultaneous arrivals. *IEEE Transactions on Communications, 39*(6), 823–827.
15. Sokolov, A., Semenova, O., y Larionov, A. (2024). Examining the performance of a distributed system through the application of queuing theory. En *Distributed Computer and Communication Networks: 26th International Conference, DCCN 2023, Revised Selected Papers* (Vol. 2129, p. 16). Springer Nature.
16. Sutton, R. S., y Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction* (2da ed.). MIT Press.
17. Takagi, H. (1988). Queueing analysis of polling models. *ACM Computing Surveys, 20*(1), 5–28.
18. Vishnevsky, V., y Gorbunova, A. V. (2021). Application of machine learning methods to solving problems of queuing theory. En *Information Technologies and Mathematical Modelling* (pp. 304–316). Springer.
19. Vishnevsky, V., Semenova, O., y Bui, D. T. (2021). Using a machine learning approach for analysis of polling systems with correlated arrivals. En *Distributed Computer and Communication Networks* (pp. 336–345). Springer.
20. Wang, H., y Hart, B. (2025). Queueing theory-based spare parts prediction through machine learning. En *2025 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS)* (pp. 1–7). IEEE.
21. Zhou, Z., Wang, X., y Zhang, C. (2020). Queueing theory meets deep learning.

(3155 caracteres)

**13. Plan de trabajo**

**13.1 Etapa** 1

Escriba en meses, el tiempo que le llevará concluir la etapa

**Etapa 1** 6 meses

**13.2 Descripción de la etapa**

De conformidad con lo establecido en la normatividad aplicable (5000 caracteres)

**14. Agregar metas**

**14.1 Meta 1**

**Descripción de la Meta** (5000 caracteres)

**14. 2 Agregar entregables**

Cantidad Producto

**14.3 Agregar actividades**

**14.4 Actividad**

**14.5 Descripción de la actividad (**300 caracteres**)**