




Análisis del comportamiento de compra en tiendas D1 mediante inteligencia artificial: una mirada a la atención, tiempos y patrones del consumidor

Analysis of Purchase Behavior in D1 Stores Using Artificial Intelligence: A Look at Attention, Time, and Consumer Patterns

Katherine Yahaira Montañez Chara¹ , Danna Alejandra Rodríguez López²  & Franczy Rocío Castellanos Oviedo³ 

Fecha de recepción: 29-07-2025 | Fecha de aprobación: 19-09-2025

Resumen

Este estudio aplica la teoría de colas y simulación computacional con apoyo de inteligencia artificial para analizar el sistema de atención al cliente en una sucursal del supermercado D1. A partir de datos empíricos recolectados en sitio, se identificaron las distribuciones estadísticas de llegada y servicio, permitiendo construir modelos simulados en Google Colab. Se evaluaron tres escenarios con diferente número de servidores (1, 2 y 3), observando que un solo servidor resulta insuficiente, mientras que tres generan baja utilización de recursos. El modelo con dos servidores alcanzó el mejor equilibrio entre eficiencia y tiempos de espera. El estudio evidencia el valor de la IA en la generación de código, análisis estadístico y simulación, destacando su utilidad en la toma de decisiones operativas informadas.

Palabras Clave

Teoría de colas, inteligencia artificial, simulación, comportamiento del consumidor, eficiencia operativa

-
- 1 Estudiante Facultad de Ingeniería Industrial, Universidad Santo Tomás, Bogotá, Colombia. Grupo de Investigación en Procesos Organizacionales – GIPO, Semillero SIGEO. Contacto: katherinemontanez@usantotomas.edu.co Celular +57 322 6098123.
 - 2 Estudiante Facultad de Ingeniería Industrial, Universidad Santo Tomás, Bogotá, Colombia. Grupo de Investigación en Procesos Organizacionales – GIPO, Semillero SIGEO. Contacto: dannarodriguezl@usantotomas.edu.co
 - 3 Ingeniera Industrial, Magíster en Ingeniería – Ingeniería Administrativa. Docente Facultad de Ingeniería Industrial Universidad Santo Tomás, Bogotá, Colombia. Grupo de Investigación en Procesos Organizacionales – GIPO, Semillero SIGEO. Contacto: francycastellanos@usta.edu.co

Abstract

This study applies queueing theory and computer simulation supported by artificial intelligence to analyze the customer service system in a D1 supermarket branch. Based on empirical data collected on-site, the arrival and service time distributions were statistically identified, enabling the construction of simulation models in Google Colab. Three scenarios were evaluated with varying numbers of servers (1, 2, and 3), revealing that one server is insufficient, while three lead to low resource utilization. The model with two servers achieved the best balance between efficiency and waiting times. The study highlights the value of AI in code generation, statistical analysis, and simulation, underscoring its relevance in supporting informed operational decision-making.

Keywords

Queueing theory, artificial intelligence, simulation, consumer behavior, operational efficiency

Introducción

La comprensión del comportamiento del consumidor se ha consolidado como un componente estratégico dentro del sector retail, donde la eficiencia operativa y la calidad en la experiencia de compra son claves para la fidelización del cliente (Solomon, 2018). En este tipo de entornos, particularmente en supermercados y tiendas de autoservicio, los tiempos de espera prolongados en las cajas afectan negativamente la percepción del servicio recibido. Por ello, las organizaciones invierten significativamente en estrategias orientadas a mejorar los procesos de atención, siendo la teoría de colas una herramienta crucial para abordar este desafío.

La teoría de colas, como parte de la Investigación de Operaciones, permite modelar y analizar fenómenos de acumulación y espera en sistemas de servicio, tales como filas de clientes en puntos de pago, llamadas telefónicas o procesamiento de productos (Gómez, 2008). Su aplicación en escenarios con alta incertidumbre, como lo muestran Guerrero & Guerrero (2024), permite caracterizar estadísticamente los tiempos de llegada y servicio, facilitando la comprensión de la dinámica operativa. De esta manera, se pueden calcular métricas relevantes como el tiempo promedio de espera, la longitud de las filas y el nivel de utilización del servidor, lo cual brinda insumos valiosos para la toma de decisiones (Muñoz-Vergara, 2019).

En sectores como el aeroportuario, la implementación de modelos tipo M/M/1 y M/M/2 ha permitido estimar recursos necesarios y optimizar los procesos de embarque y chequeo (García & Moreno, 2014), mientras que, en entornos con restricciones físicas como líneas de producción o servicios limitados, los modelos M/G/1/K han demostrado ser efectivos para gestionar eficientemente la capacidad (Gonzales et al., 2015). Esta versatilidad se evidencia también en proyectos de transporte, donde la identificación de cuellos de botella y la redistribución de recursos mejora la movilidad (Bernal et al., 2015).

Asimismo, su aplicación en contextos de salud ha permitido priorizar la atención médica según niveles de urgencia, reduciendo el tiempo de espera para los casos críticos (Rodríguez et al., 2017). Esta capacidad para segmentar y optimizar el servicio se traduce en una mejor asignación de recursos.

En entornos de alta variabilidad, la integración de simulación y teoría de colas permite adaptar los modelos a condiciones reales, superando los supuestos clásicos (Burbano-Pantoja et al., 2025). Para lograr este ajuste fino, resulta fundamental una adecuada caracterización de las distribuciones de llegada y servicio, ya que estas determinan el comportamiento estocástico del sistema (Portilla et al., 2010). Herramientas computacionales como Python facilitan este tipo de simulaciones, permitiendo visualizar múltiples escenarios y ajustar parámetros según las necesidades del sistema (Cárdenas et al., 2019).

