

Análisis del Rendimiento Operativo de Sistemas de Colas en Supermercados Considerando
Restricción de Aforo por COVID-19

Andrés Felipe Calderón Ochoa

Trabajo de grado para optar el Título de Magister en Ingeniería

Director

PhD. Jairo Rafael Coronado Hernández

Co-Director

PhD. Iván Darío Portnoy De La Ossa

Universidad de la Costa, CUC

Maestría en Ingeniería

Barranquilla-Colombia

22 de julio de 2022

Análisis del Rendimiento Operativo de Sistemas de Colas en Supermercados Considerando Restricción de
Aforo por COVID-19

Andrés Felipe Calderón Ochoa

Trabajo de grado para optar el Título de Magister en Ingeniería

Director

PhD. Jairo Rafael Coronado Hernández

Co-Director

PhD. Iván Darío Portnoy De La Ossa

Universidad de la Costa, CUC

Maestría en Ingeniería

Barranquilla-Colombia

22 de julio de 2022

Nota de Aceptación

Firma del Jurado

Firma del Jurado

Barranquilla, 22 de julio de 2022

Dedicatoria

A Dios, por ser nuestro creador, amparo y fortaleza, cuando más lo necesitamos, y por estar con nosotros en los momentos de alegría, angustias y por hacer palpable su amor através de cada uno de los que nos rodeó.

A todos mis familiares porque me han brindado su apoyo incondicional para alcanzar mis metas, especialmente mi madre.

Andrés F. Calderón O.

Agradecimientos

A Dios en primer lugar por facilitar los medios para poder materializar este objetivo en mi vida. A mi familia por todo su apoyo incondicional

Al Dr. Jairo R. Coronado Hernández por motivarme cada día a nunca desistir, acompañándome a lo largo del proceso, aconsejándome y contribuyendo para buscar siempre un estándar de excelencia en cada paso de esta investigación.

Al Dr. Iván Portnoy, quién fue un apoyo enorme e incondicional durante todo el proceso, por su enorme compromiso y disposición.

A los profesores.

Por último, pero no menos importante, a mí mismo, por pensar en mi futuro profesional y pese a las dificultades no haber desistido a mitad de camino.

Andrés F. Calderón O.

Resumen

El rendimiento operativo ha sido ampliamente estudiado en la literatura como herramienta para la administración y toma de decisiones en los supermercados. A través de la teoría de colas es posible calcular de manera cuantitativa las medidas de rendimiento operativo en estos establecimientos, con el objeto de tomar decisiones que incidan sobre la eficiencia operacional. A partir del año 2020, con el desafío global debido a la aparición de la pandemia del COVID-19 en los establecimientos comerciales de todo el mundo, incluidos los supermercados, estos se vieron forzados a ajustar la dinámica de su operación y a tomar medidas orientadas a minimizar el riesgo de infección por parte de los clientes, ajustándose a las políticas gubernamentales y de salud pública. Entre una de las medidas adoptadas se encuentra el ajuste del tamaño de aforo máximo permisible en el establecimiento, limitando así el número máximo de clientes que pueden permanecer en estos establecimientos, generando como consecuencia una reducción en sus ventas. Este trabajo presenta el modelamiento de los diferentes sistemas de colas presentes en dos tipos de supermercados: Amazon Go y un supermercado de tipo tradicional, para escenarios con y sin restricciones de aforo por COVID-19. Seguidamente el análisis comparativo de tres indicadores de rendimiento operativo: la Tasa de producción (Throughput), el tiempo de ciclo (Cycle Time) y el Trabajo en Proceso (Work In Process), a través de la implementación de algoritmos programados en el software R y el uso de redes de Jackson. Los resultados de la investigación exhiben los sistemas de colas que presentan mejor desempeño operativo bajo condición de restricción de aforo por COVID19 como sin este, así como las consideraciones especiales que manifiestan estos sistemas.

Palabras Clave: rendimiento Operativo, Teoría de Colas, Supermercados, Amazon-Go, Throughput, COVID-19

Abstract

Operational performance has been widely studied in the literature as a tool for management and decision making in supermarkets. Through queuing theory, it is possible to quantitatively calculate the measures of operational performance in these establishments, to make decisions that affect operational efficiency. Starting in 2020, with the global challenge of the pandemic due to the appearance of the COVID-19 virus, commercial establishments around the world, including supermarkets, were forced to adjust the dynamics of their operation and take measures aimed at minimizing the risk of infection to the virus by customers due to government and public health policies. One of the measures adopted is the adjustment of the maximum permissible capacity size in the establishment, thus limiting the maximum number of customers that can stay in these establishments, generating consequently a reduction in their sales. This paper presents the modeling of the different queuing systems present in two types of supermarkets: Amazon Go and a traditional supermarket, for scenarios with and without capacity restrictions due to COVID-19. Next, the comparative analysis of three operational performance indicators: throughput, cycle time and work in process, through the implementation of algorithms programmed in the R software and the use of Jackson networks. The results of the research show the queuing systems that present the best operational performance under conditions of capacity restriction by COVID-19 as well as without it, as well as the special considerations that these systems manifest.

Keywords: operational Performance, Queueing Theory, Amazon Go, Supermarket, Throughput, COVID-19

Contenido

Lista de tablas y figuras.....	12
Capítulo I.....	17
Consideraciones Generales.....	17
Introducción.....	17
Planteamiento del problema.....	19
Justificación.....	21
Objetivos.....	22
Objetivo General.....	22
Objetivos Específicos.....	22
Metodología.....	23
Alcance y limitaciones.....	26
Capítulo II.....	27
Rendimiento Operativo en sistemas de colas de Supermercados.....	27
Introducción.....	27
Clasificación de los supermercados.....	27
Teoría de colas.....	33
Clasificación de los sistemas de colas.....	34
Medidas de rendimiento.....	35

Redes de colas.....	35
Clasificación de las redes de colas.....	35
Redes de Jackson	35
Medidas de rendimiento.....	36
Aplicaciones de la teoría de colas.....	38
Restricciones de aforo por COVID-19	39
Capítulo III	41
Modelamiento de sistemas de colas en Supermercados sin restricciones de aforo por COVID-19.....	41
Introducción.....	41
Recopilación y tabulación de datos	41
Descripción de los modelos de colas	42
Introducción.....	42
Modelo Amazon Go: $(M/M/\infty)$	43
Supermercado Tradicional con múltiples colas: $(M/M/\infty \rightarrow S:M/M/1)$	44
Supermercado Tradicional con múltiples colas en paralelo: $(M/M/\infty \rightarrow M/M/S)$	47
Cálculo de los Indicadores de rendimiento operativo.....	49
Conclusiones.....	50
Capítulo IV	51
Modelamiento de sistemas de colas en Supermercados con restricciones de aforo por	

ANÁLISIS DEL RENDIMIENTO OPERATIVO EN SUPERMERCADOS	10
COVID-19	51
Introducción	51
Modelos propuestos	51
Supermercado Amazon Go: $(M/M/\infty/K)$	51
Supermercado Tradicional: $(M/M/\infty \rightarrow S:M/M/1)$	53
Supermercado Tradicional: $(M/M/\infty \rightarrow M/M/S)$	55
Cálculo de indicadores de rendimiento operativo	56
Supermercado Amazon Go: $(M/M/\infty/K)$	58
Conclusiones	67
Capítulo V	68
Análisis de resultados de sistemas de colas en Supermercados	68
Introducción	68
Resultados obtenidos para los modelos sin restricciones de aforo por COVID-19....	68
Resultados obtenidos para los modelos con restricciones de aforo por COVID-19...	75
Conclusiones	94
Conclusiones generales y trabajos futuros	97
Referencias	96
Anexos	107
Anexo 1: Código programado en R para el supermercado Amazon Go conrestricciones de	

bioseguridad por COVID-19..... 108

Anexo 2: Código programado en R para el supermercado Tradicional con múltiples servidores
M/M/1 con restricciones de bioseguridad por COVID-19..... 110

Anexo 3: Código programado en R del supermercado Tradicional con servidores M/M/S con
restricciones de bioseguridad por COVID-19 113

Lista de Tablas y Figuras

Tablas

Tabla 2.1 Clasificación de retailers según Food Marketing Institute	26
Tabla 2.2 Clasificación de retailers según The Food Industry Association	29
Tabla 3.1 Matriz de tablas utilizada para los datos recopilados del supermercado tradicional	42
Tabla 5.1 Indicadores de rendimiento operativo para los modelos propuestos en escenario de alta demanda sin restricciones de aforo por COVID-19	65
Tabla 5.2 Indicadores de rendimiento operativo para los modelos propuestos en escenario de baja demanda sin restricciones de aforo por COVID-19	66

Figuras

Figura 1.1 Diagrama de la metodología	23
Figura 2.1 Funcionamiento del supermercado Amazon Go	32
Figura 3.1 Muestra el diagrama de operaciones del modelo propuesto para Amazon GoStore.	44
Figura 3.2 Diagrama de operaciones del modelo de dos etapas propuesto para el supermercado tradicional con múltiples colas.	45
Figura 3.3 Diagrama de operaciones del modelo de dos etapas propuesto para el supermercado tradicional con múltiples servidores en paralelo.	47
Figura 4.1 Representación del sistema $M/M/\infty/K$ de Amazon Go Store.	51
Figura 4.2 Red de Jackson cerrada para el supermercado tradicional ($M/M/\infty \rightarrow S:M/M/1$)	52
Figura 4.3 Red de Jackson cerrada para el supermercado tradicional ($M/M/\infty \rightarrow M/M/S$)	54
Figura 4.4 Matriz de probabilidad de transición generalizada Red de Jackson Cerrada	58
Figura 5.1 WIP por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de alta demanda	67

Figura 5.2 WIP por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de baja demanda	67
Figura 5.3 Tiempo de Ciclo por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de alta demanda	68
Figura 5.4 Tiempo de Ciclo por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de baja demanda	69
Figura 5.5 Throughput por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de alta demanda	70
Figura 5.6 Throughput por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de baja demanda	70
Figura 5.7 WIP por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de alta demanda	72
Figura 5.8 WIP por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de baja demanda	72
Figura 5.9 CT por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de alta demanda	73
Figura 5.10 CT por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de baja demanda	74
Figura 5.11 Throughput por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de alta demanda	75
Figura 5.12 Throughput por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de baja demanda	76
Figura 5.13 Capacidad de aforo óptima por hora para el modelo Amazon Go en escenario de alta demanda	77
Figura 5.14 Capacidad de aforo óptima por hora para el modelo Amazon Go en escenario de baja demanda	78
Figura 5.15 WIP por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de	

ANALISIS DEL RENDIMIENTO OPERATIVO EN SUPERMERCADOS	14
alta demanda	79
Figura 5.16 WIP por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de	
baja demanda	80
Figura 5.17 TC por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de	
alta demanda	80
Figura 5.18 TC por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de	
baja demanda	81
Figura 5.19 Throughput por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en	
escenario de alta demanda	82
Figura 5.20 Throughput por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en	
escenario de baja demanda	82
Figura 5.21 Capacidad óptima por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en	
escenario de alta demanda	83
Figura 5.22 Capacidad óptima por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en	
escenario de baja demanda	83
Figura 5.23 WIP por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en	
escenario de alta demanda	84
Figura 5.24 WIP por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en	
escenario de baja demanda	85
Figura 5.25 TC por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en	
escenario de alta demanda	86
Figura 5.26 TC por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en	
escenario de baja demanda	86

Figura 5.27 Throughput por hora de servicio para el modelo Supermercado TradicionalM/M/S en escenario de alta demanda 87

Figura 5.28 Throughput por hora de servicio para el modelo Supermercado TradicionalM/M/S en escenario de baja demanda 88

Lista de códigos QR

Código QR 1: Funcionamiento del supermercado Amazon Go	32
Código QR 2: Pseudocódigo 1: Cálculo de medidas de rendimiento para Supermercado Amazon Go: (M/M/∞/K)	56
Código QR 3: Pseudocódigo 2: Cálculo de medidas de rendimiento para Supermercado Tradicional: (M/M/∞ -> S:M/M/1)	59
Código QR4: Pseudocódigo 3: Cálculo de medidas de rendimiento para Supermercado Tradicional: (M/M/∞ -> M/M/S)	62

Capítulo I

Consideraciones Generales

Introducción

Un supermercado es un establecimiento comercial de venta al por menor en el que se expenden todo género de artículos alimenticios, bebidas, productos de limpieza, etc., y en el que el cliente se sirve a sí mismo y paga a la salida. (“Supermercado | Definición | Diccionario de La Lengua Española | RAE - ASALE,” n. d.).

