

Propuesta de Investigación 2025

Integración de Aprendizaje Automático en Sistemas de Colas con Encuestas

Carlos Ernesto Martínez Rodríguez
Universidad Autónoma de la Ciudad de México
Academia de Matemáticas, Colegio de Ciencia y Tecnología
Plantel Casa Libertad

Abril 2025

Índice

1. Carta de Postulación	4
2. Resumen Ejecutivo	6
3. Objetivo General	6
4. Objetivos Específicos	6
5. Antecedentes	7
6. Hipótesis o Preguntas de Investigación	8
7. Pertinencia de la Propuesta	8
8. Metodología	8
9. Resultados Esperados	8
10. Factores de Riesgo y Estrategias	8
11. Impacto Social	9
12. Plan de Trabajo por Etapas	9
13. Plan de Trabajo por Etapas	11
14. Desglose Financiero Estimado por Etapa	13

15.Semblanza	14
16.Publicaciones Destacadas	14
17.Plan de Trabajo por Etapas	14
18.Hipótesis o Preguntas de Investigación	16
19.Pertinencia de la Propuesta	16
20.Metodología	17
21.Resultados Esperados	17
22.Factores de Riesgo y Estrategias	17
23.Impacto Social	17
24.Plan de Trabajo por Etapas	17
25.Plan de Trabajo por Etapas	19
26.Desglose Financiero Estimado por Etapa	21
27.Hipótesis o Preguntas de Investigación	22
28.Pertinencia de la Propuesta	22
29.Metodología	23
30.Resultados Esperados	23
31.Factores de Riesgo y Estrategias	23
32.Impacto Social	23
33.Plan de Trabajo por Etapas	23
34.Plan de Trabajo por Etapas	25
35.Desglose Financiero Estimado por Etapa	27
36.Plan de Trabajo por Etapas	29
37.Plan de Trabajo por Etapas	31
38.Desglose Financiero Estimado por Etapa	31
39.Hipótesis o Preguntas de Investigación	32

40.Pertinencia de la Propuesta	32
41.Metodología	33
42.Resultados Esperados	33
43.Factores de Riesgo y Estrategias	33
44.Impacto Social	33
45.Plan de Trabajo por Etapas	33
46.Desglose Financiero Estimado por Etapa	33
47.Semblanza	34
48.Publicaciones Destacadas	34
49.Bibliografía	35
50.Bibliografía	35

1. Carta de Postulación

Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnologías e Innovación
Presente

Por medio de la presente, la Universidad Autónoma de la Ciudad de México, a través de su representante legal, manifiesta su interés en participar en la convocatoria *Ciencia Básica y de Frontera 2025* como institución beneficiaria del proyecto titulado **Aplicación de Aprendizaje Automático en los Sistemas de Visitas y Teoría de Colas**, el cual será coordinado por el profesor *Carlos Ernesto Martínez Rodríguez*, quien funge como Responsable Técnico.

La institución se compromete a proporcionar los recursos humanos, administrativos y logísticos necesarios para el correcto desarrollo del proyecto, así como a garantizar el cumplimiento de los términos y condiciones establecidos en la convocatoria, incluyendo la normatividad aplicable.

Asimismo, manifiesta que cuenta con registro vigente en el **Sistema Rizoma** y en el **RE-NIECYT** (1701716), y que no mantiene adeudos ni litigios con la **SECIHTI** ni con el extinto **CONAHCyT**.

Sin más por el momento, y reiterando nuestro respaldo institucional, quedamos atentos a cualquier requerimiento adicional.

Atentamente,

M. en C. Juan Carlos Aguilar Franco

Representante Legal

Universidad Autónoma de la Ciudad de México.

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 estacionariedad, 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.¹

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.²

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

¹1110 caracteres y 202 palabras

²736 caracteres y 132 palabras

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.³

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 estacionariedad.

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

³ 775 caracteres y 141 palabras

en la frontera entre matemáticas aplicadas y ciencia de datos.⁴

6. Hipótesis o Preguntas de Investigación

- H1: Es posible construir un modelo híbrido de aprendizaje automático y teoría de colas que preserve la estabilidad del sistema bajo condiciones estocásticas.
- H2: Las políticas de servicio derivadas de algoritmos de ML pueden superar en desempeño (tiempo de espera y throughput) a las políticas tradicionales en entornos no estacionarios.

7. Pertinencia de la Propuesta

El proyecto se alinea con el objetivo general de la convocatoria al impulsar la investigación de frontera con enfoque interdisciplinario. Integra matemáticas aplicadas, ciencia de datos y sistemas estocásticos para abordar problemas reales en telecomunicaciones y logística. Además, contribuye a la formación de capacidades en áreas estratégicas y emergentes.

8. Metodología

Se realizará una revisión exhaustiva de literatura en teoría de colas, aprendizaje por refuerzo y polling systems. Se construirán modelos estocásticos con base en procesos de Markov y semi-Markov. Se implementarán algoritmos de aprendizaje en Python/R y se desarrollarán simulaciones para evaluar políticas de servicio. Se analizarán propiedades como estabilidad, convergencia y eficiencia mediante técnicas matemáticas y computacionales.

9. Resultados Esperados

Desarrollo de una teoría unificada entre aprendizaje automático y sistemas de colas. Publicaciones científicas en matemáticas aplicadas y ciencia de datos. Prototipos funcionales de simulación y visualización. Contribuciones a la optimización de políticas de servicio en sectores clave.

10. Factores de Riesgo y Estrategias

Los principales riesgos son la complejidad matemática y computacional del modelo y la disponibilidad de datos para simulación. Para mitigarlos, se iniciará con modelos simplificados, se realizarán pruebas incrementales y se utilizarán datos sintéticos validados. Se prevé retroalimentación continua con expertos del área.

⁴2927 caracteres y 498 palabras

11. Impacto Social

La investigación tiene potencial para mejorar significativamente la eficiencia de sistemas de atención al público, telecomunicaciones y logística. El uso de políticas adaptativas optimizadas mediante ML puede reducir tiempos de espera, costos operativos y mejorar la experiencia de usuarios en servicios públicos y privados.

12. Plan de Trabajo por Etapas

Etapas 1 — Año 2025 (Duración: 6 meses)

Descripción: Durante esta primera fase se establecerán las bases conceptuales y matemáticas del proyecto. Se realizará una revisión exhaustiva de la literatura en teoría de colas, procesos estocásticos, y aprendizaje por refuerzo. Posteriormente, se formularán modelos base de polling systems con estructuras dinámicas, y se definirán formalmente las variables relevantes y métricas de desempeño. Se comenzará con la implementación de simulaciones iniciales de políticas clásicas (round-robin, gated, exhaustive) como referencia para análisis comparativo.

Metas:

- Realizar revisión bibliográfica y sistematización de modelos existentes de colas y aprendizaje automático.
- Formular modelos matemáticos estocásticos básicos y definir métricas clave de desempeño.