El análisis de procesos logísticos también se beneficia de estos modelos, ya que permite identificar puntos críticos donde se generan cuellos de botella, posibilitando el rediseño de operaciones (Morones et al., 2025). Además, el uso de software especializado permite implementar políticas diferenciadas de atención y priorización de clientes, como es habitual en los sectores financiero y de telecomunicaciones (Narváz et al., 2016).

La validación de estos modelos mediante simulación refuerza su aplicabilidad, al permitir contrastar el desempeño teórico con condiciones reales bajo control (Rodríguez et al., 2016). En este sentido, los modelos M/M/1 se presentan como una base sólida para comprender dinámicas básicas, sobre la cual pueden construirse configuraciones más complejas (Singer et al., 2008). En el ámbito de los centros de contacto, esta teoría ha contribuido a optimizar la asignación de operadores, disminuyendo la tasa de abandono de llamadas (Linares et al., 2019).

Asimismo, la disponibilidad de entornos como SimPy en Python permite representar eventos discretos de manera modular, facilitando el desarrollo de escenarios simulados en contextos académicos y profesionales (Bohórquez & Medina, 2009). La precisión del modelado depende en gran medida de la calidad de los datos empíricos utilizados, por lo que el análisis estadístico previo es indispensable para una representación fiel del sistema (Mora et al., 2010).

Particularmente en sistemas con alta variabilidad en la demanda, la teoría de colas permite anticipar eventos críticos y prevenir la saturación del servicio, aspecto fundamental en la planeación operativa (Abdselam & Gonzales, 2024). En el caso de empresas comerciales, este tipo de simulación permite visualizar el impacto de decisiones como el número de empleados en cajas o el tipo de atención implementada, sin comprometer recursos reales (Arias & Benavides, 2024).

Todo lo anterior refuerza la relevancia de aplicar modelos probabilísticos y simulaciones en la gestión operativa, ya que estas herramientas permiten sustentar decisiones informadas mediante

el análisis de datos (Ross, 2014). En este estudio, se aborda el análisis del comportamiento de atención en una tienda D1, un formato de *hard discount* caracterizado por su alta rotación y flujo de clientes, el cual representa un escenario propicio para la aplicación de modelos de colas (Vélez-Ocampo & González-Pérez, 2015).

En el marco del presente artículo se propone analizar el comportamiento operativo de la caja en una sucursal de la cadena de supermercados D1, reconocida en Colombia por su modelo de negocio basado en el formato *hard discount*. Esta modalidad se caracteriza por ofrecer productos de consumo masivo a precios bajos, con un portafolio reducido de referencias, alta rotación de inventario, predominio de marcas propias y una estructura operativa centrada en la eficiencia logística. Particularmente, se busca examinar si la cantidad de cajeros disponibles, así como su movilidad y dinámica de atención, son suficientes para gestionar adecuadamente los tiempos de espera de los clientes en el punto de pago. Este análisis permitirá identificar posibles cuellos de botella en el proceso de facturación y valorar oportunidades de mejora en la gestión del servicio al cliente dentro de este entorno de operación minimalista.

Metodología

Este estudio se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo de tipo descriptivo, utilizando herramientas de simulación computacional y análisis estadístico para modelar el sistema de atención en una tienda del formato *hard discount* D1. El objetivo fue representar el comportamiento del sistema de colas en un entorno de alta demanda, con el fin de identificar cuellos de botella, analizar la eficiencia operativa y proponer mejoras basadas en evidencia empírica.

Recolección de datos

La información primaria se obtuvo mediante observación directa durante el mes de marzo de 2025 en una tienda D1 ubicada en una zona urbana con alta afluencia de clientes. Se empleó una hoja de registro manual para capturar los siguientes datos:

- Hora exacta de llegada de cada cliente a la fila.
- Hora de inicio y fin de atención en la caja.
- Número de cajas disponibles al momento de la observación.
- Número de empleados activos en el proceso.

La recolección se realizó en franjas horarias estratégicamente seleccionadas para incluir tanto momentos de baja afluencia como horarios pico, especialmente después de las 5:00 p.m. Esta estrategia buscó capturar la variabilidad inherente del sistema y evitar sesgos por selección de horario.

En total se recopilaron 200 registros individuales, con los que se construyó una base de datos estructurada en Excel, posteriormente exportada a herramientas de análisis.

Análisis estadístico y caracterización del sistema

El análisis de los datos fue realizado con la herramienta Stat:Fit, un módulo especializado del software ProModel, que permite ajustar distribuciones estadísticas a datos observados. Se analizaron por separado:

- Los tiempos entre llegadas de los clientes.
- Los tiempos de atención en la caja (servicio).

El objetivo fue determinar la distribución de probabilidad que mejor describiera cada variable. Este paso es crítico, ya que define los parámetros del modelo de colas a utilizar.

Construcción del modelo de simulación

Con los parámetros definidos, se procedió a construir un modelo de simulación en Google Colab, usando el lenguaje de programación Python con la librería SimPy, que permite desarrollar simulaciones de eventos discretos.

Inicialmente se realizó una búsqueda en GitHub para identificar scripts base de simulación de colas compatibles con SimPy. Se seleccionó un repositorio que permitía modificar fácilmente el número de servidores y los parámetros de entrada (distribución de llegadas y servicio), lo cual facilitó la personalización del modelo al contexto real observado.

El código fue adaptado para simular 7 días consecutivos de operación, con una jornada de 13 horas por día (de 7:00 a.m. a 8:00 p.m.), equivalente a 46.800 segundos diarios.

Evaluación de escenarios

Se diseñaron y ejecutaron tres escenarios:

- Un solo servidor (1 caja abierta): escenario mínimo.
- Dos servidores (2 cajas abiertas): escenario intermedio.
- Tres servidores (3 cajas abiertas): escenario máximo.