Diversos autores han estudiado la dinámica en los supermercados desde un enfoque basado en teoría de colas, analizando de manera cuantitativa el rendimiento operativo en estos establecimientos, a través de la estimación de las medidas de rendimiento (Bello & Otobo, 2018; Koeswara et al., 2018; Luczak & Mcdiarmid, 2006; Wang & Zhou, 2018; Xing et al., 2015). En un trabajo realizado por Al-Kadhimi et al. (2021) se presenta el análisis del modelamiento del sistema de colas a un shopping mall en la era de la pandemia del COVID-19. En otra investigación realizada en un supermercado se utilizó teoría de colas para establecer políticas de servicio basados en un modelo de simulación (Coronado-Hernández et al., 2021). Wu & Yang (2021) presentan un modelo novedoso de colas que describe el proceso operativo de un mostrador de autopago semiatendido para tiendas minoristas.

En Colombia, se declaró durante el mes de marzo de 2020 la emergencia sanitaria por el coronavirus COVID-19 mediante la res. 385 del 12 de marzo de 2020 (Ministerio de Salud y Protección & Social, 2020). Como consecuencia, se ha generado un impacto negativo en diversos sectores económicos, especialmente en el sector retail, el cual ha sufrido pérdidas económicas debido a la reducción de sus ventas por las medidas restrictivas de bioseguridad (Esteban & García, 2021).

Durante la emergencia sanitaria diversas medidas han sido implementadas para mitigar el riesgo de infección. Una de estas medidas restrictivas ha sido la aplicación de un aforo máximo de clientes que ingresan a los establecimientos con el fin de reducir el riesgo de infección por COVID-19.

Este trabajo tiene por objetivo analizar cómo es el rendimiento operativo en los supermercados desde un enfoque basado en teoría de colas.

El trabajo de grado se encuentra dividido en 5 capítulos. Incluyendo el presente capítulo introductorio. El contenido de los capítulos siguientes se resume a continuación:

Capítulo II: Presenta la clasificación de los tipos de supermercados, los antecedentes correspondientes a la teoría de colas, medición del rendimiento operativo en supermercados, estudios realizados de teoría de colas aplicados a supermercados y estudios sobre el impacto del COVID-19 en el sector retail, desarrollando los conceptos más relevantes de la investigación a lo largo del capítulo.

Capítulo III: El presente capítulo presenta el modelamiento de dos tipos de supermercados con base en la teoría de colas: El supermercado tradicional y el de tipo Amazon Go en un escenario sin restricciones de aforo por COVID-19. Los indicadores de rendimiento operativo evaluados para los diferentes sistemas serán el tiempo de ciclo, el trabajo en proceso y el throughput. Se presentarán los métodos utilizados para calcular los indicadores de rendimiento operativo.

Capítulo IV: El presente capítulo presenta el modelamiento de dos tipos de supermercados con base en la teoría de colas: El supermercado tradicional y el de tipo Amazon Go en un escenario con restricciones de aforo por COVID-19. Los indicadores del rendimiento operativo evaluados para los diferentes sistemas serán el tiempo de ciclo, el trabajo en proceso y

el throughput. Se presentarán los algoritmos y pseudocódigos utilizados para calcular los indicadores de rendimiento operativo.

Capítulo V: Se analizan los resultados obtenidos en los capítulos III y IV y presenta un análisis comparativo entre los sistemas de supermercados tradicionales y Amazon Go, tanto para los escenarios con y sin restricciones de aforo por COVID-19.

Por último, se presentan las principales conclusiones del trabajo de grado y las oportunidades para trabajos futuros.

Planteamiento del problema

El impacto de la epidemia de COVID-19 ha afectado a diversos sectores económicos, incluidos la educación, la atención médica, el turismo, el productivo, el logístico, el sector retail, entre otros (Beckers et al., 2021).

En concreto, para el sector retail se han realizado diversos estudios para analizar el impacto de COVID-19 (Beckers et al., 2021; Ben Hassen et al., 2020; Brandtner et al., 2021; Dannenberg et al., 2020; Esteban & Garcia, 2021; Hao et al., 2020; Liu & Rabinowitz, 2021; OECD, 2020). Dannenberg et al. (2020) muestra que la mayoría de los minoristas pasaron a los servicios de entrega de comestibles en línea en Alemania. Goddard (2020) muestra que el gasto en comestibles de los hogares aumentó en un 30%. Otro estudio realizado por Hao et al. (2020) muestra que hubo un aumento significativo en el acaparamiento de productos alimenticios en China, mientras que un estudio diferente indicó solo una pequeña preocupación por el exceso de existencias o las compras por pánico para los consumidores en Qatar (Ben Hassen et al., 2020).

En Colombia, Esteban & Garcia, (2021) estudiaron el impacto del COVID-19 sobre el sector retail, en particular sobre los consumidores y su comportamiento, presentando resultados contraproducentes como tasas de crecimiento negativas en el sector (a excepción del comercio

minorista y alimentos), pérdida de la fidelidad de los clientes debido a la escasez de productos, cierre definitivo de algunos establecimientos y cambios en la percepción de las necesidades básicas de los clientes a la hora de comprar.

Los gobiernos de países de América Latina y el Caribe establecieron medidas restrictivas con la finalidad de mitigar el riesgo de infección por COVID-19. Algunas medidas incluyen el restringir el número máximo de clientes en los supermercados, el distanciamiento social y el uso de mascarillas (CEPAL, 2009). En Colombia, el Ministerio de Salud y Protección Social emitió la res. 777 de 2021, la cual define los criterios y condiciones para el desarrollo de actividades económicas, sociales y del Estado y se adopta el protocolo de bioseguridad para la realización de estas. La anterior resolución adopta las medidas de restricción de aforos en los establecimientos comerciales, entre estos el sector retail (MSPS, 2021).

Por lo anterior, los supermercados fueron afectados en su rendimiento operativo, definiéndose según Kurkcu & Ozbay, (2017) como “indicadores que proveen eficiencia de un sistema”. Para Little, en los sistemas de colas presentes en los supermercados, el tiempo de espera promedio de los clientes (tiempo de ciclo), la tasa de salida de los clientes y el número promedio de clientes en espera (trabajo en proceso) por un servicio en el sistema son medidas importantes para un gerente en la gestión de las operaciones (Little & Graves, 2008).

Debido a la estrecha relación que existe entre las medidas de rendimiento operativo y la limitación del número máximo de clientes admitido en un supermercado en Perlman & Yechiali, (2020) estudiaron la relación existente entre el aforo y el riesgo de infección. Sin embargo, la literatura académica presenta carencia de artículos dirigidos a estudiar de manera cuantitativa la relación entre las restricciones de aforo por COVID-19 con respecto a las medidas de rendimiento, por ello, resulta pertinente y relevante dar respuesta a la siguiente pregunta de investigación:

¿Cómo es el rendimiento operativo en sistemas de colas en supermercados considerando aforo máximo por restricciones de COVID-19?

Justificación

La pertinencia y relevancia de la presente investigación se analiza desde tres puntos de vista: i) desde el punto de vista práctico, ii) desde el punto de vista teórico y iii) desde el punto de vista metodológico. Se aborda a continuación cada uno de estos puntos:

- Desde el punto de vista práctico: facilitar a los establecimientos del sector retail la toma de decisiones encaminadas a la adecuación para cumplir con las políticas de aforo máximo que deben implementar bajo condiciones de bioseguridad por COVID-19 (Ministerio de Salud y Protección & Social, 2020; MSPS, 2021). Esta toma de decisiones debe hacerse teniendo en cuenta las medidas de rendimiento específicas de dichos establecimientos, considerando los parámetros del sistema tales como los tiempos de permanencia de los clientes, el número de colas de espera según los horarios de atención al público, el número de servidores designados, los tiempos de servicio, entre otros, logrando así el rendimiento operativo más favorable según su situación particular. Este enfoque de toma de decisiones traerá múltiples beneficios, tales como el aumento en las ventas, aumento en la satisfacción de los clientes, minimización del riesgo por infección por COVID-19, velocidad en el servicio, etc.

- Desde el punto de vista teórico: la investigación realiza un aporte de conocimiento en el campo de estudio de los sistemas de colas con capacidad finita en el sistema y sus aplicaciones al sector retail. De acuerdo con lo investigado en el Estado del Arte, este trabajo es uno de los primeros en enfocarse en supermercados colombianos durante las restricciones del COVID-19. A la fecha hay estudios que abordan el impacto del COVID-

19 sobre los supermercados (Cai et al., 2021; Edwan et al., 2020; Perlman & Yechiali, 2020, 2021, 2021). La presente investigación permite contribuir al estudio de los sistemas de colas en supermercados desde un enfoque cuantitativo bajo restricciones de aforo por COVID-19, además del análisis del sistema de colas en el supermercado tipo Amazon Go, el cual se espera que ponga a disposición su tecnología para otros tipos de establecimientos (Ives et al., 2019).

- Desde el punto de vista metodológico: dado a que actualmente, existen pocos estudios relacionados con el análisis de rendimiento de los sistemas de colas en supermercados durante las restricciones COVID-19 de aforo, tal como se presenta en la revisión de la literatura en Al-Kadhimi et al. (2021) o en otro estudio donde presenta el análisis de las colas de supermercados con tiempos de servicios conocidos y predichos realizado por Mitzenmacher & Dell'Amico (2022). Esta investigación permitirá que futuros investigadores y semilleros de investigación, tomen el diseño metodológico y puedan replicar la metodología a otros tipos de supermercados bajo condiciones específicas de operación, de esta manera contribuyendo al avance y desarrollo dentro de la línea de investigación, aportando soluciones para la actual crisis económica ocasionada por la pandemia (Esteban & Garcia, 2021; O'Connell & Griffith, 2020; Perlman & Yechiali, 2021; Vall Castelló & López Casasnovas, 2021).

Objetivos

Objetivo General

- Analizar el rendimiento operativo de sistemas de colas en supermercados considerando el aforo por restricciones de COVID-19.

Objetivos Específicos

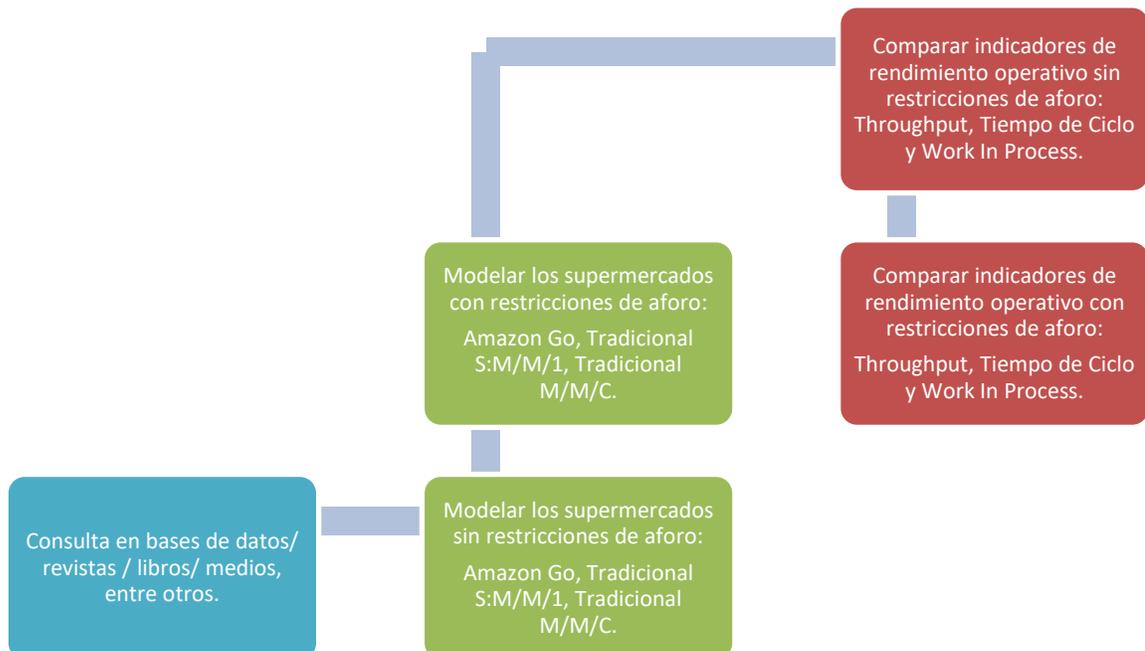
- Modelar diferentes tipos de supermercados utilizando redes estocásticas considerando escenarios sin restricciones de aforo.
- Modelar diferentes tipos de supermercados utilizando redes estocásticas considerando escenarios con restricciones de aforo por COVID-19
- Analizar comparativamente el rendimiento operativo obtenido de los diferentes modelos de sistemas de supermercados propuestos.