Entregables:

- Documento técnico con marco teórico y estado del arte.
- Prototipo de simulación inicial de políticas tradicionales en sistemas de colas.

Actividades:

- Revisión de al menos 50 artículos clave sobre ML y teoría de colas. (97 caracteres)
- Modelado en papel y validación formal de condiciones de estabilidad. (91 caracteres)
- Implementación de modelos clásicos con Python/SimPy. (67 caracteres)
- Redacción del informe técnico de avance. (49 caracteres)

Etapas 2 — Año 2026 (Duración: 6 meses)

Descripción: Esta fase se centrará en la implementación computacional de los modelos propuestos y en el desarrollo de algoritmos de aprendizaje automático, particularmente aprendizaje por refuerzo. Se diseñarán entornos de simulación para probar políticas de servicio aprendidas dinámicamente y se compararán con políticas tradicionales. También se

trabajaré en la recolección de datos simulados y en la evaluación del rendimiento de los modelos mediante métricas cuantitativas.

Metas:

- Desarrollar e implementar algoritmos de ML adaptados a sistemas de colas.
- Diseñar un entorno de simulación robusto para pruebas comparativas.

Entregables:

- Código funcional de algoritmos de aprendizaje por refuerzo.
- Informe de simulación con análisis comparativo y visualizaciones.

Actividades:

- Codificación de entorno de simulación en Python con ML. (61 caracteres)
- Integración de modelos de aprendizaje tipo Q-Learning. (59 caracteres)
- Generación de conjuntos de datos sintéticos controlados. (58 caracteres)
- Redacción del informe de resultados y visualizaciones. (56 caracteres)

Etapas 3 — Año 2027 (Duración: 6 meses)

Descripción: La última etapa estará enfocada en la validación teórica y práctica de los resultados obtenidos. Se realizarán análisis de estabilidad, convergencia y desempeño. Se prepararán artículos científicos para su publicación en revistas de alto impacto. También se desarrollará una herramienta de visualización interactiva y se socializarán los hallazgos con la comunidad académica.

Metas:

- Validar matemáticamente los modelos desarrollados.
- Publicar y difundir los resultados científicos y técnicos del proyecto.

Entregables:

- Artículo científico sometido a revista indexada.
- Herramienta de visualización y reporte final del proyecto.

Actividades:

- Evaluación formal de condiciones de estabilidad. (52 caracteres)
- Envío de artículo a revista científica en matemáticas aplicadas. (68 caracteres)
- Diseño y documentación de herramienta visual en Shiny o Dash. (64 caracteres)
- Presentación de resultados en coloquios y congresos. (52 caracteres)

13. Plan de Trabajo por Etapas

Etapas 1 — Año 2025

Duración: 6 meses

Descripción: Durante esta primera fase se establecerán las bases conceptuales y matemáticas del proyecto. Se realizará una revisión exhaustiva de la literatura en teoría de colas, procesos estocásticos, y aprendizaje por refuerzo. Posteriormente, se formularán modelos base de polling systems con estructuras dinámicas, y se definirán formalmente las variables relevantes y métricas de desempeño. Se comenzará con la implementación de simulaciones iniciales de políticas clásicas (round-robin, gated, exhaustive) como referencia para análisis comparativo.

Metas:

- Realizar revisión bibliográfica y sistematización de modelos existentes de colas y aprendizaje automático.
- Formular modelos matemáticos estocásticos básicos y definir métricas clave de desempeño.

Entregables:

- Documento técnico con marco teórico y estado del arte.
- Prototipo de simulación inicial de políticas tradicionales en sistemas de colas.

Actividades:

- Revisión de al menos 50 artículos clave sobre ML y teoría de colas.
- Modelado en papel y validación formal de condiciones de estabilidad.
- Implementación de modelos clásicos con Python/SimPy.
- Redacción del informe técnico de avance.

Etapas 2 — Año 2026

Duración: 12 meses

Descripción: En esta segunda fase se desarrollarán e implementarán algoritmos de aprendizaje automático, en particular aprendizaje por refuerzo, aplicados a los modelos de colas formulados. Se evaluarán distintas arquitecturas de agentes de decisión adaptativa, midiendo su desempeño contra políticas tradicionales en diversos escenarios simulados. También se realizarán análisis matemáticos sobre estabilidad, convergencia y ergodicidad de los modelos híbridos. Esta etapa busca consolidar la parte computacional y teórica del proyecto mediante simulaciones robustas.

Metas:

- Desarrollar e implementar algoritmos de ML aplicados a los modelos de colas.

- Analizar y validar el comportamiento de los modelos híbridos mediante pruebas computacionales.

Entregables:

- Repositorio de código con políticas de ML implementadas.
- Informe técnico de análisis comparativo de políticas.

Actividades:

- Diseño de entorno de simulación para aprendizaje por refuerzo.
- Implementación de políticas con TensorFlow/Keras.
- Ejecución de simulaciones comparativas en escenarios variables.
- Análisis de resultados y validación con métricas de desempeño.

Etapas 3 — Año 2027

Duración: 12 meses

Descripción: La etapa final se enfocará en la validación empírica de los modelos desarrollados y la preparación de publicaciones científicas. Se realizarán ajustes al modelo con base en los resultados obtenidos y se elaborarán herramientas de visualización de resultados. Además, se integrará un informe final con recomendaciones, implicaciones teóricas y aplicadas, así como posibles rutas para aplicaciones futuras en sectores estratégicos.

Metas:

- Validar los modelos en entornos simulados y ajustar parámetros finales.
- Difundir los resultados a través de publicaciones, presentaciones y herramientas digitales.

Entregables:

- Artículo científico para revista indexada.
- Informe final y repositorio con visualización de resultados.

Actividades:

- Ajuste final de hiperparámetros y simulaciones.
- Redacción y envío de artículo a revista académica.
- Generación de panel de visualización de políticas y desempeño.
- Entrega del informe final y cierre del proyecto.

14. Desglose Financiero Estimado por Etapa

Etapa 1 — Año 2025

- Adquisición de equipo de cómputo (iMac con máxima configuración): \$90,000 MXN
- Adquisición de estación de trabajo científica de alto rendimiento (procesadores múltiples, GPU, 64 GB RAM): \$120,000 MXN
- Adquisición de iPad de gran capacidad (pantalla de 12.9 pulgadas, ideal para lectura científica y anotaciones): \$45,000 MXN
- Monitor auxiliar de alta resolución para soporte en pantallas extendidas: \$25,000 MXN
- Trackpad avanzado compatible con estación de trabajo y iMac: \$8,000 MXN
- Compra de bibliografía especializada (libros, licencias digitales): \$30,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN
- Otros (papelería, servicios): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$358,000 MXN

Etapa 2 — Año 2026

- Participación en congreso nacional/internacional (viaje + inscripción): \$50,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (6 meses): \$60,000 MXN
- Software especializado / licencias (TensorFlow, MatLab, etc.): \$30,000 MXN
- Otros (hospedaje, materiales): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$150,000 MXN

Etapa 3 — Año 2027

- Costo de publicación en revista indexada (open access): \$40,000 MXN
- Desarrollo y despliegue de herramienta web interactiva: \$40,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN
- Otros (traducción, edición, difusión): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$120,000 MXN

Monto total estimado del proyecto: \$628,000 MXN

15. Semblanza

Carlos Martínez Rodríguez es profesor-investigador en la Universidad Autónoma de la Ciudad de México (UACM), adscrito al área de matemáticas aplicadas. Su labor académica se centra en la modelación estocástica, teoría de colas y procesos regenerativos, con aplicaciones interdisciplinarias en ciencia de datos, sistemas de atención, y procesos sociales.