Para cada escenario, el modelo calculó las siguientes medidas de rendimiento:

- Utilización del sistema: La utilización del sistema, comúnmente representada como ρ , se refiere a la proporción del tiempo en la que el servidor está ocupado atendiendo solicitudes,

en comparación con el tiempo total disponible. Esta métrica permite evaluar el grado de ocupación del sistema y anticipar su desempeño bajo distintas condiciones de carga. Un valor cercano a 1 indica una alta saturación, lo cual podría traducirse en tiempos de espera prolongados o colas extensas (Gross et al., 2008).

- Tiempo promedio en cola (W_q): representa el tiempo medio que un cliente espera antes de ser atendido. Es un indicador clave de eficiencia del sistema, ya que refleja el nivel de congestión en la línea de espera. Su valor depende del número de servidores, la tasa de llegada y la tasa de servicio del sistema, y se calcula bajo condiciones de estado estacionario (Hillier & Lieberman, 2015).
- Tiempo promedio en el sistema (W): incluye tanto el tiempo en cola como el tiempo de servicio. En otras palabras, es el tiempo total que un cliente permanece dentro del sistema, desde su llegada hasta que finaliza su atención. Este parámetro permite estimar la experiencia completa del usuario en el sistema (Taha, 2017).
- Número promedio de clientes en espera (L_q): corresponde a la cantidad esperada de usuarios que se encuentran aguardando servicio en cualquier momento dado. Esta métrica es útil para dimensionar espacios físicos, recursos tecnológicos o personal operativo, en función de la demanda promedio (Kleinrock, 1975).
- Probabilidad de sistema vacío (P_0) indica la posibilidad de que no haya clientes en el sistema, es decir, que el servidor esté inactivo. Este valor se utiliza para evaluar la estabilidad de un sistema de colas y permite inferir sobre la eficiencia operativa cuando se relaciona con los costos de tiempo ocioso (Bertsekas & Gallager, 1992).

El propósito de evaluar múltiples escenarios fue identificar el punto de equilibrio entre eficiencia operativa (uso de recursos) y calidad del servicio (tiempos de espera).

Validación del modelo

El modelo fue validado comparando los resultados obtenidos con los patrones observados durante la recolección de datos. Se observó coherencia entre los tiempos estimados por la simulación y las situaciones reales presenciadas durante los horarios pico y normales. Además, se contrastaron los hallazgos con estudios previos de simulación en entornos similares (Castro-Jiménez et al., 2025; Arias et al., 2024), lo que fortaleció la robustez del enfoque metodológico.

Resultados

Tal como se explicó previamente, el proceso se inició con la recolección de datos, realizada mediante observación directa durante el mes de marzo de 2025, en distintos horarios determinados por la disponibilidad de los autores. Esta estrategia permitió minimizar posibles sesgos asociados

a momentos específicos del día o a días particulares de la semana. En total, se recopilaron 200 registros.

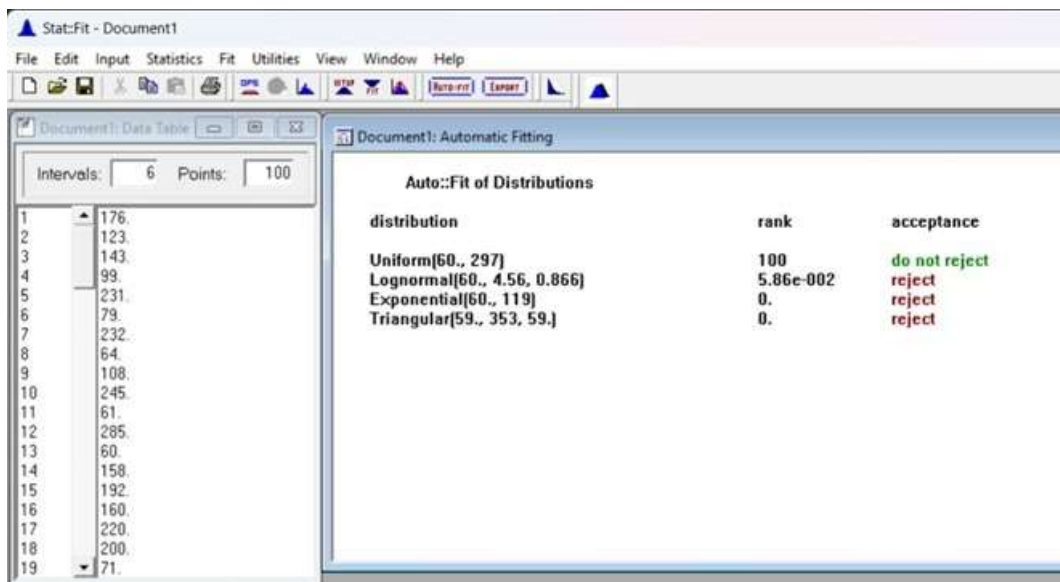
Una vez recolectada la información, se procedió a calcular los tiempos entre llegadas, definidos como el intervalo transcurrido entre la llegada de un cliente y la del siguiente. Con los datos debidamente estructurados y en el formato requerido, se realizó su carga en la herramienta Stat:Fit para llevar a cabo el análisis estadístico correspondiente. Inicialmente se realizó el análisis de la tasa entre llegadas, tal como se presenta en la Figura 1. En ella se observa el proceso de carga de datos y los resultados del ajuste automático (*autofit*), el cual identifica las distribuciones de probabilidad que se ajustan adecuadamente a los datos, así como aquellas que no cumplen con los criterios de ajuste estadístico.

Cabe resaltar que los tres escenarios evaluados permiten observar cómo la variabilidad en el número de servidores influye directamente en la experiencia del cliente. Por ejemplo, en los horarios pico, usualmente después de las 5:00 p.m., la simulación mostró una acumulación de usuarios que no se evidenció en franjas anteriores.