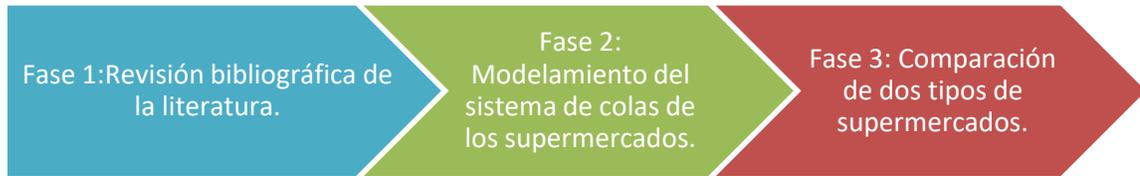
Metodología

La metodología de la investigación se enmarca en un enfoque cuantitativo por cuanto se busca comparar cómo las restricciones de aforo máximo establecidas contra el COVID-19 inciden sobre el rendimiento operativo en dos grupos de supermercados: el tradicional y el tipo Amazon Go, se presenta en la Figura 1.1 a continuación:

Figura 1.1

Diagrama de la metodología





Nota. Metodología utilizada para la realización del trabajo de grado la cual consiste en 3 fases.

Elaboración propia. 2022.

El proyecto de investigación se desarrollará en 3 fases, como se presenta en la figura 1.1, las cuales se mencionan a continuación:

Fase 1. Revisión bibliográfica de la literatura

En esta fase se realiza una consulta en bases de datos de información primaria tales como artículos científicos en la base de datos Scopus, libros, medios de difusión periodísticos, normatividad vigente, con el fin de construir un marco teórico y el estado del arte correspondiente al problema de investigación.

Fase 2. Modelamiento del sistema de colas de los supermercados

En esta fase se modelarán los supermercados de tipo tradicional y Amazon Go como redes de Jackson, considerando restricción de aforo máximo por COVID-19 y sin ésta.

Posteriormente, se implementarán los modelos en el software R Studio y se calcularán las medidas de rendimiento respectivas para cada sistema, específicamente el Throughput, el Tiempo de Ciclo y el Work In Process. Se desarrollarán los siguientes modelos:

Supermercado Tradicional sin restricciones de aforo

El sistema se modelará como una red de Jackson abierta de dos etapas. Tendrá una configuración de tipo $M/M/\infty$ para la etapa de autoservicio y múltiples colas $M/M/1$ en la etapa de pagos.

Supermercado Amazon Go sin restricciones de aforo

El sistema se modelará como una red de Jackson abierta de una etapa con una configuración de tipo $M/M/\infty$.

Supermercado Tradicional con restricciones de aforo

El sistema se modelará como una red de Jackson cerrada de dos etapas. Tendrá una configuración de tipo $M/M/\infty$ para la etapa de autoservicio y una cola $M/M/S$ en la etapa de pagos.

Supermercado Amazon Go con restricciones de aforo

El sistema se modelará como una red de Jackson cerrada de una etapa con una configuración de tipo $M/M/\infty$.

Supermercado Tradicional con restricciones de aforo

El sistema se modelará como una red de Jackson cerrada de dos etapas. Tendrá una configuración de tipo $M/M/\infty$ para la etapa de autoservicio y múltiples colas $M/M/1$ en la etapa de pagos.

Supermercado Tradicional sin restricciones de aforo

El sistema se modelará como una red de Jackson abierta de dos etapas. Tendrá una configuración de tipo $M/M/\infty$ para la etapa de autoservicio y una cola $M/M/S$ en la etapa de pagos.

Los métodos y algoritmos utilizados en esta fase se describen detalladamente en el Capítulo IV.

Fase 3. Comparación de dos tipos de supermercados

En la última fase se compararán los resultados obtenidos en el capítulo V, con el propósito de observar el rendimiento operativo del sistema bajo el nivel de aforo óptimo

propuesto por el modelo y compararlo contra los resultados con el aforo sugerido por las normas de bioseguridad por COVID-19. Finalmente, se presentarán las conclusiones y futuras líneas de estudio.

Alcance y limitaciones

- Los datos utilizados en esta investigación fueron recopilados en un estudio de aplicación de las redes estocásticas de Jackson para estimar el nivel de servicio de un supermercado ubicado en la costa norte colombiana y suministrados por el director del trabajo de grado (Figuroa-garcía et al., 2018).
- El estudio sólo contempla las configuraciones propuestas y no es aplicable a configuraciones diferentes a las presentadas.

Capítulo II

Rendimiento Operativo en sistemas de colas de Supermercados

Introducción.

En este capítulo se presentará el estado del arte correspondiente al cálculo del rendimiento operativo en supermercados con un enfoque basado en la teoría de colas, presentando a lo largo de capítulo las generalidades y la definición los conceptos fundamentales.

De manera inicial se contextualizará sobre la clasificación de los diferentes tipos de supermercados, haciendo énfasis en los supermercados que son materia del estudio, el supermercado tradicional y el de Amazon Go. Seguidamente, se abordarán estos supermercados desde una perspectiva basada en teoría de colas, presentando dentro de la literatura los métodos utilizados para calcular las medidas de rendimiento operativo.

Por último, se hará una revisión a los estudios realizados donde se analice el impacto de la restricción de aforo por COVID-19 en sistemas de colas en supermercados.

Clasificación de los supermercados.

Antes de entrar a clasificar los diferentes tipos de supermercado, es importante mencionar que estos hacen parte del sector retail, el cual es definido por el diccionario de Cambridge como “la parte de la economía de un país que se compone de empresas que venden productos a través de tiendas, en Internet, etc. al público”(Cambridge Dictionary, 2019).

La clasificación de los supermercados puede variar de acuerdo con el país y el autor. Por ejemplo, según Nielsen (2015) los supermercados pueden clasificarse según su tamaño en *hipermercados*, que son almacenes que tienen áreas de venta mínimas de $2501 m^2$, *grandes supermercados* con áreas de venta mínimas de $1201 m^2$ y máximas de $2500 m^2$ y finalmente *pequeños supermercados* que comprenden áreas de venta mínimas de $400 m^2$ y máximas de $1200 m^2$. Otra

clasificación es propuesta por The Food Industry Association (Food Marketing Institute, 2014), la cual clasifica a los supermercados según el tipo de producto ofrecido y se presenta en la tabla 2.1 a

continuación:

Tabla 2.1

Clasificación de retailers

Tipo de retail	Tipo de supermercado	Características	Ejemplos
Mercado de abarrotes tradicional	Supermercado tradicional	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Amplia línea de productos. ▪ Ventas mayores a 2MM USD/año. ▪ Hasta el 15% de sus ventas en mercancía general y productos de salud y belleza. 	
	Tienda de productos frescos	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Se especializa en producto perecederos. ▪ Productos especializados, sobre todo áreas orgánicas y naturales. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Whole Foods ▪ The Fresh Market
	Tienda de surtido limitado	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Productos a bajo costo ▪ Surtido limitado de productos perecederos 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Aldi ▪ Trader Joe's ▪ Save-A-Lot
	Tienda de súper almacén	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Es una combinación entre un gran supermercado tradicional y un almacén. ▪ Ofrecen una gama completa de departamentos de servicio, productos perecederos de calidad y precios reducidos. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Cub Foods ▪ Food 4 Less ▪ Smart & Final.
	Pequeños supermercados	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Ofrece cantidad limitada de productos básicos y de conveniencia 	Tiendas de barrio

Mercado de abarrotes no tradicional	Club al por mayor	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Tamaño aproximado de 120,000 pies cuadrados. ▪ Entre el 60% y el 70% de productos de mercancía general y de belleza y una línea de comestibles dedicada a los tamaños grandes y ventas a granel. ▪ Las membresías incluyen cuentas comerciales y grupos de consumidores 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Sam's ▪ Club ▪ Costco ▪ BJ's
Farmacias		<ul style="list-style-type: none"> • Una farmacia de insumos médicos que factura por lo menos el 20% o más en consumibles, • artículos generales de temporada. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Walgreens ▪ CVS
Comercio masivo		<ul style="list-style-type: none"> • Vende principalmente productos de línea dura, ropa, productos electrónicos y artículos deportivos, pero también vende comestibles y artículos no comestibles 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Walmart ▪ Kmart ▪ Target
Supercentros		<ul style="list-style-type: none"> • Cuenta con superficies promedios mayores a 170,000 pies cuadrados y normalmente destinan hasta el 40% del área a comestibles. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Walmart Supercenters ▪ Super Target ▪ Meijer ▪ The Kroger Marketplace
Comercio Electrónico		<ul style="list-style-type: none"> • En esta categoría se ofrecen alimentos y productos que se ofrecen por Internet en cualquier plataforma. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Peapod ▪ Coborns ▪ Shoprite

Nota. La clasificación de los retails propuesta por The Food Industry Association, características y ejemplos. Willard Bishop. The Future of Food Retailing, 2014.

(<https://www.fmi.org/our-research/supermarket-facts>). Consultado el 20 de Julio de 2020.

Otra clasificación es presentada por The Food Industry Association, quien clasifica a los supermercados según el tamaño del formato del establecimiento como se presenta en la Tabla 2.2 a continuación:

Tabla 2.2

Clasificación de retails

Tipo de retail	Tipo de supermercado	Características
Pequeño formato	Tienda de barrio	Venta de abarrotes y artículos diversos al detal y sin desplazarse lejos de sus hogares.
	Tienda de conveniencia	Dispone de una variedad de artículos de uso diario, como comestibles, elementos de uso personal, bebidas, cigarrillos y Periódicos.
	Tienda delicatessen	Esta tienda dispone generalmente de alimentos finos.
	Verdulero	Un verdulero es un comerciante al por menor de frutas y verduras.
	Tienda de comida saludable	Es una tienda de alimentos que vende principalmente alimentos saludables, alimentos orgánicos, y suplementación deportiva en la mayoría de las veces.
Gran formato	Supermercado	Un supermercado es una tienda grande de autoservicio que ofrece una amplia variedad de alimentos y productos para el hogar y está organizada en pasillos.
	Hipermercado	Es una supertienda que combina un supermercado y una tienda por departamentos. El resultado es una instalación minorista expansiva que ofrece una amplia gama de productos bajo un mismo techo, incluida una línea completa de comestibles y mercancías en ga
	Electrónico	No requieren de la visita presencial de los clientes, quienes hacen pedidos en línea, donde también se les factura, y reciben los productos en sus casas.

Nota. Clasificación de retails, características y ejemplos. Willard Bishop. *The Future of Food Retailing*, 2014. (<https://www.fmi.org/our-research/supermarket-facts>). Consultado el 20 de julio de 2020.

En el caso de Colombia, de acuerdo con la clasificación del sector retail se ha definido en el Código Industrial Internacional Uniforme (CIIU) en: *tiendas especializadas* (p.ej., tiendas deportivas, floristerías, ferreterías), *tiendas departamentales* (p.ej., Panamericana, Homecenter, Falabella), *supermercados* (p.ej., Éxito, Olímpica, Jumbo, Carrefour), *tiendas de conveniencia* (p.ej., On the Run, Star Mart, Altoque) y *tiendas de descuento* (p.ej., Tiendas D1, Ara, Justo y Bueno, Surtimax) (Ramírez, 2020).

A partir del año 2016 se lanzaron los supermercados Amazon Go Store, implementando el llamado autoservicio, en el que los clientes se sirven a sí mismos. Este nuevo sistema introduce una dinámica de compra completamente novedosa que se basa en la tecnología Just Walk-Out (JWOT), que utiliza tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA) llamadas AIPARS (tiendas minoristas automatizadas impulsadas por IA). Las tecnologías AIPARS y las técnicas de aprendizaje automático y reconocimiento de imágenes están destinadas a ser el próximo avance para los mercados minoristas en persona (Ives et al., 2019; Polacco & Backes, 2018; Shekokar et al., 2020; Wankhede et al., 2018).

La dinámica de compra en la tienda Amazon Go es presentada en la Figura 2.1, consiste primero en que los clientes deben instalar una aplicación en sus teléfonos celulares, un código que sale en la aplicación del teléfono celular, la cual se escanea en la entrada de la tienda permitiendo su ingreso, luego se rastrea a los clientes en tiempo real durante la compra, a medida que se registra la lista de productos puestos en el carrito, y finalmente, los clientes pueden salir de la tienda sin dirigirse a una línea de pago, ya que se les cobra automáticamente a través de su cuenta de Amazon y se debita automáticamente de su cuenta, eliminando la necesidad de filas de espera y servidores de pago (Gross, 2019).