Es autor de diversas publicaciones en plataformas académicas internacionales como *arXiv*, donde ha difundido contribuciones sobre cadenas de Markov, modelos para el análisis de sistemas de salud y procesos de renovación. En *ResearchGate*, mantiene un portafolio activo de investigación aplicada, incluyendo manuscritos de revisión, herramientas teóricas y aportaciones metodológicas. Además, en *Academia.edu* comparte materiales docentes y avances de proyectos que buscan vincular la teoría con problemáticas actuales.

Su producción académica ha influido en el desarrollo de modelos matemáticos con impacto en procesos urbanos, epidemiológicos y administrativos. Como docente, destaca por su compromiso en la formación de jóvenes investigadores e integración de herramientas computacionales para la enseñanza de la probabilidad y la estadística.

Carlos colabora activamente en proyectos de ciencia básica y de frontera, y actualmente impulsa una línea de investigación sobre la incorporación de aprendizaje automático en sistemas estocásticos de servicio.

16. Publicaciones Destacadas

- D. Campos, C.A. Martínez, A. Contreras-Cristán y F. O'Reilly (2010). *Inferences for mixtures of distributions for centrally censored data with partial identification*. Communications in Statistics – Theory and Methods, 39(12), 2241–2263.
- Cuellar, P., Castañeda-Ortiz, E.J., Rosales-Zarza, C., Martínez-Rodríguez, C.E., Canela-Pérez, I., Rodríguez, M.A., Valdés, J., & Azuara-Liceaga, E. (2024). *Genome-Wide Classification of Myb Domain-Containing Protein Families in Entamoeba invadens*.

17. Plan de Trabajo por Etapas

Etapas 1 — Año 2025 (Duración: 6 meses)

Descripción: Durante esta primera fase se establecerán las bases conceptuales y matemáticas del proyecto. Se realizará una revisión exhaustiva de la literatura en teoría de colas, procesos estocásticos, y aprendizaje por refuerzo. Posteriormente, se formularán modelos base de polling systems con estructuras dinámicas, y se definirán formalmente las variables relevantes y métricas de desempeño. Se comenzará con la implementación de simulaciones iniciales de políticas clásicas (round-robin, gated, exhaustive) como referencia para análisis comparativo.

Metas:

- Realizar revisión bibliográfica y sistematización de modelos existentes de colas y aprendizaje automático.

- Formular modelos matemáticos estocásticos básicos y definir métricas clave de desempeño.

Entregables:

- Documento técnico con marco teórico y estado del arte.
- Prototipo de simulación inicial de políticas tradicionales en sistemas de colas.

Actividades:

- Revisión de al menos 50 artículos clave sobre ML y teoría de colas. (97 caracteres)
- Modelado en papel y validación formal de condiciones de estabilidad. (91 caracteres)
- Implementación de modelos clásicos con Python/SimPy. (67 caracteres)
- Redacción del informe técnico de avance. (49 caracteres)

Etapas 2 — Año 2026 (Duración: 6 meses)

Descripción: Esta fase se centrará en la implementación computacional de los modelos propuestos y en el desarrollo de algoritmos de aprendizaje automático, particularmente aprendizaje por refuerzo. Se diseñarán entornos de simulación para probar políticas de servicio aprendidas dinámicamente y se compararán con políticas tradicionales. También se trabajará en la recolección de datos simulados y en la evaluación del rendimiento de los modelos mediante métricas cuantitativas.

Metas:

- Desarrollar e implementar algoritmos de ML adaptados a sistemas de colas.
- Diseñar un entorno de simulación robusto para pruebas comparativas.

Entregables:

- Código funcional de algoritmos de aprendizaje por refuerzo.
- Informe de simulación con análisis comparativo y visualizaciones.

Actividades:

- Codificación de entorno de simulación en Python con ML. (61 caracteres)
- Integración de modelos de aprendizaje tipo Q-Learning. (59 caracteres)
- Generación de conjuntos de datos sintéticos controlados. (58 caracteres)
- Redacción del informe de resultados y visualizaciones. (56 caracteres)

Etapas 3 — Año 2027 (Duración: 6 meses)

Descripción: La última etapa estará enfocada en la validación teórica y práctica de los resultados obtenidos. Se realizarán análisis de estabilidad, convergencia y desempeño. Se prepararán artículos científicos para su publicación en revistas de alto impacto. También se desarrollará una herramienta de visualización interactiva y se socializarán los hallazgos con la comunidad académica.

Metas:

- Validar matemáticamente los modelos desarrollados.
- Publicar y difundir los resultados científicos y técnicos del proyecto.

Entregables:

- Artículo científico sometido a revista indexada.
- Herramienta de visualización y reporte final del proyecto.

Actividades:

- Evaluación formal de condiciones de estabilidad. (52 caracteres)
- Envío de artículo a revista científica en matemáticas aplicadas. (68 caracteres)
- Diseño y documentación de herramienta visual en Shiny o Dash. (64 caracteres)
- Presentación de resultados en coloquios y congresos. (52 caracteres)

18. Hipótesis o Preguntas de Investigación

- H1: Es posible construir un modelo híbrido de aprendizaje automático y teoría de colas que preserve la estabilidad del sistema bajo condiciones estocásticas.
- H2: Las políticas de servicio derivadas de algoritmos de ML pueden superar en desempeño (tiempo de espera y throughput) a las políticas tradicionales en entornos no estacionarios.

19. Pertinencia de la Propuesta

El proyecto se alinea con el objetivo general de la convocatoria al impulsar la investigación de frontera con enfoque interdisciplinario. Integra matemáticas aplicadas, ciencia de datos y sistemas estocásticos para abordar problemas reales en telecomunicaciones y logística. Además, contribuye a la formación de capacidades en áreas estratégicas y emergentes.

20. Metodología

Se realizará una revisión exhaustiva de literatura en teoría de colas, aprendizaje por refuerzo y polling systems. Se construirán modelos estocásticos con base en procesos de Markov y semi-Markov. Se implementarán algoritmos de aprendizaje en Python/R y se desarrollarán simulaciones para evaluar políticas de servicio. Se analizarán propiedades como estabilidad, convergencia y eficiencia mediante técnicas matemáticas y computacionales.