Esto sugiere que una estrategia de servidores dinámicos (por turnos o con refuerzos temporales) podría ser más efectiva que mantener una cantidad fija de cajas durante toda la jornada. Estudios como el de Castro-Jiménez et al. (2025) coinciden en que adaptar el modelo de atención según la demanda horaria mejora tanto la eficiencia como la satisfacción del cliente.

Figura 1

Ajuste de distribuciones con Stat:Fit para tasa de llegada, analizados en ProModel



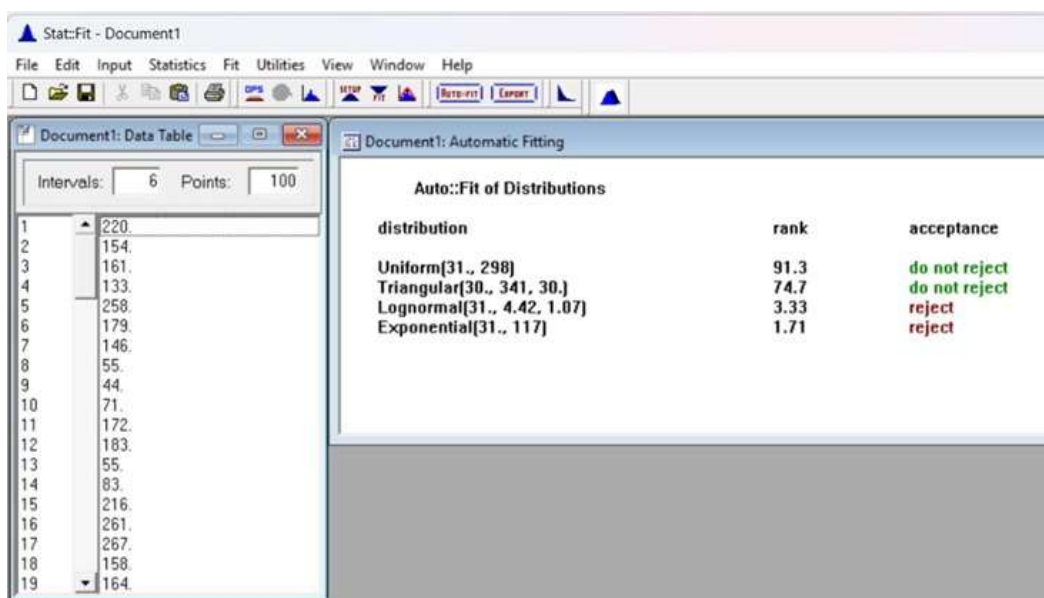
Fuente: Elaboración propia con Stat:Fit

Se identifica ajuste a la distribución uniforme y a una distribución triangular para la tasa entre llegadas. Se decide trabajar con la distribución triangular para los tiempos entre llegadas (parámetros: 30, 341, 30 segundos).

Ahora se replica el análisis para la tasa de servicio obteniendo lo que se muestra en la Figura 2.

Figura 2

Ajuste de distribuciones con Stat:Fit para tasa de servicio analizados en ProModel



Fuente: Elaboración propia con Stat:Fit

Se identifica ajuste a la Distribución uniforme para los tiempos de servicio (parámetros: 60, 297 segundos).

En este sentido, con esta información se puede concluir que las características del sistema son las siguientes:

- Capacidad infinita
- Población infinita
- Disciplina de la cola FIFO (*First In First Out*)
- Tres servidores (cajas físicas)
- Tasa entre llegadas – Triangular (30, 341, 30)
- Tasa de servicio – Uniforme (60, 297)

En la Figura 3, se representa el sistema de colas identificado.

Figura 3

Modelo representativo del Sistema de colas D1



Fuente: Elaboración propia

A partir de lo anterior, se realizó una búsqueda en GitHub con el objetivo de identificar códigos base que permitieran implementar modelos de teoría de colas mediante herramientas de inteligencia artificial.

Una vez seleccionado el código adecuado, la simulación del sistema fue llevada a cabo en Google Colab, aprovechando sus capacidades para ejecutar análisis computacionales de manera eficiente y reproducible.

Figura 4

Fragmento de código generado

```
# Simulación de sistema de colas con llegada triangular y servicio uniforme

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# --- Parámetros de simulación ---
dias = 7
horas_por_dia = 13
segundos_por_dia = horas_por_dia * 3600
tiempo_total = dias * segundos_por_dia

# --- Distribuciones ---
def generar_tiempo_llegada():
    return np.random.triangular(31, 153, 298)

def generar_tiempo_servicio():
    return np.random.uniform(60, 297)
```