Figura 2.1

Funcionamiento del supermercado Amazon Go



Nota. Cómo funciona Amazon Go, adaptado de Promatics, obtenido de <https://www.promaticsindia.com/blog/how-amazon-go-store-works/> Copyright 2017 de Promatics



Por otro lado, la dinámica de compra en un supermercado tradicional inicia cuando un cliente toma un carro de compras e ingresa al supermercado, toma los artículos que necesita de las estanterías y, una vez todos los artículos son seleccionados por el cliente, se dirige al cajero y permanece en una cola hasta que un cajero se encuentre desocupado, luego paga por los artículos comprados y finalmente el cliente deja el establecimiento. (Jukka et al., 1998).

Teoría de colas

Los procesos estocásticos describen el comportamiento de un sistema dinámico. Para conocer su comportamiento, se han diseñado aplicaciones utilizadas en variedad de teorías probabilísticas, entre las que encontramos la teoría de colas.

Las colas son parte de la vida cotidiana. Un sistema de colas presente en la vida cotidiana es el correspondiente a un sistema de servicio comercial. En donde los clientes externos reciben un servicio en una organización comercial, entre los cuales encontramos los supermercados (Hillier & Lieberman, 2015).

Un gran número de empresas de servicios poseen un sistema de colas, en el cual una serie de productos o de clientes arriban a un servidor y realizan una cola, luego son atendidos por el servidor y finalmente sale del sistema. Este fenómeno es generado debido a la diferencia entre las tasas de llegadas de los clientes y de atención de los servidores, dando como resultado la acumulación de productos o clientes que deben esperar para ser atendidos.

La teoría de colas se encarga de estudiar el fenómeno de las esperas en las sus diferentes formas, usando los modelos de colas se representan los sistemas de líneas de espera que surgen en la práctica. Cada modelo estima de manera particular el rendimiento operativo correspondiente y señalan la cantidad esperada de tiempo y personas en una cola, bajo una serie de condiciones operativas particulares (Taha, 2017).

Taha (2017) indica que una cola está compuesta por un cliente que requiere ser atendido en un determinado periodo. Los clientes entran al sistema de manera aleatoria y pueden llegar a formar una o varias colas previas a la recepción del servicio. Si el servidor está desocupado, en función de diversas condiciones operativas denominadas como disciplina del servicio, se proporciona el servicio a los clientes que hacen parte de la cola en un periodo determinado, llamado tiempo de servicio y luego estos abandonan el sistema. Las colas pueden clasificarse según:

- El número de clientes máximo admitidos en la cola y población.
- Intervalo de tiempo transcurrido entre un cliente y otro.
- El tiempo medio de servicio.
- La disciplina de la cola. (PEPS, UEPS, Aleatorio, etc.)
- El número de servidores del sistema.
- La estructura de las estaciones de servicio.
- La estabilidad del sistema.

Clasificación de los sistemas de colas

Kendall y Lee (1953) propusieron un sistema de clasificación para los sistemas de colas con el objetivo de estandarizar características similares en algunos modelos y de esta manera poder analizarlos. (Donoso & Scheller-wolf, 2008; Hillier & Lieberman, 2015)

Por ejemplo, el sistema M/M/1 posee tiempos de llegada y de servicio con distribución markoviana y con un solo servidor; al no especificarse las demás características dentro de la notación se asume que la disciplina es general, que las colas pueden tener infinitos clientes y que el sistema puede albergar una capacidad infinita. En el caso de un M/M/S estaríamos hablando

entonces de una llegada markoviana, servicios markovianos y S servidores en paralelo.

Medidas de rendimiento

Dentro de las más utilizadas en un sistemas de colas según Taha (Taha, 2017) encontramos: la cantidad esperada de clientes en el sistema (L_s), la cantidad esperada de clientes en la cola (L_q), el tiempo de espera en el sistema (W_s), el tiempo de espera en la cola (W_q).

Redes de colas

Una red de colas es una red compuesta por diferentes nodos interconectados, en el cual cada nodo se comporta como un sistema de colas. En este tipo de sistemas los clientes llegan un nodo o punto de servicio y esperan su turno hasta ser atendidos como en un sistema de colas convencional; la diferencia es que en el momento que el cliente es atendido en un nodo, puede o no dirigirse a otro nodo para recibir un servicio adicional o continuar un servicio en un nodo diferente, esto sucede indefinidamente hasta que todos los requerimientos del servicio queden atendidos (Jackson, 1957).

Clasificación de las redes de colas

Redes abiertas: Según Serrano & Hernández (2017) estas redes admiten la entrada de clientes desde fuentes externas y tienen salidas procedentes hacia el exterior. Son las usadas en centros de servicio y otras más aplicaciones. Sus dos subtipos son:

Acíclicas: Un trabajo nunca puede volver a la misma cola.

Cíclicas: Hay bucles en la red.

Redes cerradas: no reciben entradas de poblaciones externas ni tienen salidas al exterior.

Número constante de clientes circulando dentro de la red

Redes de Jackson

Jackson (Jackson, 1957) define una red de Jackson como:

“Una red de Jackson es un sistema de m instalaciones donde la instalación i ($i=1,2,\dots,m$) que tiene:

1. Una cola de capacidad infinita.
2. Clientes que llegan de fuera del sistema de acuerdo con un proceso de entrada Poisson de parámetro a_i .
3. Un número de servidores S_i , con la misma distribución exponencial con parámetro μ_i , para los tiempos de servicio.
4. Un cliente que deja la instalación i , puede salir del sistema o bien puede ir a otra instalación j ($j=1,2,\dots,m$ y $j \neq i$), con probabilidad P_{ij} . La probabilidad de salir del sistema es:”

$$q_i = 1 - \sum_{j=1}^m P_{ij}$$

Las Redes de Jackson presentan una propiedad que es: Bajo condiciones de estado estable, cada instalación j ($j=1,2,\dots,m$) de una red, se comporta como si fuera un sistema de colas M/M/S independiente, con tasa de llegadas m . (Jackson, 1957)

$$\lambda_j = a_j + \sum_{i=1}^m \lambda_i P_{ij}$$

Medidas de rendimiento

Número medio de trabajos en el sistema, L_{red} , que es la suma de los números medios de trabajos en cada uno de los nodos:

$$L_{red} = \sum_{i=1}^S L_i$$

Tiempo medio en el sistema, W_{red} , que es el tiempo medio que pasa una tarea desde que entra en la red hasta que sale de ella:

$$W_{red} = \frac{L_{red}}{\lambda_{red}}$$

Aplicaciones de la teoría de colas

La aplicación de teoría de colas en supermercados ha sido explorada ampliamente en la literatura como herramienta de análisis que permite reducir el número de clientes y tiempos de espera en estos establecimientos (Perlman & Yechiali, 2020). Esta teoría estudia el comportamiento de sistemas sujetos a diferentes condiciones de funcionamiento (Donoso & Scheller-wolf, 2008).

Dentro de los estudios realizados a la fecha incluyen se incluyen el análisis de la gestión eficiente de las colas en los supermercados (Igwe et al., 2014; Morabito & De Lima, 2004), el análisis de las operaciones de los puntos de pago (Priyangika & Cooray, 2015) y el análisis matemático de múltiples servidores, implementando modelos de cola única y múltiples servidores, así como modelos de múltiples colas (Prasad et al., 2015), mientras que algunos evalúan la aplicación de la teoría de las colas en los sistemas de caja de los supermercados (Koeswara et al., 2018). Zhao y He (Zhao & He, 2013) analizaron el nivel de servicio de un supermercado utilizando un sistema de un solo servidor y múltiples servidores en paralelo en las cajas y se contrastaron los resultados obtenidos. Wang & Zhou (2018) estudiaron el impacto de la configuración del sistema de colas sobre el tiempo de servicio. Morabito & De Lima (2004) estudiaron el problema de la congestión de los clientes en las colas de los supermercados y cómo impacta sobre los tiempos de servicio totales en la compra.

La mejora de las medidas de rendimiento operativo es de especial interés dentro de los sistemas de servicio. Estas mismas medidas son analizadas por parte de algunos autores con nombres como el *throughput*, el cual es definido por Sethi et al. (2018) como el número de servicios efectivos dados a los clientes en una unidad de tiempo. El *tiempo de ciclo*, también conocido en el contexto del sector servicio como tiempo de espera, juega un papel importante e

influye en la decisión de compra de los clientes, ya que los tiempos de permanencia demasiado largos les llevan a hacer otra cosa y volver más tarde (Artalejo & Falin, 2002) o incluso a disuadirlos de comprar, generando así un impacto negativo en las utilidades. Además, el número de clientes en la cola tiene un impacto similar en la incidencia de compras (Lu et al., 2013). El *trabajo en proceso* (Work In Process- *WIP*, por sus siglas en Inglés), que representa el número de entidades/clientes presentes en el sistema.

El rendimiento operativo ha atraído especial atención en la literatura. Por ejemplo, Jhala & Bhathawala (2017) han estudiado el rendimiento operativo con sistemas de colas multi-servidores y con único servidor. Múltiples trabajos han abordado el estudio de los fenómenos en diferentes escenarios comerciales, dilucidando cómo estos fenómenos influyen en la calidad del servicio y los beneficios en los supermercados (Chai, 2013; Li, Pan, Liu, & Cheng, 2020; Xing, Li, & He, 2015). En un trabajo realizado por Al-Kadhimi et al. (2021) se presenta el análisis del modelamiento del sistema de colas a un shopping mall en la era de la pandemia del COVID-19. En otra investigación realizada en un supermercado se utilizó teoría de colas para establecer políticas de servicio basados en un modelo de simulación (Coronado-Hernández et al., 2021). Wu & Yang (2021) presentan un modelo novedoso de colas que describe el proceso operativo de un mostrador de autopago semiatendido para tiendas minoristas.

Restricciones de aforo por COVID-19

La aparición del COVID-19 ha supuesto un punto de inflexión en el funcionamiento de un gran número de establecimientos, incluidos los supermercados. Estos han tenido que reestructurar sus políticas de servicio con la finalidad de dar cumplimiento a protocolos de bioseguridad, garantizando así el cumplimiento de normativas gubernamentales y de salud pública.

El establecimiento de medidas restrictivas, limitaciones de capacidad por restricciones de aforo, entre otras condiciones particulares de operación generadas a partir de la aparición del COVID19 han sido modeladas y estudiadas en supermercados recientemente. Algunos trabajos han estudiado el impacto del COVID-19 en supermercados, como el propuesto Vall Castelló & López Casanovas (2021), quienes analizan el efecto del aislamiento y la tasa de infección sobre la venta de los supermercados. Otro estudio realizado por Hepp et al. (2021), presenta los efectos de las restricciones por COVID-19 en los supermercados en Alemania. Ying & O'Clery (2021) afirman que desde marzo del 2020 los supermercados han implementado políticas orientadas a la reducción del riesgo de infección por COVID-19, entre las cuales se encuentran cambios del *layout*, obligatoriedad de uso del tapabocas (o mascarilla) y restricción del máximo número de clientes que permanecen de manera simultánea en el establecimiento.

Algunos trabajos relacionados se encontraron como el presentado por Perlman & Yechiali (2020), en donde se analiza el riesgo de infección en supermercados utilizando modelos basados en teoría de colas, o el estudio de Edwan et al. (2020) donde se simula el tiempo de permanencia de los clientes en los supermercados en función de la intensidad del tráfico de compradores en el establecimiento para un proceso de compra online. Teniendo en cuenta esta carencia en la literatura de la aplicación de la teoría de colas para evaluar el rendimiento operativo, este trabajo busca modelar diversos sistemas de colas en supermercados bajo restricciones de aforo por COVID-19 y comparar su rendimiento operativo, permitiendo así generar un aporte a la literatura. Un estudio similar se realizó en (Al-Kadhimi et al., 2021), donde se hizo un análisis de estudio de caso sobre un shopping mall en tiempos de COVID-19. Otro trabajo presentado por Perlman & Yechiali (2021) estudia el impacto del riesgo de infección sobre las estrategias de ingreso de los clientes en supermercados con COVID-19.

Capítulo III

Modelamiento de sistemas de colas en Supermercados sin restricciones de aforo por COVID-19

Introducción

En el presente capítulo se abordará el modelamiento de sistemas de colas propuestos para un supermercado de tipo Amazon Go y para un supermercado tradicional bajo un escenario sin restricciones de aforo por Covid-19.

En la sección 3.2 se describirá el proceso de obtención y procesamiento de los datos. La sección 3.3 describirá de manera cuantitativa los modelos correspondientes al supermercado de tipo Amazon Go ($M/M/\infty$) y supermercado tradicional, tanto para una configuración de múltiples colas en la etapa de pagos ($S:M/M/1$), como con múltiples servidores en paralelo ($M/M/S$), todos estos sin restricciones de aforo por COVID-19.