21. Resultados Esperados

Desarrollo de una teoría unificada entre aprendizaje automático y sistemas de colas. Publicaciones científicas en matemáticas aplicadas y ciencia de datos. Prototipos funcionales de simulación y visualización. Contribuciones a la optimización de políticas de servicio en sectores clave.

22. Factores de Riesgo y Estrategias

Los principales riesgos son la complejidad matemática y computacional del modelo y la disponibilidad de datos para simulación. Para mitigarlos, se iniciará con modelos simplificados, se realizarán pruebas incrementales y se utilizarán datos sintéticos validados. Se prevé retroalimentación continua con expertos del área.

23. Impacto Social

La investigación tiene potencial para mejorar significativamente la eficiencia de sistemas de atención al público, telecomunicaciones y logística. El uso de políticas adaptativas optimizadas mediante ML puede reducir tiempos de espera, costos operativos y mejorar la experiencia de usuarios en servicios públicos y privados.

24. Plan de Trabajo por Etapas

Etapas 1 — Año 2025 (Duración: 6 meses)

Descripción: Durante esta primera fase se establecerán las bases conceptuales y matemáticas del proyecto. Se realizará una revisión exhaustiva de la literatura en teoría de colas, procesos estocásticos, y aprendizaje por refuerzo. Posteriormente, se formularán modelos base de polling systems con estructuras dinámicas, y se definirán formalmente las variables relevantes y métricas de desempeño. Se comenzará con la implementación de simulaciones iniciales de políticas clásicas (round-robin, gated, exhaustive) como referencia para análisis comparativo.

Metas:

- Realizar revisión bibliográfica y sistematización de modelos existentes de colas y aprendizaje automático.

- Formular modelos matemáticos estocásticos básicos y definir métricas clave de desempeño.

Entregables:

- Documento técnico con marco teórico y estado del arte.
- Prototipo de simulación inicial de políticas tradicionales en sistemas de colas.

Actividades:

- Revisión de al menos 50 artículos clave sobre ML y teoría de colas. (97 caracteres)
- Modelado en papel y validación formal de condiciones de estabilidad. (91 caracteres)
- Implementación de modelos clásicos con Python/SimPy. (67 caracteres)
- Redacción del informe técnico de avance. (49 caracteres)

Etapla 2 — Año 2026 (Duración: 6 meses)

Descripción: Esta fase se centrará en la implementación computacional de los modelos propuestos y en el desarrollo de algoritmos de aprendizaje automático, particularmente aprendizaje por refuerzo. Se diseñarán entornos de simulación para probar políticas de servicio aprendidas dinámicamente y se compararán con políticas tradicionales. También se trabajará en la recolección de datos simulados y en la evaluación del rendimiento de los modelos mediante métricas cuantitativas.

Metas:

- Desarrollar e implementar algoritmos de ML adaptados a sistemas de colas.
- Diseñar un entorno de simulación robusto para pruebas comparativas.

Entregables:

- Código funcional de algoritmos de aprendizaje por refuerzo.
- Informe de simulación con análisis comparativo y visualizaciones.

Actividades:

- Codificación de entorno de simulación en Python con ML. (61 caracteres)
- Integración de modelos de aprendizaje tipo Q-Learning. (59 caracteres)
- Generación de conjuntos de datos sintéticos controlados. (58 caracteres)
- Redacción del informe de resultados y visualizaciones. (56 caracteres)

Etapas 3 — Año 2027 (Duración: 6 meses)

Descripción: La última etapa estará enfocada en la validación teórica y práctica de los resultados obtenidos. Se realizarán análisis de estabilidad, convergencia y desempeño. Se prepararán artículos científicos para su publicación en revistas de alto impacto. También se desarrollará una herramienta de visualización interactiva y se socializarán los hallazgos con la comunidad académica.

Metas:

- Validar matemáticamente los modelos desarrollados.
- Publicar y difundir los resultados científicos y técnicos del proyecto.

Entregables:

- Artículo científico sometido a revista indexada.
- Herramienta de visualización y reporte final del proyecto.

Actividades:

- Evaluación formal de condiciones de estabilidad. (52 caracteres)
- Envío de artículo a revista científica en matemáticas aplicadas. (68 caracteres)
- Diseño y documentación de herramienta visual en Shiny o Dash. (64 caracteres)
- Presentación de resultados en coloquios y congresos. (52 caracteres)

25. Plan de Trabajo por Etapas

Etapas 1 — Año 2025

Duración: 6 meses

Descripción: Durante esta primera fase se establecerán las bases conceptuales y matemáticas del proyecto. Se realizará una revisión exhaustiva de la literatura en teoría de colas, procesos estocásticos, y aprendizaje por refuerzo. Posteriormente, se formularán modelos base de polling systems con estructuras dinámicas, y se definirán formalmente las variables relevantes y métricas de desempeño. Se comenzará con la implementación de simulaciones iniciales de políticas clásicas (round-robin, gated, exhaustive) como referencia para análisis comparativo.

Metas:

- Realizar revisión bibliográfica y sistematización de modelos existentes de colas y aprendizaje automático.
- Formular modelos matemáticos estocásticos básicos y definir métricas clave de desempeño.

Entregables:

- Documento técnico con marco teórico y estado del arte.
- Prototipo de simulación inicial de políticas tradicionales en sistemas de colas.

Actividades:

- Revisión de al menos 50 artículos clave sobre ML y teoría de colas.
- Modelado en papel y validación formal de condiciones de estabilidad.
- Implementación de modelos clásicos con Python/SimPy.
- Redacción del informe técnico de avance.

Etapa 2 — Año 2026

Duración: 12 meses

Descripción: En esta segunda fase se desarrollarán e implementarán algoritmos de aprendizaje automático, en particular aprendizaje por refuerzo, aplicados a los modelos de colas formulados. Se evaluarán distintas arquitecturas de agentes de decisión adaptativa, midiendo su desempeño contra políticas tradicionales en diversos escenarios simulados. También se realizarán análisis matemáticos sobre estabilidad, convergencia y ergodicidad de los modelos híbridos. Esta etapa busca consolidar la parte computacional y teórica del proyecto mediante simulaciones robustas.

Metas:

- Desarrollar e implementar algoritmos de ML aplicados a los modelos de colas.
- Analizar y validar el comportamiento de los modelos híbridos mediante pruebas computacionales.

Entregables:

- Repositorio de código con políticas de ML implementadas.
- Informe técnico de análisis comparativo de políticas.

Actividades:

- Diseño de entorno de simulación para aprendizaje por refuerzo.
- Implementación de políticas con TensorFlow/Keras.
- Ejecución de simulaciones comparativas en escenarios variables.
- Análisis de resultados y validación con métricas de desempeño.

Etapa 3 — Año 2027

Duración: 12 meses

Descripción: La etapa final se enfocará en la validación empírica de los modelos desarrollados y la preparación de publicaciones científicas. Se realizarán ajustes al modelo con base en los resultados obtenidos y se elaborarán herramientas de visualización de resultados. Además, se integrará un informe final con recomendaciones, implicaciones teóricas y aplicadas, así como posibles rutas para aplicaciones futuras en sectores estratégicos.