Fuente: Elaboración propia

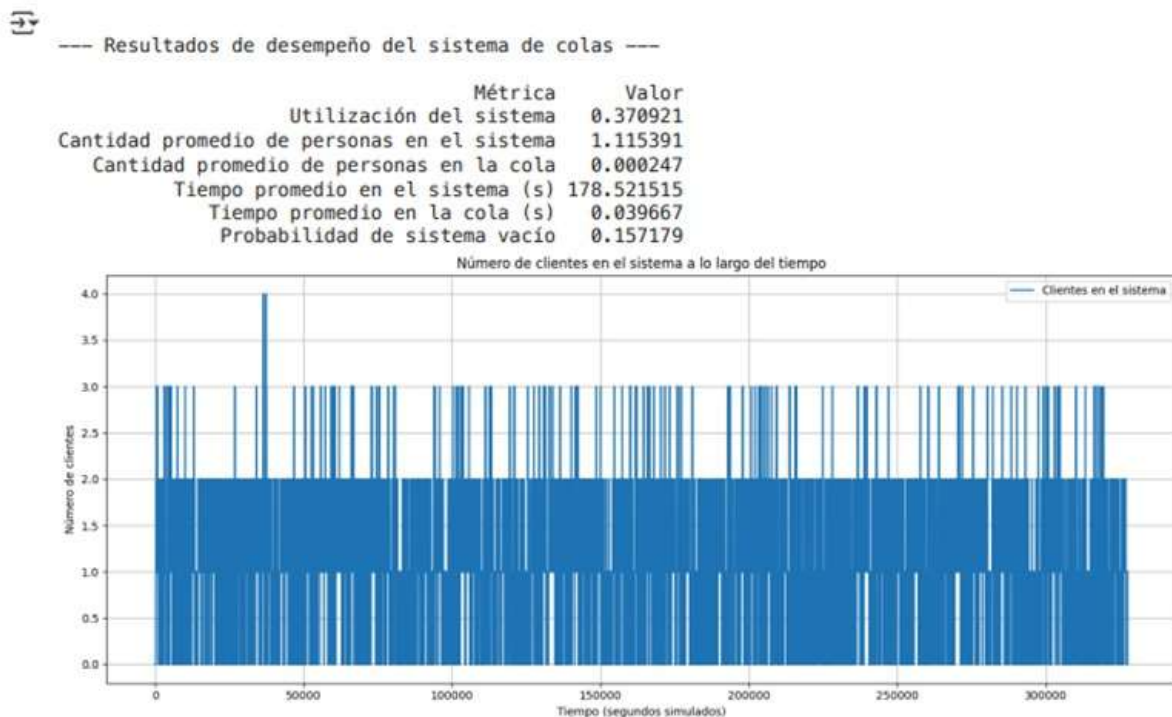
Se simuló el sistema durante un período de 7 días, considerando 13 horas de operación diarias (equivalentes a 46.800 segundos por día). Para ello, se evaluaron tres escenarios diferenciados según el número de servidores disponibles: uno, dos y tres; esto, con el objetivo de analizar el impacto del número de servidores en la eficiencia del sistema de atención mediante la ejecución de simulaciones para cada uno de estos escenarios. A continuación, se presentan los resultados obtenidos en cada caso.

Escenario con 3 servidores:

- Utilización: 0.3709
- Personas promedio en el sistema: 1.15
- En cola: 0.0002
- Tiempo promedio en sistema: 178.5 s
- Tiempo en cola: 0.39 s
- Probabilidad de sistema vacío: 0.1571

Figura 5

Número de clientes en el sistema a lo largo del tiempo con 3 servidores



Fuente: Elaboración propia

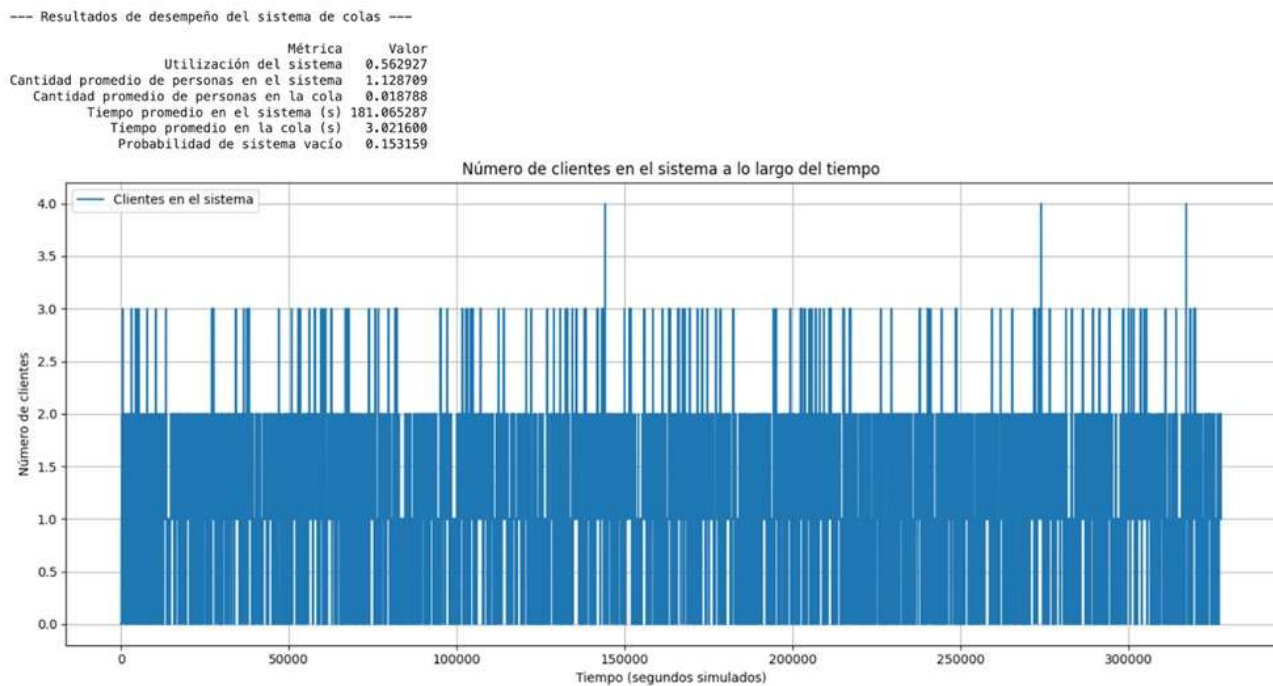
Este escenario evidencia un sistema holgado, con tiempos mínimos de espera y una cola prácticamente inexistente. Sin embargo, la baja utilización de los servidores (37.09 %) indica una subutilización de los recursos disponibles. Esto puede ser adecuado en entornos donde se prioriza la experiencia del usuario y se busca evitar cualquier tiempo de espera, pero no resulta eficiente desde el punto de vista operativo.