En la sección 3.4 se calcularán los indicadores de rendimiento operativo, el Throughput (TH), el tiempo de ciclo (CT) y el Trabajo en proceso (WIP) para cada uno de los modelos propuesto a lo largo del tiempo de operación del sistema. Por último, en la sección 3.5 se presentarán las conclusiones del capítulo.

Recopilación y tabulación de datos

Los datos se recuperaron de un estudio previo realizado por Ouda (2012) un supermercado ubicado en la ciudad de Cartagena, en la costa norte de Colombia. El establecimiento de estudio dispone de un área de tránsito de 20m x 20m. Entre los datos obtenidos se incluyen el tiempo entre la llegada de los clientes al supermercado $\lambda_1(t)$, el tiempo de residencia del autoservicio $\mu_1(t)$, la tasa de llegada promedio a un servidor $\lambda_2(t)$, la tasa de servicio de los servidores $\mu_2(t)$ y el número de servidores disponibles en el tiempo $n(t)$. Se recopilaron datos tanto para un día

de alta demanda como para un día de baja demanda. Los datos se tabulan en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1

Matriz de tablas utilizada para los datos recopilados del supermercado tradicional

Tiempo	ETAPA 1					ETAPA 2					n(t)
	Alta demanda		Baja demanda			Alta demanda		Baja demanda			
	$\frac{1}{\lambda_1(t)}$ (s)	$\frac{1}{\mu_1(t)}$ (min)	$\frac{1}{\lambda_1(t)}$ (s)	$\frac{1}{\mu_1(t)}$ (min)	$\lambda_2(t)$ Clientes/h	$\mu_2(t)$ Clientes/h	n(t)	$\lambda_2(t)$ Clientes/h	$\mu_2(t)$ Clientes/h		
7:00 a. m.	24,39	50	56,29	36,38	23,52	38,70	7	28,20	48,00	3	
8:00 a. m.	17,04	71,2	61,71	46,88	10,26	12,78	20	7,32	48,00	7	
9:00 a. m.	25,40	87,31	62,31	36,29	10,74	14,16	29	8,58	8,94	12	
10:00 a. m.	26,94	89,79	66,12	37,06	8,70	9,54	29	10,62	14,52	16	
11:00 a. m.	23,93	78,61	109,80	37,06	14,76	100,02	29	9,84	14,82	15	
12:00 p. m.	52,48	77,23	92,26	37,25	7,38	7,86	31	7,20	15,60	12	
1:00 p. m.	27,54	74,84	108,70	36,36	4,74	8,58	23	8,58	10,98	9	
2:00 p. m.	26,22	46,68	84,54	26,11	12,84	17,40	21	12,90	20,28	8	
3:00 p. m.	25,21	52,54	64,75	28,00	8,70	9,90	25	18,66	21,96	8	
4:00 p. m.	30,57	53,27	63,08	23,75	21,18	23,70	21	12,24	19,62	9	
5:00 p.m.	17,22	59,91	93,99	33,73	15,54	16,20	15	5,22	20,94	10	
6:00 p.m.	25,07	34	110,15	23,60	13,80	24,84	18	16,44	17,82	11	

Nota. Datos de entrada utilizados para el cálculo de los indicadores de rendimiento operativo para cada etapa del supermercado en escenario de alta y de baja demanda. (Ouda, 2012)

Descripción de los modelos de colas

Introducción

Una red de colas es un sistema de instalaciones de servicio (contadores, estaciones, nodos) que están interconectados de una manera determinada. Los clientes pueden ingresar al sistema desde el exterior, pasan de un nodo a otro y finalmente, abandonan el sistema.

Cada nodo tiene su propio mecanismo de servicio (uno o más servidores y un tiempo de servicio dado distribuciones) y disciplina de cola.

En los modelos propuestos en este apartado se modelarán utilizando redes de Jackson Abiertas. Según Jackson (Jackson, 1957), este tipo de red consiste en una red de m sistemas de colas interconectados que cumplen una serie de condiciones tales como:

- Cualquier tasa de entrada externa de clientes hacia la red sigue una distribución exponencial.
- Los tiempos de servicio de cada nodo son exponencialmente distribuidos y la disciplina del servicio es FIFO (los primeros en llegar son los primeros en ser servidos).
- Una vez un cliente finaliza un servicio en el nodo i , este puede dirigirse al nodo j con una probabilidad P_{ij} o dejar el sistema con una probabilidad $1 - \sum_{j=1}^m P_{ij}$.
- La utilización de todas las colas es menor a 1.

Teniendo en cuenta lo anterior, un supermercado puede ser modelado como una red de colas de dos nodos. El nodo 1 corresponde a la etapa de compra de los clientes entrantes y el nodo 2 representa la etapa de pagos.

Debido a que existen diversas configuraciones en la etapa de pagos, las siguientes subsecciones abordarán 2 casos para la etapa de pagos del supermercado tradicional: con múltiples colas (S:M/M/1) y por otro lado, con múltiples servidores en paralelo (M/M/S).

Adicionalmente se revisará el modelo correspondiente a un supermercado de tipo Amazon Go, el cual no cuenta con una etapa de pagos con cajeros como sucede en el supermercado tradicional, constando de una única etapa de autoservicio (M/M/ ∞).

Modelo Amazon Go: (M/M/ ∞)

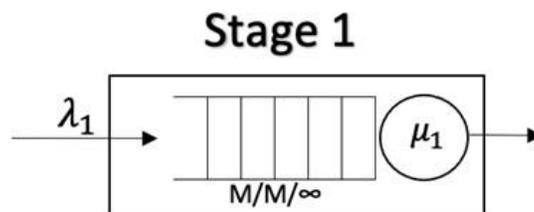
El supermercado Amazon Go se modeló como un sistema M/M/ ∞ . A los clientes mientras compran y colocan productos en los carritos se les factura de manera simultánea. Al considerar una dinámica de autoservicio, se obtiene que la utilización del sistema está dada por el número de clientes presentes, es decir $L_s = \rho$, además los clientes al no requerir hacer una cola en un cajero no existen clientes en cola ni tiempos de espera por lo que la figura 3.1 muestra del

diagrama de operaciones del modelo propuesto para Amazon Go Store. Los clientes ingresan al sistema con una tasa de llegada λ_n , luego permanecen el sistema con una dinámica de autoservicio μ_n , finalmente el cliente una vez finaliza la compra sale del sistema.

$$L_q = W_q = 0.$$

Figura 3.1

Muestra el diagrama de operaciones del modelo propuesto para Amazon GoStore



Nota. Diagrama correspondiente a la etapa de compras del supermercado Amazon Go Store. Tomado del capítulo III. Elaboración propia, 2022.

Supermercado Tradicional con múltiples colas: (M/M/∞ -> S:M/M/1)

El supermercado tradicional con múltiples colas M/M/1 se modeló utilizando una red de Jackson abierta de dos etapas. La Etapa 1, correspondiente a la etapa de compra, se modeló como un sistema de colas M/M/∞ (autoservicio), mientras que la Etapa 2, correspondiente a la etapa de pagos, se modeló como un sistema de S-colas tipo M/M/1, cuyo número de servidores es variable en el tiempo, establecido empíricamente por el gerente/personal de la tienda como una respuesta a la demanda en tiempo real. El número de servidores es un dato medido.

En la Etapa 1, los tiempos entre llegadas y de servicio se ajustan a un comportamiento exponencial, y los tiempos de autoservicio son equivalentes a tener infinitos servidores en paralelo. En cuanto a los clientes, una vez dentro del sistema, se sirven ellos mismos sin la necesidad de hacer una cola. En la Etapa 2, la tasa de llegada de los clientes a los servidores

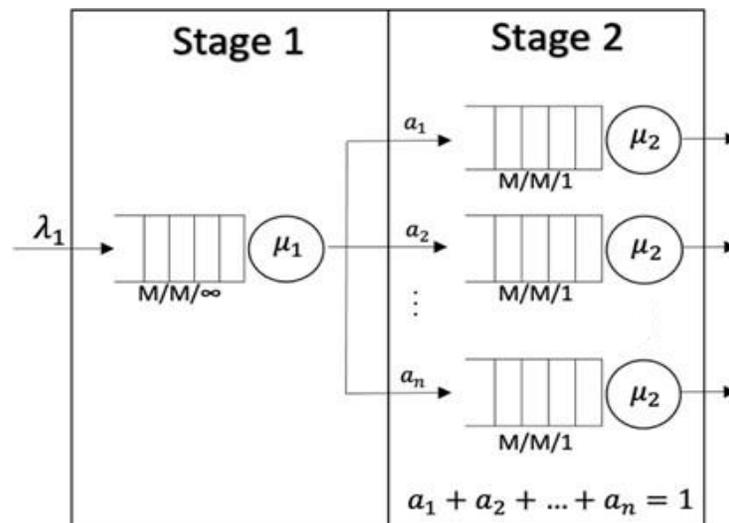
también se asume exponencial, al igual que los tiempos de servicio con una tasa de servicio μ_2 .

Según Taha (2017) el modelo M/M/ ∞ (como en la Etapa 1) tiene un número ilimitado de servidores, ya que los clientes actúan como sus propios servidores con tasas de llegada continuas λ y tasas de servicio μ , de modo que: $\lambda_n = \lambda$ y $\mu_n = n\mu$, para $n = 0, 1, 2, \dots$. Por otro lado, el modelo M/M/1 (como en la Etapa 2) presenta tiempos de llegada y servicio independientes y exponencialmente distribuidos por cada servidor.

La Figura 3.2 muestra un diagrama de operaciones del modelo de dos etapas propuesto para el supermercado tradicional, en el cual el cliente ingresa a la etapa 1 del sistema, es auto-servido y luego se dirige con una probabilidad de transición a_n a la etapa 2 para ser atendido por uno de los servidores disponibles. Una vez el cliente es servido éste sale del sistema.

Figura 3.2

Diagrama de operaciones del modelo de dos etapas propuestos para el supermercado tradicional con múltiples colas.



Nota. Diagrama que presenta la etapa de compras y de pago para un supermercado tradicional con múltiples cajeros M/M/1. Tomado del capítulo III. Elaboración propia, 2022.

Ahora se presentan las ecuaciones subyacentes del modelo para la Etapa 1: El factor de utilización, ρ se calcula como se presenta en la ecuación (1):

$$\rho(t) = \frac{\lambda(t)}{\mu(t)} \quad (1)$$

El número promedio de clientes, L_s en la etapa se calcula como se presenta en la ecuación (2)

$$L_s(t) = L_q(t) + \frac{\lambda(t)}{\mu(t)} \quad (2)$$

El tiempo de espera promedio (en horas), W_s en la etapa se calcula con la ecuación (3):

$$W_s(t) = W_q(t) + \frac{1}{\mu(t)} \quad (3)$$

Para la Etapa 2 del sistema, el factor de utilización ρ se calcula usando la ecuación (1), el número promedio de clientes en el nodo L_q se calcula despejándolo de la ecuación (2). El número total de clientes en el nodo se calcula como se presenta a continuación en la ecuación (4).

$$L_{s_{total}}(t) = L_s(t) \times n(t) \quad (4)$$

El tiempo medio de espera en la cola, W_q (en horas) se calcula como se presenta en la ecuación (5):

$$W_q(t) = \frac{L_q(t)}{\lambda(t)} \quad (5)$$

El tiempo promedio de espera W_q (en horas) en la Etapa 2 se calcula utilizando la

ecuación (3).

Supermercado Tradicional con múltiples colas en paralelo: (M/M/∞ -> M/M/S)

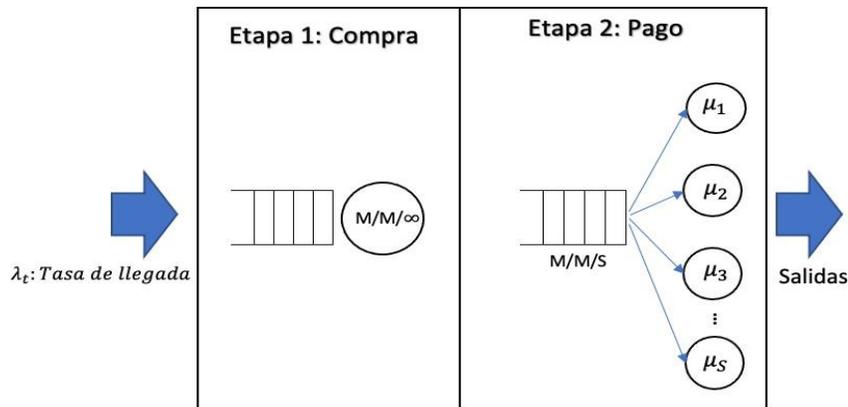
El supermercado tradicional múltiples servidores en paralelo se modeló utilizando una red Jackson abierta de dos etapas. Para la Etapa 1 correspondiente a la etapa de comprase modeló como un sistema de colas M/M/∞ (autoservicio), mientras que la Etapa 2 correspondiente a la etapa de pagos se modeló como un sistema de colas M/M/C, cuyo número de servidores es variable en el tiempo, establecidos empíricamente por el gerente/personal de la tienda como una respuesta a la demanda en línea.