Metas:

- Validar los modelos en entornos simulados y ajustar parámetros finales.
- Difundir los resultados a través de publicaciones, presentaciones y herramientas digitales.

Entregables:

- Artículo científico para revista indexada.
- Informe final y repositorio con visualización de resultados.

Actividades:

- Ajuste final de hiperparámetros y simulaciones.
- Redacción y envío de artículo a revista académica.
- Generación de panel de visualización de políticas y desempeño.
- Entrega del informe final y cierre del proyecto.

26. Desglose Financiero Estimado por Etapa

Etapa 1 — Año 2025

- Adquisición de equipo de cómputo (iMac con máxima configuración): \$90,000 MXN
- Adquisición de estación de trabajo científica de alto rendimiento (procesadores múltiples, GPU, 64 GB RAM): \$120,000 MXN
- Adquisición de iPad de gran capacidad (pantalla de 12.9 pulgadas, ideal para lectura científica y anotaciones): \$45,000 MXN
- Monitor auxiliar de alta resolución para soporte en pantallas extendidas: \$25,000 MXN
- Trackpad avanzado compatible con estación de trabajo y iMac: \$8,000 MXN
- Compra de bibliografía especializada (libros, licencias digitales): \$30,000 MXN

- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN
- Otros (papelería, servicios): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$358,000 MXN

Etapa 2 — Año 2026

- Participación en congreso nacional/internacional (viaje + inscripción): \$50,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (6 meses): \$60,000 MXN
- Software especializado / licencias (TensorFlow, MatLab, etc.): \$30,000 MXN
- Otros (hospedaje, materiales): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$150,000 MXN

Etapa 3 — Año 2027

- Costo de publicación en revista indexada (open access): \$40,000 MXN
- Desarrollo y despliegue de herramienta web interactiva: \$40,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN
- Otros (traducción, edición, difusión): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$120,000 MXN

Monto total estimado del proyecto: \$628,000 MXN

27. Hipótesis o Preguntas de Investigación

- H1: Es posible construir un modelo híbrido de aprendizaje automático y teoría de colas que preserve la estabilidad del sistema bajo condiciones estocásticas.
- H2: Las políticas de servicio derivadas de algoritmos de ML pueden superar en desempeño (tiempo de espera y throughput) a las políticas tradicionales en entornos no estacionarios.

28. Pertinencia de la Propuesta

El proyecto se alinea con el objetivo general de la convocatoria al impulsar la investigación de frontera con enfoque interdisciplinario. Integra matemáticas aplicadas, ciencia de datos y sistemas estocásticos para abordar problemas reales en telecomunicaciones y logística. Además, contribuye a la formación de capacidades en áreas estratégicas y emergentes.

29. Metodología

Se realizará una revisión exhaustiva de literatura en teoría de colas, aprendizaje por refuerzo y polling systems. Se construirán modelos estocásticos con base en procesos de Markov y semi-Markov. Se implementarán algoritmos de aprendizaje en Python/R y se desarrollarán simulaciones para evaluar políticas de servicio. Se analizarán propiedades como estabilidad, convergencia y eficiencia mediante técnicas matemáticas y computacionales.

30. Resultados Esperados

Desarrollo de una teoría unificada entre aprendizaje automático y sistemas de colas. Publicaciones científicas en matemáticas aplicadas y ciencia de datos. Prototipos funcionales de simulación y visualización. Contribuciones a la optimización de políticas de servicio en sectores clave.

31. Factores de Riesgo y Estrategias

Los principales riesgos son la complejidad matemática y computacional del modelo y la disponibilidad de datos para simulación. Para mitigarlos, se iniciará con modelos simplificados, se realizarán pruebas incrementales y se utilizarán datos sintéticos validados. Se prevé retroalimentación continua con expertos del área.

32. Impacto Social

La investigación tiene potencial para mejorar significativamente la eficiencia de sistemas de atención al público, telecomunicaciones y logística. El uso de políticas adaptativas optimizadas mediante ML puede reducir tiempos de espera, costos operativos y mejorar la experiencia de usuarios en servicios públicos y privados.

33. Plan de Trabajo por Etapas

Etapas 1 — Año 2025 (Duración: 6 meses)

Descripción: Durante esta primera fase se establecerán las bases conceptuales y matemáticas del proyecto. Se realizará una revisión exhaustiva de la literatura en teoría de colas, procesos estocásticos, y aprendizaje por refuerzo. Posteriormente, se formularán modelos base de polling systems con estructuras dinámicas, y se definirán formalmente las variables relevantes y métricas de desempeño. Se comenzará con la implementación de simulaciones iniciales de políticas clásicas (round-robin, gated, exhaustive) como referencia para análisis comparativo.

Metas:

- Realizar revisión bibliográfica y sistematización de modelos existentes de colas y aprendizaje automático.

- Formular modelos matemáticos estocásticos básicos y definir métricas clave de desempeño.

Entregables:

- Documento técnico con marco teórico y estado del arte.
- Prototipo de simulación inicial de políticas tradicionales en sistemas de colas.

Actividades:

- Revisión de al menos 50 artículos clave sobre ML y teoría de colas. (97 caracteres)
- Modelado en papel y validación formal de condiciones de estabilidad. (91 caracteres)
- Implementación de modelos clásicos con Python/SimPy. (67 caracteres)
- Redacción del informe técnico de avance. (49 caracteres)

Etapla 2 — Año 2026 (Duración: 6 meses)

Descripción: Esta fase se centrará en la implementación computacional de los modelos propuestos y en el desarrollo de algoritmos de aprendizaje automático, particularmente aprendizaje por refuerzo. Se diseñarán entornos de simulación para probar políticas de servicio aprendidas dinámicamente y se compararán con políticas tradicionales. También se trabajará en la recolección de datos simulados y en la evaluación del rendimiento de los modelos mediante métricas cuantitativas.

Metas:

- Desarrollar e implementar algoritmos de ML adaptados a sistemas de colas.
- Diseñar un entorno de simulación robusto para pruebas comparativas.

Entregables:

- Código funcional de algoritmos de aprendizaje por refuerzo.
- Informe de simulación con análisis comparativo y visualizaciones.

Actividades:

- Codificación de entorno de simulación en Python con ML. (61 caracteres)
- Integración de modelos de aprendizaje tipo Q-Learning. (59 caracteres)
- Generación de conjuntos de datos sintéticos controlados. (58 caracteres)
- Redacción del informe de resultados y visualizaciones. (56 caracteres)

Etapas 3 — Año 2027 (Duración: 6 meses)

Descripción: La última etapa estará enfocada en la validación teórica y práctica de los resultados obtenidos. Se realizarán análisis de estabilidad, convergencia y desempeño. Se prepararán artículos científicos para su publicación en revistas de alto impacto. También se desarrollará una herramienta de visualización interactiva y se socializarán los hallazgos con la comunidad académica.