Escenario con 2 servidores:

- Utilización: 0.5262
- Personas promedio en el sistema: 1.18
- En cola: 0.0187
- Tiempo promedio en sistema: 181.05 s
- Tiempo en cola: 3.02 s
- Probabilidad de sistema vacío: 0.1331

Figura 6

Número de clientes en el sistema a lo largo del tiempo con 2 servidores



Fuente: Elaboración propia

En este caso se alcanza un mayor equilibrio entre eficiencia y rendimiento. La utilización se incrementa al 52.62 %, lo cual mejora el aprovechamiento de los servidores sin comprometer significativamente el tiempo de espera. La cola sigue siendo mínima y los tiempos se mantienen dentro de rangos aceptables, lo que convierte este escenario en una opción viable para sistemas que buscan balancear calidad del servicio y control de recursos.

Escenario con 1 servidor:

- Utilización: 0.7350
- Personas promedio en el sistema: 80.57
- En cola: 79.57
- Tiempo promedio en sistema: 12992 s
- Tiempo en cola: 12816 s
- Probabilidad de sistema vacío: 0.0005

Figura 7

Número de clientes en el sistema a lo largo del tiempo con 1 servidor



Fuente: Elaboración propia

Este escenario representa una situación de saturación elevada. El servidor opera a una alta utilización (73.5 %), pero a costa de una acumulación constante de clientes. La cola crece de forma exponencial, con tiempos de espera altos que superan ampliamente las tres horas. La probabilidad de sistema vacío es casi nula, lo que indica que el servidor está ocupado prácticamente todo el tiempo. Este comportamiento sugiere que bajo el escenario de un solo servidor hay problemas importantes de capacidad que pueden comprometer seriamente la calidad del servicio.

La simulación permite concluir que el escenario con 2 servidores ofrece el mejor compromiso entre eficiencia operativa y calidad del servicio. El escenario con 3 servidores elimina prácticamente

cualquier tiempo de espera, pero con una utilización muy baja, mientras que el escenario con 1 servidor resulta inviable por su nivel de congestión y tiempo de respuesta extremadamente elevado.

Discusión

Los resultados obtenidos en este estudio permiten analizar de manera crítica la capacidad del sistema de atención en tiendas de formato *hard discount* como D1, destacando el impacto que tiene la cantidad de servidores (cajeros) sobre la experiencia del cliente y la eficiencia operativa. La simulación evidenció que un solo servidor genera una congestión significativa, con tiempos de espera excesivos que podrían afectar la percepción del servicio y fomentar el abandono de compra, aspecto identificado previamente en investigaciones como las de León y Vivanco (2023) y Linares y Vilalta (2019).

Por otro lado, el escenario con tres servidores elimina casi por completo las filas, pero muestra una baja utilización de los recursos (37,09 %), lo que implica un uso ineficiente de personal. Este hallazgo coincide con lo planteado por Rodríguez et al. (2016), quienes afirman que una baja ocupación de recursos en entornos de alta rotación puede ser contraproducente desde la perspectiva financiera. En este contexto, el modelo con dos servidores se presenta como la mejor opción al lograr un equilibrio entre tiempos de espera aceptables y una utilización razonable de los recursos (52,62 %).

Este resultado es coherente con estudios previos aplicados al sector *retail*, como los de Arias et al., (2024), quienes sostienen que la eficiencia operativa debe buscar un punto de equilibrio entre calidad percibida y costos logísticos. Asimismo, el uso de inteligencia artificial para la generación de código y ejecución de simulaciones representa un valor agregado en términos de agilidad y precisión del análisis, alineándose con lo planteado por Cárdenas et al. (2020) y Bohórquez & Medina (2009).

Otro aspecto relevante es la variabilidad de la demanda según la franja horaria. La acumulación de clientes observada en los horarios pico sugiere la necesidad de implementar estrategias dinámicas de asignación de personal, como lo plantean Castro-Jiménez et al. (2025). Esta medida podría maximizar la eficiencia sin incurrir en el sobredimensionamiento de recursos en momentos de baja afluencia.

Además, los hallazgos del presente estudio reafirman la utilidad de la teoría de colas como herramienta para modelar situaciones reales y proponer soluciones fundamentadas en evidencia empírica. La caracterización estadística de los tiempos de llegada y atención permitió adaptar los modelos a las condiciones específicas del entorno analizado, lo cual representa un avance respecto a los enfoques tradicionales que suelen asumir distribuciones estándar como Poisson o exponencial (Montgomery & Runger, 2018).

Es importante señalar algunas limitaciones del estudio. La recolección de datos fue realizada en una sola tienda y durante un periodo corto de tiempo, lo cual restringe la generalización de los resultados. A futuro, se recomienda ampliar el muestreo a múltiples sucursales y considerar variables adicionales como el tipo de cliente, el número de productos por compra y el comportamiento de los empleados. Asimismo, sería pertinente evaluar el impacto de tecnologías complementarias como cajas de autcobro o asistentes digitales.

En síntesis, los resultados obtenidos respaldan la aplicación de modelos de simulación con soporte de inteligencia artificial como herramientas efectivas para optimizar procesos en el sector minorista. La evidencia sugiere que ajustes relativamente simples, como el número de cajeros o la asignación por turnos, pueden generar mejoras significativas en la experiencia del cliente y en el uso de los recursos operativos.

Limitaciones y recomendaciones

A pesar de los hallazgos significativos obtenidos en este estudio, es importante reconocer una serie de limitaciones que pueden haber influido en los resultados y que deben ser consideradas tanto para la interpretación como para futuras investigaciones.

En primer lugar, la recolección de datos se realizó durante un periodo limitado (marzo de 2025) y en una única tienda D1 ubicada en un contexto urbano específico. Esto restringe la generalización de los resultados a otras tiendas de la cadena con dinámicas distintas, como las ubicadas en zonas rurales o en áreas de menor densidad poblacional. La operación, demanda y comportamiento de los consumidores pueden variar sustancialmente en función de factores geográficos, socioeconómicos y culturales.