Para la Etapa 1, los tiempos entre llegadas y de servicio se ajustan a una distribución exponencial, y los tiempos de servicio son equivalentes a tener infinitos servidores en paralelo. En cuanto a los clientes, una vez dentro del sistema, se sirven ellos mismos sin la necesidad de hacer una cola. Para la Etapa 2, la tasa de llegada de los clientes a los servidores también se asume exponencial, al igual que los tiempos de servicio con una tasa de servicio μ_2 .

La Figura 3.3 muestra el diagrama de operaciones del modelo propuesto, en el cual el cliente ingresa a la etapa 1 del sistema con una tasa de llegada λ_t , este es auto-servido con una tasa μ_1 y posteriormente se dirige a la única cola de la etapa 2 para ser atendido por uno de los servidores disponibles con una tasa de servicio μ_s . Una vez el cliente es servido éste sale del sistema.

Figura 3.3

Diagrama de operaciones del modelo de dos etapas propuesto para el supermercado tradicional con múltiples servidores en paralelo



Nota. Diagrama que presenta la etapa de compras y de pago para un supermercado tradicional con múltiples cajeros en paralelo. Tomado del capítulo III. Elaboración propia, 2022.

Las ecuaciones correspondientes al nodo 1 para el cálculo de este modelo se utilizan las ecuaciones correspondientes del modelo Amazon Go. Por otro lado, se presentan las ecuaciones correspondientes para la Etapa 2:

El factor de utilización, ρ se calcula como se presenta en la ecuación (7):

$$\rho(t) = \frac{\lambda(t)}{S \mu(t)} \quad (7)$$

La probabilidad de que no haya clientes en el sistema P_0 es requerida para el cálculo de algunos indicadores de rendimiento, se calcula como se presenta en la ecuación (8):

$$P_0(t) = \left\{ \sum_{n=0}^{S-1} \frac{\rho^n}{n!} + \frac{\rho^S}{c!} \sum_{n=c}^{\infty} \left(\frac{\rho}{c} \right)^{n-c} \right\}^{-1}, \frac{\rho}{c} < 1 \quad (8)$$

El número medio de clientes en cola L_q en la etapa se calcula con la expresión (9):

$$L_q(t) = \frac{\rho^{c+1}}{(c-1)! (c-\rho)^2} P_0 \quad (9)$$

El número medio de clientes en el sistema se calcula con la ecuación (10):

$$L_s = L_q + \rho \quad (10)$$

El tiempo promedio que un cliente permanece en el sistema W_s y el tiempo promedio de permanencia del cliente en la cola L_q se determinaron a partir del uso de la ley de Little, dividiendo L_s y L_q por λ (Taha et al, 2004).

Cálculo de los Indicadores de rendimiento operativo

Los indicadores de rendimiento operativo se calcularon para los modelos propuestos utilizando la Ley de Little. Según Little & Graves (2008), el Throughput (TH) se define como la tasa de producción promedio de un sistema por unidad de tiempo.

El Trabajo en proceso (o WIP por sus siglas en inglés *Work In Process*) es el inventario entre el comienzo y el final de la ruta de un producto, para el supermercado es equivalente al número de clientes que permanecen en el sistema. Por último, el Tiempo de Ciclo (o CT por sus siglas en inglés *Cicle Time*) es el tiempo promedio transcurrido desde la liberación hasta el inicio del enrutamiento del producto, es decir, el tiempo que el cliente demorará en el proceso de compra y de pago hasta que sale del sistema. Estos indicadores pueden calcularse para cada modelo utilizando las ecuaciones (11), (12) y (13).

$$TH = \lambda \text{ Etapa 1} \quad (11)$$

$$WIP = L_s \text{ Etapa 1} + L_{s_{total}} \text{ Etapa 2} \quad (12)$$

$$CT = \frac{WIP}{TH} \quad (13)$$

Conclusiones

El presente capítulo presentó el modelamiento de los sistemas de colas tanto en un supermercado tradicional como en uno del tipo Amazon Go. Ambos tipos de supermercado fueron modelados para el supuesto de que no existieron restricciones de bioseguridad por COVID-19 por medio del modelamiento de redes estocásticas, específicamente una red de Jackson abierta.

Cada modelo en particular fue modelado de acuerdo a las características propias de operación, encontrándose que el supermercado Amazon Go se modeló con un sistema de colas tipo $M/M/\infty$, y los dos modelos de supermercado tradicional: el $S:M/M/1$ y el $M/M/S$, cada uno modelándose como un red de Jackson abierta, logrando así determinar apartir de las variables del modelo, las medidas de rendimiento operativo: el Throughput, el Tiempo de Ciclo y el Trabajo en proceso para cada uno de los modelos propuestos.

Capítulo IV

Modelamiento de sistemas de colas en Supermercados con restricciones de aforo por COVID-19

Introducción

En el presente capítulo se abordará el modelamiento de sistemas de colas propuestos para un supermercado de tipo Amazon Go y para un supermercado tradicional bajo un escenario con restricciones de aforo por Covid-19.

La sección 4.2 describirá de manera cuantitativa los modelos correspondientes al supermercado de tipo Amazon Go ($M/M/\infty/K$) y un supermercado tradicional, tanto para una configuración de múltiples colas en la etapa de pagos ($S:M/M/1$), como con múltiples servidores en paralelo ($M/M/S$), todos estos con restricciones de aforo por COVID-19.

En la sección 4.3 se explicarán los pseudocódigos utilizados para calcular los indicadores de rendimiento operativo, el Throughput (TH), el tiempo de ciclo (CT) y el Trabajo en proceso (WIP) para cada uno de los modelos propuestos a lo largo del tiempo de operación del sistema bajo un enfoque CONWIP (*Constant Work In Processing* por sus siglas en inglés), en dos escenarios: con alta demanda y baja demanda. Por último, se presentarán las conclusiones del capítulo en la sección 4.4.

Modelos propuestos

Supermercado Amazon Go: ($M/M/\infty/K$)

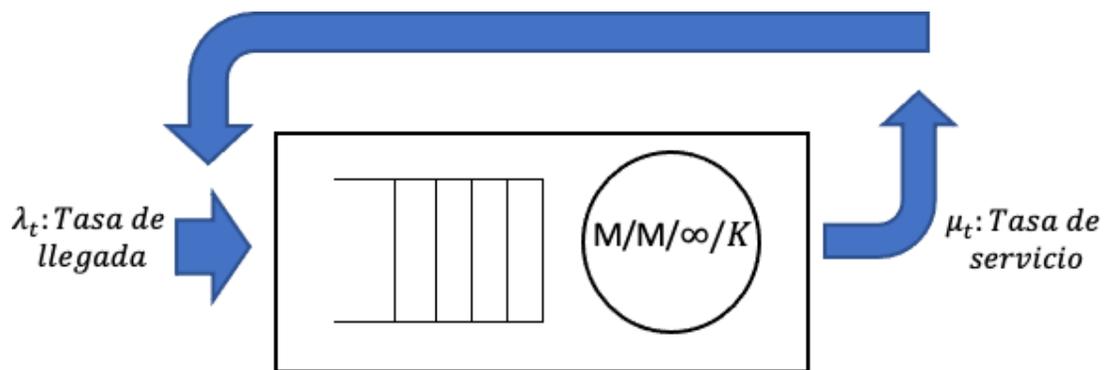
El sistema se modeló como un sistema de colas ($M/M/\infty/K$), en donde las llegadas de los clientes y los tiempos de servicio siguen una distribución exponencial, con infinitos servidores en paralelo y una capacidad finita de K clientes en el sistema.

En este modelo existen infinitos servidores en paralelo, al ser un modelo de autoservicio

no se presentan colas por partes de los clientes, es decir, una vez los clientes llegan al sistema ellos mismo actúan como servidores, similar a como ocurre en el modelo $M/M/\infty$, sin embargo, en este caso el número máximo de clientes admitidos por el sistema es finito y de tamaño K . Una vez el sistema llega al nivel de aforo K el sistema se cierra y se restringe el ingreso de nuevos clientes hasta tanto los clientes que se encuentran siendo servidos salgan y así se autorice el ingreso de uno nuevo.

Figura 4.1

Representación del sistema $M/M/\infty/K$ de Amazon Go Store



Nota. Diagrama que presenta el sistema de colas en un supermercado Amazon Go Store con restricciones de Aforo de tamaño K . Tomado del capítulo IV. Elaboración propia, 2022.

Como se puede observar en la Figura 4.2, los clientes ingresan al sistema con una tasa λ_t , estos son autoservidos con una tasa de servicio μ_t .

Para calcular el aforo teórico K se tomó como referencia el cálculo del aforo teórico desarrollado por Cañavate (2020) que estableció una función de la superficie transitable efectiva, tal como se presenta en la ecuación 14.

$$\text{Aforo máximo teórico } (K) = \frac{\text{Largo transitable efectivo} \times \text{Ancho transitable efectivo}}{\text{distancia de seguridad}^2} \quad (14)$$

Utilizando la ecuación (14) para las dimensiones y configuración del supermercado de estudio se obtiene que:

$$\text{Aforo máximo teórico } (K) = \frac{20\text{ m} \times 20\text{ m}}{1,5\text{ m} \times 1,5\text{ m}} \cong 177 \text{ clientes}$$

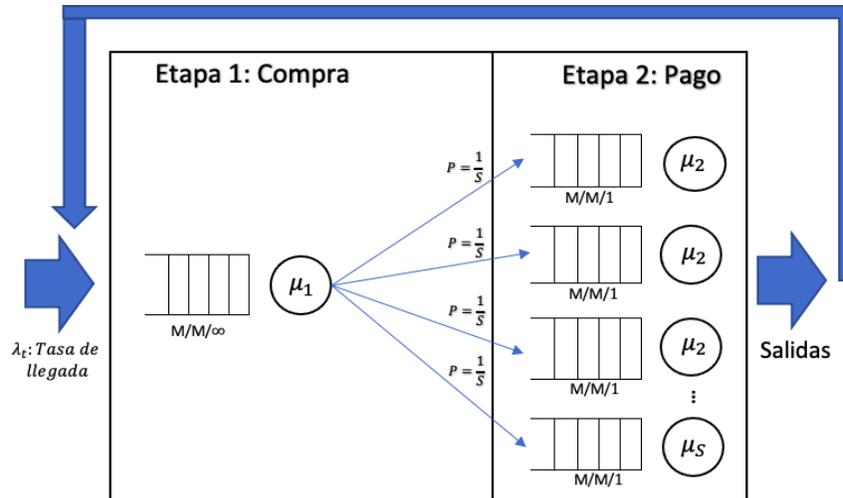
Supermercado Tradicional: (M/M/∞ -> S:M/M/1)

El sistema se modeló como una red de Jackson cerrada de n nodos. El nodo 1 corresponde a la etapa de compras (etapa 1), la cual se representó como un sistema M/M/∞, en donde las llegadas de los clientes y los tiempos de servicio siguen una distribución exponencial, hay C servidores en paralelo y una capacidad finita de K clientes en el sistema. En esta etapa no se crean colas por partes de los clientes al tratarse de un modelo de autoservicio, debido a que una vez el cliente llega al sistema este actúa como su propio servidor, similar a lo que ocurre en un sistema de colas tipo M/M/∞ (Taha, 2004).

Por otro lado, el nodo 2 corresponde a la etapa de pagos en los cajeros (etapa 2), esta se representó como un sistema de tipo M/M/S, en donde S es el número de servidores habilitados en el tiempo t y L es el número de clientes que están realizando una cola esperando por ser servidos. Las llegadas de los clientes y los tiempos de servicio se ajustan a una distribución exponencial.

Figura 4.2

Red de Jackson cerrada para el supermercado tradicional ($M/M/\infty \rightarrow S:M/M/1$)



Nota. Diagrama que presenta el sistema de colas en un supermercado tradicional con múltiples cajeros tipo M/M/1 con restricciones de Aforo de tamaño K. Tomado del capítulo V. Elaboración propia, 2022.

Cómo se puede observar en la Figura 4.2 los clientes llegan con una tasa λ_1 a la etapa de compra, estos son atendidos con una tasa de servicio μ_1 , luego se dirigen con una probabilidad de transición de $P \equiv \frac{1}{S}$ para realizar el pago y son atendidos con una tasa de servicio $S\mu_2$, una vez el cliente es atendido sale del sistema.