Metas:

- Validar matemáticamente los modelos desarrollados.
- Publicar y difundir los resultados científicos y técnicos del proyecto.

Entregables:

- Artículo científico sometido a revista indexada.
- Herramienta de visualización y reporte final del proyecto.

Actividades:

- Evaluación formal de condiciones de estabilidad. (52 caracteres)
- Envío de artículo a revista científica en matemáticas aplicadas. (68 caracteres)
- Diseño y documentación de herramienta visual en Shiny o Dash. (64 caracteres)
- Presentación de resultados en coloquios y congresos. (52 caracteres)

34. Plan de Trabajo por Etapas

Etapas 1 — Año 2025

Duración: 6 meses

Descripción: Durante esta primera fase se establecerán las bases conceptuales y matemáticas del proyecto. Se realizará una revisión exhaustiva de la literatura en teoría de colas, procesos estocásticos, y aprendizaje por refuerzo. Posteriormente, se formularán modelos base de polling systems con estructuras dinámicas, y se definirán formalmente las variables relevantes y métricas de desempeño. Se comenzará con la implementación de simulaciones iniciales de políticas clásicas (round-robin, gated, exhaustive) como referencia para análisis comparativo.

Metas:

- Realizar revisión bibliográfica y sistematización de modelos existentes de colas y aprendizaje automático.
- Formular modelos matemáticos estocásticos básicos y definir métricas clave de desempeño.

Entregables:

- Documento técnico con marco teórico y estado del arte.
- Prototipo de simulación inicial de políticas tradicionales en sistemas de colas.

Actividades:

- Revisión de al menos 50 artículos clave sobre ML y teoría de colas.
- Modelado en papel y validación formal de condiciones de estabilidad.
- Implementación de modelos clásicos con Python/SimPy.
- Redacción del informe técnico de avance.

Etapa 2 — Año 2026

Duración: 12 meses

Descripción: En esta segunda fase se desarrollarán e implementarán algoritmos de aprendizaje automático, en particular aprendizaje por refuerzo, aplicados a los modelos de colas formulados. Se evaluarán distintas arquitecturas de agentes de decisión adaptativa, midiendo su desempeño contra políticas tradicionales en diversos escenarios simulados. También se realizarán análisis matemáticos sobre estabilidad, convergencia y ergodicidad de los modelos híbridos. Esta etapa busca consolidar la parte computacional y teórica del proyecto mediante simulaciones robustas.

Metas:

- Desarrollar e implementar algoritmos de ML aplicados a los modelos de colas.
- Analizar y validar el comportamiento de los modelos híbridos mediante pruebas computacionales.

Entregables:

- Repositorio de código con políticas de ML implementadas.
- Informe técnico de análisis comparativo de políticas.

Actividades:

- Diseño de entorno de simulación para aprendizaje por refuerzo.
- Implementación de políticas con TensorFlow/Keras.
- Ejecución de simulaciones comparativas en escenarios variables.
- Análisis de resultados y validación con métricas de desempeño.

Etapa 3 — Año 2027

Duración: 12 meses

Descripción: La etapa final se enfocará en la validación empírica de los modelos desarrollados y la preparación de publicaciones científicas. Se realizarán ajustes al modelo con base en los resultados obtenidos y se elaborarán herramientas de visualización de resultados. Además, se integrará un informe final con recomendaciones, implicaciones teóricas y aplicadas, así como posibles rutas para aplicaciones futuras en sectores estratégicos.

Metas:

- Validar los modelos en entornos simulados y ajustar parámetros finales.
- Difundir los resultados a través de publicaciones, presentaciones y herramientas digitales.

Entregables:

- Artículo científico para revista indexada.
- Informe final y repositorio con visualización de resultados.

Actividades:

- Ajuste final de hiperparámetros y simulaciones.
- Redacción y envío de artículo a revista académica.
- Generación de panel de visualización de políticas y desempeño.
- Entrega del informe final y cierre del proyecto.

35. Desglose Financiero Estimado por Etapa

Etapa 1 — Año 2025

- Adquisición de equipo de cómputo (iMac con máxima configuración): \$90,000 MXN
- Adquisición de estación de trabajo científica de alto rendimiento (procesadores múltiples, GPU, 64 GB RAM): \$120,000 MXN
- Adquisición de iPad de gran capacidad (pantalla de 12.9 pulgadas, ideal para lectura científica y anotaciones): \$45,000 MXN
- Monitor auxiliar de alta resolución para soporte en pantallas extendidas: \$25,000 MXN
- Trackpad avanzado compatible con estación de trabajo y iMac: \$8,000 MXN
- Compra de bibliografía especializada (libros, licencias digitales): \$30,000 MXN

- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN
- Otros (papelería, servicios): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$358,000 MXN

Etapas 2 — Año 2026

- Participación en congreso nacional/internacional (viaje + inscripción): \$50,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (6 meses): \$60,000 MXN
- Software especializado / licencias (TensorFlow, MatLab, etc.): \$30,000 MXN
- Otros (hospedaje, materiales): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$150,000 MXN

Etapas 3 — Año 2027

- Costo de publicación en revista indexada (open access): \$40,000 MXN
- Desarrollo y despliegue de herramienta web interactiva: \$40,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN
- Otros (traducción, edición, difusión): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$120,000 MXN

Monto total estimado del proyecto: \$628,000 MXN

Hipótesis o Preguntas de Investigación

H1: Es posible construir un modelo híbrido de aprendizaje automático y teoría de colas que preserve la estabilidad del sistema bajo condiciones estocásticas.

H2: Las políticas de servicio derivadas de algoritmos de ML pueden superar en desempeño (tiempo de espera y throughput) a las políticas tradicionales en entornos no estacionarios.

Pertinencia de la Propuesta

El proyecto se alinea con el objetivo general de la convocatoria al impulsar la investigación de frontera con enfoque interdisciplinario. Integra matemáticas aplicadas, ciencia de datos y sistemas estocásticos para abordar problemas reales en telecomunicaciones y logística. Además, contribuye a la formación de capacidades en áreas estratégicas y emergentes.

Metodología

Se realizará una revisión exhaustiva de literatura en teoría de colas, aprendizaje por refuerzo y polling systems. Se construirán modelos estocásticos con base en procesos de Markov y semi-Markov. Se implementarán algoritmos de aprendizaje en Python/R y se desarrollarán simulaciones para evaluar políticas de servicio. Se analizarán propiedades como estabilidad, convergencia y eficiencia mediante técnicas matemáticas y computacionales.

Resultados Esperados

Desarrollo de una teoría unificada entre aprendizaje automático y sistemas de colas. Publicaciones científicas en matemáticas aplicadas y ciencia de datos. Prototipos funcionales de simulación y visualización. Contribuciones a la optimización de políticas de servicio en sectores clave.

