**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**)

**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)**

**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)**

**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)

**Hipótesis o pregunta(s**) de investigación Formule de manera clara y precisa las hipótesis o preguntas de investigación derivadas de los antecedentes, que orientarán el desarrollo del proyecto. (**1000 caracteres**)

**Pertinencia de la propuesta** Explique cómo su propuesta se alinea con el objetivo general de la convocatoria, justificando su relevancia y el aporte potencial al campo de estudio. (800 caracteres)

**Metodología** Indique de forma concisa el diseño metodológico y las herramientas que utilizará para desarrollar su proyecto. (800 caracteres)

**Resultados esperados** Indique de forma clara los principales resultados anticipados, destacando su impacto y contribución al avance del conocimiento en el área (800 caracteres)

**Factores que ponen en riesgo** Factores que ponen en riesgo el cumplimiento del proyecto y las estrategias para prevenirloPosibles obstáculos en la consecución de los objetivos y cómo se abordarán (Caracteres 800)

**Impacto social** ¿Cómo puede beneficar a la sociedad o a sectores específicos el desarrollo del proyecto? **(**800 caracteres)

**Bibliografía** Incluya las referencias bibliográficas clave que sustentan la propuesta, demostrando la solidez teórica y metodológica del proyecto. (3500 caracteres)

**Plan de trabajo**

**Etapa** 1

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

**Etapa 1** 6 meses

**Descripción de la etapa**

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

**Agregar metas**

**Meta 1**

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

**Agregar entregables**

Cantidad Producto

**Agregar actividades**

**Actividad**

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