El número de clientes que circula dentro de la red está limitado por el aforo K, de acuerdo con la ecuación (15).

$$K = C + S + L \quad (15)$$

La anterior ecuación indica que el aforo máximo será igual al número de clientes que se encuentren en la etapa de autoservicio, más los que se encuentran en cola en la etapa de pagos, más los que están siendo atendidos por los servidores. Si un cliente nuevo llega al sistema una vez se ha llegado al aforo máximo, éste no podrá ingresar hasta tanto salga un cliente y así se autorice el ingreso de uno nuevo.

Supermercado Tradicional: (M/M/∞ -> M/M/S)

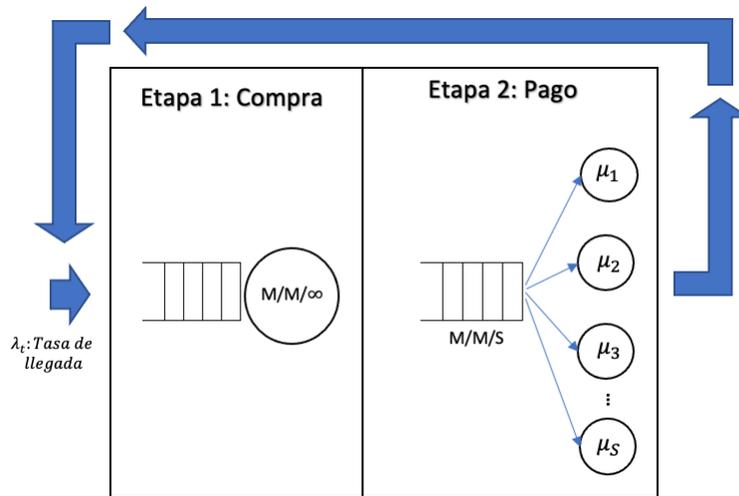
El sistema se modeló como una red de Jackson cerrada de dos nodos. El nodo 1 corresponde a la etapa de compras (etapa 1), la cual se representó como un sistema M/M/∞, en donde las llegadas de los clientes y los tiempos de servicio siguen una distribución exponencial y hay infinitos servidores en paralelo. En esta etapa no se crean colas por partes de los clientes al tratarse de un modelo de autoservicio, debido a que una vez el cliente llega al sistema este actúa como su propio servidor (Taha, 2004). Una vez el cliente finaliza esta etapa se dirige al nodo 2 con probabilidad de transición $P = 1$.

Por otro lado, el nodo 2 corresponde a la etapa de pagos en los cajeros (etapa 2), esta se representó como un sistema de colas tipo M/M/S, en donde S es el número de servidores habilitados en el tiempo t. Las llegadas de los clientes y los tiempos de servicio se ajustan a una distribución exponencial. En este nodo una vez el cliente es servido sale del sistema.

Al tratarse de una red de Jackson cerrada el número de clientes que se encuentran en ambas etapas está limitado por las restricciones de aforo K, por lo que una vez el número de clientes del sistema llega al límite del aforo, la red se cierra, restringiendo así el ingreso de un nuevo cliente hasta tanto el WIP sea menor que K y se admita el ingreso de uno nuevo al sistema, comportándose de esta manera a un sistema CONWIP.

Figura 4.3

Red de Jackson cerrada para el supermercado tradicional ($M/M/\infty \rightarrow (M/M/S)$)



Nota. Diagrama que presenta el sistema de colas en un supermercado tradicional Store con múltiples cajeros en paralelo y restricciones de Aforo de tamaño K. Tomado del capítulo V. Elaboración propia, 2022.

La Figura 4.3 presenta la red de Jackson cerrada para el modelo del supermercado tradicional con múltiples servidores en paralelo en las cajas. Los clientes ingresan con una tasa de arribo λ_t al sistema, una vez en la etapa 1 son autoservidos con una tasa de servicio μ_1 , una vez los clientes son servidos se dirigen al nodo 2 para formarse en la cola y ser atendidos por uno de los servidores habilitados con una tasa de servicio de μ_s . Finalmente, una vez los clientes son atendidos salen del sistema con una probabilidad de transición de $P=1$ de dirigirse al nodo 1.

Cálculo de indicadores de rendimiento operativo

Los indicadores de rendimiento de los diferentes modelos presentados en el numeral 4.2 fueron calculados desarrollando diversos algoritmos los cuales se programaron software R versión 3.6.2 edición Windows. Para la realización de los algoritmos se utilizó el paquete “queuing”. Por medio de este se calcularon el Throughput (TH), el Tiempo de Ciclo (TC) y el

Trabajo en proceso (WIP) para cada hora de operación. A continuación, se explicará cada uno de los pseudocódigos utilizados para cada uno de los modelos propuestos:

Supermercado Amazon Go: (M/M/∞/K)

El pseudocódigo 1 presenta la secuencia lógica para la obtención de las medidas de rendimiento en el software R.

El proceso comienza ingresando los parámetros del modelo: Las tasas de llegada $\lambda_1(t)$, las tasas de servicio $\mu_1(t)$ y $\mu_2(t)$, el número de servidores del sistema S_t y la capacidad máxima del sistema K . Se indican luego las variables que se desean obtener del modelo los cuales son:

El throughput total por hora $TH(t)$, el número de clientes en el sistema en el periodo t $L(t)$, el tiempo de espera promedio del cliente en el sistema $W(t)$, el número de clientes promedio en el nodo 1 y 2, L_{q1} y L_{q2} respectivamente, el factor de utilización para el nodo 1 y 2, $\rho_1(t)$ y $\rho_2(t)$ respectivamente, el throughput para cada nodo, Throughput1 (t) y Throughput 2 (t), el tiempo de espera promedio en cada nodo, $W_1(t)$ y $W_2(t)$.

Se inicializó el modelo con cero clientes en el sistema, se corren dos ciclos para anidados, el primero para cada hora de operación del sistema y el segundo para cada valor de K desde 1 hasta el límite de aforo. Se define un contador el cual va a ir incrementándose tras cada iteración. A continuación, se definen los parámetros del sistema, se ingresan la tasa de llegadas, la tasa de servicio, el número de clientes que ingresarán y el aforo máximo. A partir de aquí, se calculan los indicadores de rendimiento operativo: el Throughput, el Tiempo de Ciclo y el WIP y finalmente genera las gráficas correspondientes.

El modelo utilizado en el paquete “queueing” del software R fue el MMCK, el cual fue ajustado para comportarse como un sistema M/M/∞/K por medio del ajuste del número de servidores $C = i$, con el fin de que una vez el número de clientes llegara a K , no se admitieran más clientes en el sistema, finalmente se corrió el modelo obteniendo así las medidas de

rendimiento operativo. El modelo anterior se implementó tanto con los datos del escenario de alta demanda como con los de baja demanda.

A continuación, se presenta el pseudocódigo mencionado:

Pseudocódigo 1: Cálculo de medidas de rendimiento para Supermercado Amazon
Go: (M/M/∞/K)



```

1: Entradas:  $\lambda_{1t}, \mu_{1t}, \mu_{2t}, S_t, k$ 
2: Salidas: Throughput  $t, L_t, W_t, L_{q1t}, L_{q2t}, \rho_{1t},$ 
            $\rho_{2t}, \text{Throughput1}(t), \text{Throughput2}(t),$ 
            $W_1(t), W_2(t)$ 
3: Inicializar
4: Contador = 0
5: Para  $t = 1$  hasta
12 6: Para  $i = 1$ 
hasta  $k$ 
7: Contador = Contador + 1
8: Definir los parámetros del modelo ( $\lambda, \mu, c=i, k=i$ )
9: Calcular (TH, CT, WIP)
10: Presentar resultados (TH, CT, WIP)
11: Fin Para
12: Fin Para

```

El anterior algoritmo, así como los datos de entrada presentados se encuentran en la página web: <https://github.com/acaldero1/Jackson-Networks-for-Traditional-Retail--Code-Datasets->

Supermercado Tradicional: $(M/M/\infty \rightarrow S:M/M/1)$

Dentro de los diferentes sistemas de colas que disponibles en la librería, se seleccionó el modelo $M/M/C/K$. Inicialmente se realizó la carga de los datos al sistema: tasas de llegada y las tasas de servicio. Se parametrizó el aforo máximo del sistema con valores de $K=1, 2, \dots, 200$.

Teniendo en cuenta que el modelo contempla la utilización de C servidores en paralelo, se programó una rutina en la que cada vez que llega un cliente i al sistema, se incrementa en $C_{i-1}+1$ el número de servidores disponibles, esto con el fin de ajustar el modelo $M/M/C/K$ a un sistema equivalente a $M/M/K$, en la que cada cliente es su propio servidor, por lo que el número de servidores siempre será igual al número de clientes en el sistema, hasta barrer todos los valores de aforo máximo K . Esta rutina se ejecuta para todos los valores del tiempo $t=1, 2, \dots, 12$ para cada uno de los escenarios (demanda alta y demanda baja).

Se ejecuta el algoritmo y se obtiene la medida de rendimiento operativo para el sistema para cada valor de i hasta K a lo largo del tiempo t , para cada escenario.

Por último, se generaron las gráficas del rendimiento operativo por cliente para las condiciones operativas de cada tiempo t en el escenario de alta demanda y para el escenario de baja demanda, como también se graficó el aforo óptimo por hora del sistema en ambos escenarios las cuales se encuentran disponibles en el capítulo V.

El algoritmo se programó en el software R utilizando el paquete “queuing” (Canadilla, 2019). Inicialmente se realizó la carga de los datos al sistema, compuestos de las tasas de llegada

y las tasas de servicio. Se corrió el modelo para un valor de $K= 1, 2, \dots, 250$ con la finalidad de evaluar el throughput más allá del valor del aforo teórico ($K=170$). Se utilizó un modelo de Red de Jackson Cerrada (JCN) la cual estaba constituida de dos sistemas de colas en serie. El primer nodo corresponde a la etapa de compra y se definió como un sistema $M/M/\infty$. El segundo nodo corresponde a la etapa de pagos y se configuró como S colas de tipo $M/M/1$.

Se definió la matriz de probabilidad de transición de estado para la red cerrada de manera dinámica para cada tiempo t . Se presenta la matriz generalizada en la Figura 4.4. En esta matriz se representa la probabilidad de transición de ir del nodo $M/M/\infty$ hacia cada uno de los nodos $M/M/1$ de manera equiprobable igual a $1/S$.

Por otro lado, al tratarse de una red de Jackson cerrada, ésta exhibe un comportamiento como un sistema CONWIP en el cual, una vez se alcanza el nivel de aforo máximo de la red, se genera una retroalimentación hacia la entrada del sistema en donde se autoriza el ingreso de un nuevo cliente. Una vez que cada cliente es servido en la etapa de pago la probabilidad de transición de dirigirse hacia el nodo $M/M/\infty$ es igual a 1.

Figura 4.4

Matriz de probabilidad de transición generalizada Red de Jackson Cerrada

	$M/M/\infty$	$M/M/1$...	$S_t - M/M/1$
$M/M/\infty$	0	$1/S_t$...	$1/S_t$
$M/M/1$	1	0	...	0
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
$S_t - M/M/1$	1	0	...	0

Nota. *Matriz de probabilidad de transición generalizada utilizada en los modelos con restricciones de aforo.* Elaboración propia, 2022.

Se programó una rutina en la que cada vez que llega un cliente i al sistema, se incrementa en $C+1$ el número de servidores disponibles en la etapa 1, hasta barrer todos los valores de aforo

máximo K . Esta rutina se ejecuta para todos los valores del tiempo $t=1, 2, \dots, 12$ para cada uno de los escenarios (demanda alta y demanda baja). Se ejecuta el algoritmo y se obtiene la medida de rendimiento operativo para el sistema para cada valor de i hasta K a lo largo del tiempo t , para cada escenario.

Por último, se generaron las gráficas del rendimiento operativo para las condiciones operativas de cada tiempo t en el escenario de alta demanda (figura 12) y para el escenario de baja demanda (figura 13), como también se graficó el aforo óptimo por hora del sistema en ambos escenarios (figuras 14 y 15).