Factores de Riesgo y Estrategias

Los principales riesgos son la complejidad matemática y computacional del modelo y la disponibilidad de datos para simulación. Para mitigarlos, se iniciará con modelos simplificados, se realizarán pruebas incrementales y se utilizarán datos sintéticos validados. Se prevé retroalimentación continua con expertos del área.

Impacto Social

La investigación tiene potencial para mejorar significativamente la eficiencia de sistemas de atención al público, telecomunicaciones y logística. El uso de políticas adaptativas optimizadas mediante ML puede reducir tiempos de espera, costos operativos y mejorar la experiencia de usuarios en servicios públicos y privados.

36. Plan de Trabajo por Etapas

Etapas 1 — Año 2025

Duración: 6 meses

Descripción: Durante esta primera fase se establecerán las bases conceptuales y matemáticas del proyecto. Se realizará una revisión exhaustiva de la literatura en teoría de colas, procesos estocásticos, y aprendizaje por refuerzo. Posteriormente, se formularán modelos base de polling systems con estructuras dinámicas, y se definirán formalmente las variables relevantes y métricas de desempeño. Se comenzará con la implementación de simulaciones iniciales de políticas clásicas (round-robin, gated, exhaustive) como referencia para análisis comparativo.

Metas:

- Realizar revisión bibliográfica y sistematización de modelos existentes de colas y aprendizaje automático.

- Formular modelos matemáticos estocásticos básicos y definir métricas clave de desempeño.

Entregables:

- Documento técnico con marco teórico y estado del arte.
- Prototipo de simulación inicial de políticas tradicionales en sistemas de colas.

Actividades:

- Revisión de al menos 50 artículos clave sobre ML y teoría de colas.
- Modelado en papel y validación formal de condiciones de estabilidad.
- Implementación de modelos clásicos con Python/SimPy.
- Redacción del informe técnico de avance.

Etapa 2 — Año 2026

Duración: 12 meses

Descripción: En esta segunda fase se desarrollarán e implementarán algoritmos de aprendizaje automático, en particular aprendizaje por refuerzo, aplicados a los modelos de colas formulados. Se evaluarán distintas arquitecturas de agentes de decisión adaptativa, midiendo su desempeño contra políticas tradicionales en diversos escenarios simulados. También se realizarán análisis matemáticos sobre estabilidad, convergencia y ergodicidad de los modelos híbridos. Esta etapa busca consolidar la parte computacional y teórica del proyecto mediante simulaciones robustas.

Metas:

- Desarrollar e implementar algoritmos de ML aplicados a los modelos de colas.
- Analizar y validar el comportamiento de los modelos híbridos mediante pruebas computacionales.

Entregables:

- Repositorio de código con políticas de ML implementadas.
- Informe técnico de análisis comparativo de políticas.

Actividades:

- Diseño de entorno de simulación para aprendizaje por refuerzo.
- Implementación de políticas con TensorFlow/Keras.
- Ejecución de simulaciones comparativas en escenarios variables.
- Análisis de resultados y validación con métricas de desempeño.

Etapas 3 — Año 2027

Duración: 12 meses

Descripción: La etapa final se enfocará en la validación empírica de los modelos desarrollados y la preparación de publicaciones científicas. Se realizarán ajustes al modelo con base en los resultados obtenidos y se elaborarán herramientas de visualización de resultados. Además, se integrará un informe final con recomendaciones, implicaciones teóricas y aplicadas, así como posibles rutas para aplicaciones futuras en sectores estratégicos.

Metas:

- Validar los modelos en entornos simulados y ajustar parámetros finales.
- Difundir los resultados a través de publicaciones, presentaciones y herramientas digitales.

Entregables:

- Artículo científico para revista indexada.
- Informe final y repositorio con visualización de resultados.

Actividades:

- Ajuste final de hiperparámetros y simulaciones.
- Redacción y envío de artículo a revista académica.
- Generación de panel de visualización de políticas y desempeño.
- Entrega del informe final y cierre del proyecto.

37. Plan de Trabajo por Etapas

38. Desglose Financiero Estimado por Etapa

Etapas 1 — Año 2025

- Adquisición de equipo de cómputo (iMac con máxima configuración): \$90,000 MXN
- Adquisición de estación de trabajo científica de alto rendimiento (procesadores múltiples, GPU, 64 GB RAM): \$120,000 MXN
- Adquisición de iPad de gran capacidad (pantalla de 12.9 pulgadas, ideal para lectura científica y anotaciones): \$45,000 MXN
- Monitor auxiliar de alta resolución para soporte en pantallas extendidas: \$25,000 MXN
- Trackpad avanzado compatible con estación de trabajo y iMac: \$8,000 MXN

- Compra de bibliografía especializada (libros, licencias digitales): \$30,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN
- Otros (papelería, servicios): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$358,000 MXN

Etapas 2 — Año 2026

- Participación en congreso nacional/internacional (viaje + inscripción): \$50,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (6 meses): \$60,000 MXN
- Software especializado / licencias (TensorFlow, MatLab, etc.): \$30,000 MXN
- Otros (hospedaje, materiales): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$150,000 MXN

Etapas 3 — Año 2027

- Costo de publicación en revista indexada (open access): \$40,000 MXN
- Desarrollo y despliegue de herramienta web interactiva: \$40,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN
- Otros (traducción, edición, difusión): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$120,000 MXN

Monto total estimado del proyecto: \$628,000 MXN

39. Hipótesis o Preguntas de Investigación

- H1: Es posible construir un modelo híbrido de aprendizaje automático y teoría de colas que preserve la estabilidad del sistema bajo condiciones estocásticas.
- H2: Las políticas de servicio derivadas de algoritmos de ML pueden superar en desempeño a las políticas tradicionales en entornos no estacionarios.

40. Pertinencia de la Propuesta

El proyecto se alinea con el objetivo general de la convocatoria al impulsar la investigación de frontera con enfoque interdisciplinario. Integra matemáticas aplicadas, ciencia de datos y sistemas estocásticos para abordar problemas reales en telecomunicaciones y logística.

41. Metodología

Se realizará una revisión exhaustiva de literatura, se construirán modelos estocásticos y se implementarán algoritmos de aprendizaje automático en Python/R para evaluar su desempeño mediante simulaciones.

42. Resultados Esperados

- Desarrollo de teoría unificada entre ML y teoría de colas.
- Publicaciones científicas y prototipos de simulación.
- Recomendaciones de políticas de servicio aprendidas.

43. Factores de Riesgo y Estrategias

Riesgos: complejidad del modelo y datos limitados. Estrategias: uso de modelos simplificados, pruebas incrementales y retroalimentación continua con expertos.

44. Impacto Social

Potencial para mejorar sistemas de atención, logística y telecomunicaciones, optimizando recursos y experiencia del usuario mediante políticas adaptativas basadas en ML.