Además, los datos se capturaron manualmente por observación directa, lo que conlleva el riesgo de errores humanos y sesgos de medición, especialmente en la estimación de tiempos de llegada y atención. Si bien se aplicaron estrategias de validación y consistencia, el uso de herramientas automáticas de captura (como sensores o cámaras con reconocimiento de eventos) podría mejorar la precisión y confiabilidad de los registros en investigaciones futuras.

Otra limitación importante es que el modelo de simulación se construyó sobre ciertos supuestos simplificadores, como la disciplina de cola FIFO, la independencia de las llegadas, la distribución triangular o uniforme de tiempos, y la atención constante por parte de los cajeros. En la práctica, existen múltiples factores dinámicos que no fueron modelados, como interrupciones del personal, variabilidad por tipo de producto, uso de medios de pago, o cambios en el comportamiento del cliente durante promociones. Estas simplificaciones, aunque necesarias para la viabilidad técnica del modelo, reducen la complejidad del sistema real.

Desde el punto de vista computacional, si bien se utilizó un modelo basado en Python con la librería SimPy y se personalizó un script proveniente de GitHub, este no fue sometido a validaciones cruzadas con otros lenguajes o plataformas de simulación como Arena, AnyLogic o ProModel. Esto limita la comparación de resultados entre diferentes motores de simulación y podría generar diferencias en la precisión de los indicadores estimados.

En términos de recomendaciones prácticas, se sugiere a la cadena D1 explorar alternativas de optimización como la rotación dinámica del personal de caja, según la afluencia por hora, o la implementación de sistemas de autoservicio en puntos específicos. El modelo desarrollado puede ser fácilmente adaptado para probar dichas configuraciones, lo que representa una oportunidad para avanzar hacia una toma de decisiones más basada en datos. Asimismo, la empresa podría establecer mecanismos de monitoreo continuo de sus tiempos de atención y filas, integrando sensores de conteo de personas o sistemas de gestión de turnos, para retroalimentar y ajustar sus operaciones en tiempo real.

Para investigaciones futuras, se recomienda ampliar el estudio a otras tiendas de la misma cadena y considerar distintas franjas horarias y días de la semana. También sería valioso incorporar variables adicionales, como la segmentación por tipo de cliente, cantidad de productos adquiridos o nivel de ocupación de las cajas por hora. Finalmente, podría evaluarse la viabilidad de modelos híbridos que integren inteligencia artificial para predecir la demanda en tiempo real y ajustar automáticamente los recursos asignados en función de la predicción.

Conclusiones

Este estudio demuestra que la integración de técnicas de simulación con herramientas de inteligencia artificial constituye una estrategia eficaz para analizar y mejorar procesos operativos en entornos comerciales. En particular, la aplicación de la teoría de colas en un supermercado de formato hard discount como D1 permitió evaluar de manera precisa el desempeño del sistema de atención al cliente en función del número de servidores disponibles.

El uso de software, en este caso ProModel, facilitó la caracterización estadística de las tasas de llegada y servicio, lo que posibilitó la construcción de modelos ajustados a la realidad observada y la utilización de distribuciones de probabilidad que no se usan en los modelos manuales que sugiere la Investigación de operaciones. La implementación de estos modelos en Google Colab permitió simular múltiples escenarios y evaluar sus implicaciones operativas sin comprometer recursos físicos.

Los resultados obtenidos muestran que operar con un solo servidor conlleva altos niveles de saturación y tiempos de espera excesivos, lo cual afecta negativamente la percepción del servicio. Por otro lado, el uso de tres servidores minimiza los tiempos de espera, pero incurre en una baja utilización de recursos, lo que podría considerarse ineficiente. En contraste, el escenario con dos

servidores alcanza un balance óptimo entre eficiencia y calidad del servicio, presentándose como la alternativa más adecuada para el contexto analizado.

Estos hallazgos ratifican la pertinencia de utilizar modelos de simulación y algoritmos inteligentes como soporte para la toma de decisiones estratégicas en la gestión de operaciones, especialmente en sectores sensibles al tiempo de atención y a la experiencia del cliente.

Finalmente, se propone que este enfoque metodológico sea replicado en otros formatos comerciales con dinámicas similares, como Tiendas Ara o Justo & Bueno. La integración de simulación, inteligencia artificial y análisis estadístico representa una alternativa poderosa y de bajo costo para empresas que buscan optimizar sus operaciones a través de la analítica de datos y la transformación digital.

Referencias

- Abdselam, G., & Gonzales, M. (2024). *La importancia de los Cuellos de Botella para la optimización de los procesos productivos*. <https://biblus.us.es/bibing/proyectos/abreproy/94916/fichero/TFG-4916+Abdselam+Miró.pdf>
- Arias, D., Nieto, E., Troncoso, A & Roncallo, L. (2024). Análisis de líneas de espera en una comercializadora mediante simulación. *Revista de Simulación y Negocios*, 11(1), 30–40. <https://doi.org/10.17981/bilo.6.1.2024.01>
- Bernal, F., Sandoval, A., & Muñoz, C. (2015). Estimación del potencial de los trenes de media y alta velocidad en Colombia. *Ingeniería e Investigación*, 16(2), 262-277. <https://www.scielo.org.mx/pdf/iit/v16n2/v16n2a10.pdf>
- Bertsekas, D., & Gallager, R. (1992). *Data networks* (2nd ed.). Prentice Hall.
- Bohórquez, P., & Medina, S. (2009). *Simulación de líneas de producción y servicios mediante el uso de Python-Simpy*. http://bdigital.ula.ve/storage/pdftesis/pregrado/tde_arquivos/8/TDE-2012-07-28T22:00:01Z-1566/Publico/bohorquezpedro.pdf
- Burbano-Pantoja, C., Ángel, M. A., Valdivieso-Miranda, J., & Burbano, H. (2025). Estrategia pedagógica para modelar sistemas de colas a partir de datos reales. *Saber, Ciencia y Libertad*, 20(1), 211–230. <https://revistas.unilibre.edu.co/index.php/saber/article/view/12614>
- Cárdenas, R., Pérez, M., Tejada, A., & Cevallos, L. (2019). Aplicación de un modelo híbrido de teoría de colas y algoritmo evolutivo para medir la optimización en el servicio de atención al cliente