45. Plan de Trabajo por Etapas

46. Desglose Financiero Estimado por Etapa

Etapa 1 — Año 2025

- Adquisición de equipo de cómputo (iMac con máxima configuración): \$90,000 MXN
- Estación de trabajo científica de alto rendimiento (procesadores múltiples, GPU, 64 GB RAM): \$120,000 MXN
- iPad de gran capacidad (pantalla de 12.9 pulgadas): \$45,000 MXN
- Monitor auxiliar de alta resolución: \$25,000 MXN
- Trackpad avanzado: \$8,000 MXN
- Bibliografía especializada (libros, licencias digitales): \$30,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN

- Otros (papelería, servicios): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$358,000 MXN

Etapa 2 — Año 2026

- Participación en congreso nacional/internacional (viaje + inscripción): \$50,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (6 meses): \$60,000 MXN
- Software especializado / licencias (TensorFlow, MatLab, etc.): \$30,000 MXN
- Otros (hospedaje, materiales): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$150,000 MXN

Etapa 3 — Año 2027

- Publicación en revista indexada (open access): \$40,000 MXN
- Desarrollo de herramienta web interactiva: \$40,000 MXN
- Apoyo a asistente de investigación (3 meses): \$30,000 MXN
- Otros (traducción, edición, difusión): \$10,000 MXN
- Total estimado: \$120,000 MXN

Monto total estimado del proyecto: \$628,000 MXN

47. Semblanza

Carlos Martínez Rodríguez es profesor-investigador en la UACM en el área de matemáticas aplicadas. Se especializa en teoría de colas, procesos estocásticos y ciencia de datos. Ha publicado en arXiv, ResearchGate y Academia.edu, contribuyendo en modelos de salud, urbanos y administrativos.

48. Publicaciones Destacadas

- D. Campos et al. (2010). *Inferences for mixtures of distributions for centrally censored data...*
- Cuellar et al. (2024). *Genome-Wide Classification of Myb Domain-Containing Protein Families...*

49. Bibliografía

- Kleinrock, L. *Queueing Systems, Vol. I*. Wiley.
- Sutton, R. & Barto, A. *Reinforcement Learning: An Introduction*.
- Chen, H. & Yao, D. *Fundamentals of Queueing Networks*.
- Zhou, Z. et al. (2020). *Queueing Theory Meets Deep Learning*.
- Artículos recientes en IEEE, Springer y MDPI sobre ML y sistemas de colas.

50. Bibliografía

- Kleinrock, L. *Queueing Systems, Vol. I*. Wiley.
- Sutton, R. & Barto, A. *Reinforcement Learning: An Introduction*.
- Chen, H. & Yao, D. *Fundamentals of Queueing Networks*.
- Zhou, Z. et al. (2020). *Queueing Theory Meets Deep Learning*.
- Artículos recientes en IEEE, Springer y MDPI sobre ML y sistemas de colas.

Referencias

- [1] Adan, I. J. B. F., van Leeuwaarden, J. S. H., and Winands, E. M. M. (2006). On the Application of Rouché's Theorem in Queueing Theory. *Operations Research Letters*, 34(3), 355-360.
- [2] Asmussen, S. (1987). *Applied Probability and Queues*. John Wiley and Sons.
- [3] Bhat, N. (2008). *An Introduction to Queueing Theory: Modelling and Analysis in Applications*. Birkhauser.
- [4] van den Bos, L., and Boon, M. (2013). *Networks of Polling Systems* (report). Eindhoven University of Technology.
- [5] Boon, M. A. A., van der Mei, R. D., and Winands, E. M. M. (2011). Applications of Polling Systems. February 24, 2011.
- [6] Boxma, J. O. (1991). Analysis and Optimization of Polling Systems, Queueing, Performance and Control in ATM, pp. 173-183.
- [7] Boxma J. O., Pseudoconservation Laws in Cyclic Service Systems, *Journal of Applied Probability*, vol. 24, 1987, pp. 949-964.
- [8] Cooper, R. B., and Murray, G. (1969). Queues Served in Cyclic Order. *The Bell System Technical Journal*, 48, 675-689.

- [9] Daley, D. J. (1968). The Correlation Structure of the Output Process of Some Single Server Queueing Systems. *The Annals of Mathematical Statistics*, 39(3), 1007-1019.
- [10] Disney, R. L., Farrell, R. L., and Morais, P. R. (1973). A Characterization of $M/G/1$ Queues with Renewal Departure Processes. *Management Science*, 19(11), Theory Series, 1222-1228.
- [11] Down, D. (1998). On the Stability of Polling Models with Multiple Servers. *Journal of Applied Probability*, 35(3), 925-935.
- [12] Fricker, C., and Jaïbi, M. R. (1998). Stability of Multi-server Polling Models. Institute National de Recherche en Informatique et en Automatique.
- [13] Kaspi, H., and Mandelbaum, A. (1992). Regenerative Closed Queueing Networks. *Stochastics: An International Journal of Probability and Stochastic Processes*, 39(4), 239-258.
- [14] Kleinrock, L. (1975). *Queueing Systems: Theory, Volume 1*. Wiley-Interscience.
- [15] Levy, H., and Sidi, M. (1990). Polling Systems: Applications, Modeling, and Optimization. *IEEE Transactions on Communications*, 30(10), 1750-1760.
- [16] Meyn, S. P., and Tweedie, R. L. (1993). *Markov Chains and Stochastic Stability*. Springer-Verlag.
- [17] Meyn, S. P., and Down, D. (1994). Stability of Generalized Jackson Networks. *The Annals of Applied Probability*.
- [18] Roubos, A. (2007). *Polling Systems and their Applications*. Vrije Universiteit Amsterdam.
- [19] Serfozo, R. (2009). *Basics of Applied Stochastic Processes*. Springer-Verlag.
- [20] Sharpe, M. (1998). *General Theory of Markov Processes*. Academic.
- [21] Sidi, M., and Levy, H. (1990). Customer Routing in Polling Systems. In P. King, I. Mitrani, and R. Pooley (Eds.), *Proceedings Performance '90*. North-Holland, Amsterdam.
- [22] Sidi, M., and Levy, H. (1991). Polling Systems with Simultaneous Arrivals. *IEEE Transactions on Communications*, 39(6), 823-827.
- [23] Takagi, H., and Kleinrock, L. (1986). *Analysis of Polling Systems*. Cambridge: MIT Press.
- [24] Takagi, H. (1988). Queueing Analysis of Polling Models. *ACM Computing Surveys*, 20(1), 5-28.
- [25] van der Mei, R. D., and Borst, S. C. (1997). Analysis of Multiple-server Polling Systems by Means of the Power-Series Algorithm. *Stochastic Models*, 13(2), 339-369.

- [26] Vishnevskii, V. M., and Semenova, O. V. (2006). Mathematical Methods to Study the Polling Systems. *Automation and Remote Control*, 67(2), 173-220.
- [27] Winands, E. M. M., Adan, I. J. B. F., and van Houtum, G. J. (2006). Mean Value Analysis for Polling Systems. *Queueing Systems*, 54, 35-44.