- en un local de comidas rápidas. *Ecuadorian Science Journal*, 3(1), 15–22. <https://doi.org/10.46480/esj.3.1.23>
- Castro-Jiménez, N., Del Campo-de-La-Salas, S., Jay-Archibol, J., Caballero-De-La-Hoz, B., & Troncoso-Palacio, A. (2025). Gestión de colas para mejorar la satisfacción de clientes en supermercados. *BILO: Boletín de Innovación Logística y Operaciones*, 7(2), 1–9. <https://doi.org/10.17981/bilo.7.2.2025.01>
- García, H., & Moreno, Q. (2014). Evaluación de una nueva estrategia de atención a los despegues. *Ingeniería*, 15(1), 51–61. <https://www.redalyc.org/pdf/404/40429649006.pdf>
- Gómez, F. A. (2008). Aplicación de teoría de colas en una entidad financiera: herramienta para el mejoramiento de los procesos de atención al cliente. *Revista Universidad EAFIT*, 44(150), 51–63. <https://publicaciones.eafit.edu.co/index.php/revista-universidad-eafit/article/view/154>
- Gonzales, S., Ripalda, M., Flores, I., & Bernal, A. (2015). Propiedades de sistemas tipo M/G/1/K con estado de espera. *Ingeniería e Investigación*, 16(3), 345–354. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-77432015000300003
- Gross, D., Shortle, J. F., Thompson, J. M., & Harris, C. M. (2008). *Fundamentals of queueing theory* (4th ed.). John Wiley & Sons.
- Guerrero, H., & Guerrero, M. (2024). *Teoría de colas y simulación: Un enfoque fundamental y práctico*. https://www.researchgate.net/publication/394856063_Teoria_de_colas_y_simulacion_Un_enfoque_fundamental_y_practico
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2010). *Introduction to operations research* (9th ed.). McGraw-Hill Education.
- Kleinrock, L. (1975). *Queueing systems, volume 1: Theory*. Wiley-Interscience.
- Leon, L., & Vivanco, L. (2023). *Modelación para la mejora del servicio de atención al cliente mediante la teoría de colas*. <https://doi.org/10.26439/interfases2023.n017.6299>
- Linares, J., Vilalta, J., & Garza, R. (2019). La teoría de colas aplicada a una Oficina Comercial de Telecomunicaciones. *Ingeniería Industrial*, 41(2), 118–120. <https://www.redalyc.org/journal/3604/360464740007/html>
- Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2018). *Applied Statistics and probability for engineers* (7th ed.). Wiley.

- Mora, A. (2010). Estimadores del índice de cola y el valor en riesgo. *Cuadernos de Administración*, 44. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-46452010000200005
- Morones, D., Rodríguez, R., & Castro, D. (2025). Optimización de disciplinas de colas con simulación de eventos discretos: Una revisión teórica y empírica. *Equilibrio Económico*, 21(59), 58–81. <https://revistas.uadec.mx/equilibrioeconomico/article/view/73>
- Muñoz-Vergara, A. (2019). Aplicación de la teoría de líneas de espera en el servicio de biblioteca de una organización educativa en Cartagena – Colombia. *Saber, Ciencia y Libertad*, 14(1), 171–178. <https://doi.org/10.18041/2382-3240/saber.2019v14n1.5236>
- Narváez, J., Ordoñez, W., & Paz, N. (2016). Análisis y simulación de tiempos de espera aplicando teoría de colas en la terminal de transporte de Popayán. *Publicaciones e Investigación*, 12(3), 90–100. <https://hemeroteca.unad.edu.co/index.php/publicaciones-e-investigacion/article/view/2966/5063>
- Portilla, L., Arias, L., & Fernández, S. (2010). Análisis de líneas de espera a través de teoría de colas y simulación. *Revista de Ingeniería*, 17(46), 56–61. <https://www.redalyc.org/pdf/849/84920977012.pdf>
- Rodríguez, L., & Lopez, M. (2016). Aplicación de técnicas de validación de un modelo de simulación de dinámica de sistemas. *Revista Latinoamericana de Ingeniería de Software*, 4 (4), 187-196. <https://doi.org/10.18294/relais.2016.187-196>
- Rodríguez, G., Hernando, S., González, A., & Hernandez, M. (2017). Análisis del servicio de urgencias aplicando teoría de líneas de espera (colas). *Contaduría y Administración*, 62(3), 719–732. <https://www.elsevier.es/es-revista-contaduria-administracion-87-articulo-analisis-del-servicio-urgencias-aplicando-S0186104217300359>
- Ross, S. M. (2014). *Introduction to probability models* (11th ed.). Academic Press.
- Singer, M., Donoso, P., & Scheller, A. (2008). Una introducción a la teoría de colas aplicada a la gestión de servicios. *Revista ABANTE*, 11(2), 70–80. <https://www.ceop.cl/wp-content/uploads/2010/11/Una-Introducción-a-la-Teoría-de-Colas.pdf>
- Solomon, M. R. (2018). *Comportamiento del consumidor: Comprando, poseyendo y siendo* (12.^a ed.). Pearson.
- Taha, H. A. (2017). *Operations research: An introduction* (10th ed.). Pearson.

Velez-Ocampo, J., & Gonzalez-Perez, M. A. (2015). International expansion of Colombian firms: Understanding their emergence in foreign markets. *Cuadernos de Administración*, 28(51), 189-215. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.cao28-51.iecf>