A continuación, se presenta el pseudocódigo del algoritmo desarrollado:

Pseudocódigo 2: Cálculo de medidas de rendimiento para Supermercado Tradicional: (M/M/∞ -> S:M/M/1)



```

1:  Entradas:  $\lambda_1(t), \lambda_2(t), \mu_1(t), \mu_2(t), S(t), k$ 
2:  Salidas:  $Throughput(t), L(t), W(t), Lq_1(t), Lq_2(t), \rho_1(t), \rho_2(t),$ 
            $Throughput_1(t), Throughput_2(t), W_1(t), W_2(t)$ 
3:  Inicializar
4:  Contador = 0
5:  Para  $t = 1$  hasta 12
6:      Para  $i = 1$  hasta  $k$ 
7:          Contador = Contador + 1
8:          Prob =  $\begin{vmatrix} 0 & 1/S_t & \dots & 1/S_t \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & \dots & 0 \end{vmatrix}$ 
9:          Para  $j = 1$  hasta  $S(t) + 1$ 

```

```
10:          Si j = 1 entonces
11:              Se definen los parámetros para el nodo
                  1:  $(\lambda_1(t), \mu_1(t))$ 
12:          Sino
13:              Se definen los parámetros para el
                  nodoj:  $(\lambda_2(t), \mu_2(t))$ 
14:          Fin Si
15:      Fin Para
16:      Lista = [ Nodo 1, ..., Nodo S + 1]Se
17:      definen los parámetros del
                  modelo(Prob.Trans,list)
18:      Calcular (TH, TC, WIP)
19:      Presentar resultados (TH, CT,WIP)
20:  Fin Para
21: Fin Para
```

El anterior algoritmo, así como los datos de entrada presentados se encuentran en la página web <https://github.com/acaldero1/Jackson-Networks-for-Traditional-Retail---Code-Datasets->

Supermercado Tradicional: $(M/M/\infty \rightarrow M/M/S)$

Para el presente modelo se seleccionó el modelo M/M/C/K del paquete de “Queueing” en R. Inicialmente se realizó la carga de los datos reales al sistema, los cuales corresponde a datos operativos de Megatiendas y se componen de las tasas de llegada y las tasas de servicio. Se

parametrizó el aforo máximo del sistema con $K=1, 2, \dots, 200$.

Teniendo en cuenta que el modelo contempla la utilización de C servidores en paralelo, se programó una rutina en la que cada vez que llega un cliente i al sistema, se incrementa en $C_{i-1}+1$ el número de servidores disponibles, esto con el fin de ajustar el modelo $M/M/C/K$ a un sistema equivalente a $M/M/K$, en la que cada cliente es su propio servidor, por lo que el número de servidores siempre será igual al número de clientes en el sistema. Esta rutina se ejecuta para todos los valores del tiempo $t=1, 2, \dots, 12$ para cada uno de los escenarios (demanda alta y demanda baja).

Se ejecuta el algoritmo y se obtiene las medidas de rendimiento operativo para el sistema para cada valor de i hasta K a lo largo del tiempo t , para cada escenario.

Por último, se generaron las gráficas del rendimiento operativo por cliente para las condiciones operativas de cada tiempo t en el escenario de alta demanda y para el escenario de baja demanda, como también se graficó el aforo óptimo por hora del sistema en ambos escenarios las cuales se encuentran disponibles en el capítulo V.

El algoritmo se programó en el software R utilizando el paquete “queuing” (Canadilla, 2019). Inicialmente se realizó la carga de los datos al sistema, compuestos de las tasas de llegada y las tasas de servicio. Se corrió el modelo para un valor de $K=1, 2, \dots, 250$ con la finalidad de evaluar el throughput más allá del valor del aforo teórico ($K=170$). Se utilizó un modelo de Red de Jackson Cerrada (JCN) la cual estaba constituida de dos sistemas de colas en serie. El primer nodo corresponde a la etapa de compra y se definió como un sistema $M/M/\infty$. El segundo nodo corresponde a la etapa de pagos y se configuró como $M/M/S$.

Por otro lado, al tratarse de una red de Jackson cerrada, ésta exhibe un comportamiento como un sistema CONWIP en el cual, una vez se alcanza el nivel de aforo máximo de la red, se

genera una retroalimentación hacia la entrada del sistema en donde se autoriza el ingreso de un nuevo cliente. Una vez que cada cliente es servido en la etapa de pago la probabilidad de transición de dirigirse hacia el nodo $M/M/\infty$ es igual a 1.

Se programó una rutina en la que cada vez que llega un cliente i al sistema, se incrementa en $C+1$ el número de servidores disponibles en la etapa 1, hasta barrer todos los valores de aforo máximo K . Esta rutina se ejecuta para todos los valores del tiempo $t=1, 2, \dots, 12$ para cada uno de los escenarios (demanda alta y demanda baja). Se ejecuta el algoritmo y se obtiene la medida de rendimiento operativo para el sistema para cada valor de i hasta K a lo largo del tiempo t , para cada escenario.

Por último, se generaron las gráficas del rendimiento operativo por cliente para las condiciones operativas de cada tiempo t en el escenario de alta demanda y para el escenario de baja demanda, como también se graficó el aforo óptimo por hora del sistema en ambos escenarios las cuales se presentan en el capítulo V.

A continuación, se presenta el pseudocódigo del algoritmo desarrollado:

Pseudocódigo 3: Cálculo de medidas de rendimiento para Supermercado Tradicional: ($M/M/\infty \rightarrow M/M/S$)



```

1: Entradas:  $\lambda_{1t}, \lambda_{2t}, \mu_{1t}, \mu_{2t}, S_t, k$ 
2: Salidas:  $Throughput_t, L_t, W_t, Lq_{1t}, Lq_{2t}, \rho_{1t}, \rho_{2t},$ 
            $Throughput1(t), Throughput2(t), W1(t), W2(t)$ 
3: Inicializar
4: Contador = 0
5: Para  $t = 1$  hasta 12
6:     Para  $i = 1$  hasta  $k$ 

```

```
7:      Contador = Contador + 1
8:      Para j = 1 hasta S(t) + 1
9:          Si j = 1 entonces
10:             Se definen los parámetros para el
                nodo 1 ( $\lambda_{1t}, \mu_{1t}$ )
11:          Sino
12:             Se definen los parámetros para el
                nodo j ( $\lambda_{2t}, \mu_{2t}, s_{2t}$ )
13:          Fin Si
14:      Fin Para
15:      Lista = [ Nodo 1, ..., Nodo S + 1]
16:      Se definen los parámetros (Prob.Trans, list)
17:      Calcular (TH, TC, WIP)
18:      Presentar resultados (TH, CT, WIP)
19:      Fin Para
20: Fin Para
```

Conclusiones

El presente capítulo presentó el modelamiento de los sistemas de colas tanto en un supermercado tradicional como en uno del tipo Amazon Go. Ambos tipos de supermercado fueron modelados con restricciones de bioseguridad por COVID-19 por medio del modelamiento de redes estocásticas, específicamente una red de Jackson cerrada.

Cada modelo en particular fue modelado de acuerdo con las características propias de operación, encontrándose que para cada uno de ellos se pudo modelar como una red de colas, pudiendo así determinar a partir de las variables del modelo, las medidas de rendimiento operativo tales como el Throughput, el Tiempo de Ciclo y el Trabajo en proceso para cada uno de los modelos propuestos en diversos escenarios de operación, con alta y baja demanda.

Capítulo V

Análisis de resultados de sistemas de colas en Supermercados

Introducción

El capítulo V comparará las medidas de rendimiento operativo: Throughput, Tiempo de Ciclo y Trabajo en Proceso obtenidas para los modelos de colas propuestos. La sección 5.2 presentará los resultados obtenidos para los sistemas de supermercados AmazonGo y para los supermercados tradicionales en condiciones sin restricciones de aforo por COVID-19. En la sección 5.3 se analizarán los resultados obtenidos a partir de la implementación de los algoritmos utilizados para los modelos de los diversos supermercados bajo un enfoque con restricciones de aforo por COVID-19. Finalmente, se presentarán las conclusiones del capítulo en el apartado 5.4.

Resultados obtenidos para los modelos sin restricciones de aforo por COVID-19.

Se calcularon las medidas de rendimiento operativo para el escenario de alta y baja demanda para los supermercados tradicionales con múltiples colas de tipo M/M/1 en la etapa de pagos (S:M/M/1) como con múltiples servidores en paralelo (M/M/S), así como también para el modelo de Amazon Go bajo el escenario sin restricciones por COVID-19 para diversas horas de operación como se presentan en las tablas 5.1 y 5.2.

Tabla 5.1

Indicadores de rendimiento operativo para los modelos propuestos en escenario de alta demanda sin restricciones de aforo por COVID-19

t	Escenario alta demanda								
	S: M/M/1			M/M/C			Amazon Go		
	WIP (und.)	TC (h)	TH (und.)	WIP (und.)	TC (h)	TH (und.)	WIP (und.)	TC (h)	TH (und.)
1	123,24	0,83	147,63	126,84	0,86	147,63	123,03	0,83	147,63
2	256,57	1,21	211,33	267,31	1,26	211,33	250,78	1,19	211,33
3	207,32	1,46	141,73	216,25	1,53	141,73	206,24	1,46	141,73
4	202,86	1,52	133,66	214,02	1,60	133,66	200,01	1,50	133,66
5	197,12	1,31	150,44	198,60	1,32	150,44	197,10	1,31	150,44
6	89,78	1,31	68,60	97,02	1,41	68,60	88,30	1,29	68,60
7	168,31	1,29	130,72	178,29	1,36	130,72	163,05	1,25	130,72
8	107,53	0,78	137,30	114,71	0,84	137,30	106,82	0,78	137,30
9	128,52	0,90	142,83	139,50	0,98	142,83	125,07	0,88	142,83
10	104,82	0,89	117,76	109,52	0,93	117,76	104,55	0,89	117,76
11	214,52	1,03	209,12	221,71	1,06	209,12	208,81	1,00	209,12
12	81,73	0,57	143,63	87,17	0,61	143,63	81,39	0,57	143,63

Nota. Modelos propuestos en escenario de alta demanda. Elaboración propia, 2022.

Tabla 5.2

Indicadores de rendimiento operativo para los modelos propuestos en escenario de baja demanda sin restricciones de aforo por COVID-19

t	Escenario baja demanda								
	S: M/M/1			M/M/C			Amazon Go		
	WIP (und.)	TC (h)	TH (und.)	WIP (und.)	TC (h)	TH (und.)	WIP (und.)	TC (h)	TH (und.)
1	38,79	0,61	63,96	40,11	0,63	63,96	38,78	0,61	63,96
2	45,60	0,78	58,33	46,79	0,80	58,33	45,57	0,78	58,33
3	36,51	0,63	57,77	39,59	0,69	57,77	34,95	0,60	57,77
4	33,97	0,62	54,45	37,38	0,69	54,45	33,63	0,62	54,45
5	20,43	0,62	32,79	22,47	0,69	32,79	20,25	0,62	32,79
6	24,43	0,63	39,02	26,73	0,68	39,02	24,23	0,62	39,02
7	20,39	0,62	33,12	23,08	0,70	33,12	20,07	0,61	33,12
8	18,66	0,44	42,59	20,63	0,48	42,59	18,53	0,44	42,59
9	26,09	0,47	55,60	28,48	0,51	55,60	25,95	0,47	55,60
10	22,76	0,40	57,07	25,50	0,45	57,07	22,59	0,40	57,07
11	21,61	0,56	38,30	23,36	0,61	38,30	21,53	0,56	38,30
12	12,98	0,40	32,68	14,69	0,449	32,683	12,86	0,39	32,68

Nota. Modelos propuestos en escenario de baja demanda. Elaboración propia, 2022.

Los resultados presentados en la Figura 5.1 y 5.2 demuestran por parte del WIP un mejor rendimiento para el modelo Amazon Go, el cual presenta menores valores en comparación con los modelos propuestos para los supermercados tradicionales para todas las horas de operación, y esto se debe a que, al encontrarse la fase de compra y pagos de manera conjunta, se reduce el número medio de clientes en la etapa de pagos, permitiendo así que haya menos clientes en proceso en el sistema.

Por otro lado, para los supermercados de tipo tradicional, se observó que el WIP correspondiente al modelo M/M/S es más elevado que el del modelo S:M/M/1, lo cual indica que el hecho de tener múltiples colas de tipo M/M/1 es más favorable debido a que permite que haya menos clientes en el sistema siendo servidos de manera simultánea, permitiendo así minimizar el riesgo de infección. Los resultados indican que los valores del WIP para los modelos S:M/M/1 y Amazon Go son muy similares, lo cual indica que el hecho de suprimir los servidores tal como ocurre en el modelo Amazon Go no mejora de manera significativa el valor del WIP, esto es debido a que los clientes se concentran en la etapa de compras.

Figura 5.1

WIP por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de alta demanda



Nota. Gráfica que presenta el WIP por cada hora de servicio para cada modelo de supermercado en escenario de alta demanda. Modelos propuestos en el capítulo V. Elaboración propia, 2022.

Figura 5.2

WIP por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de baja demanda

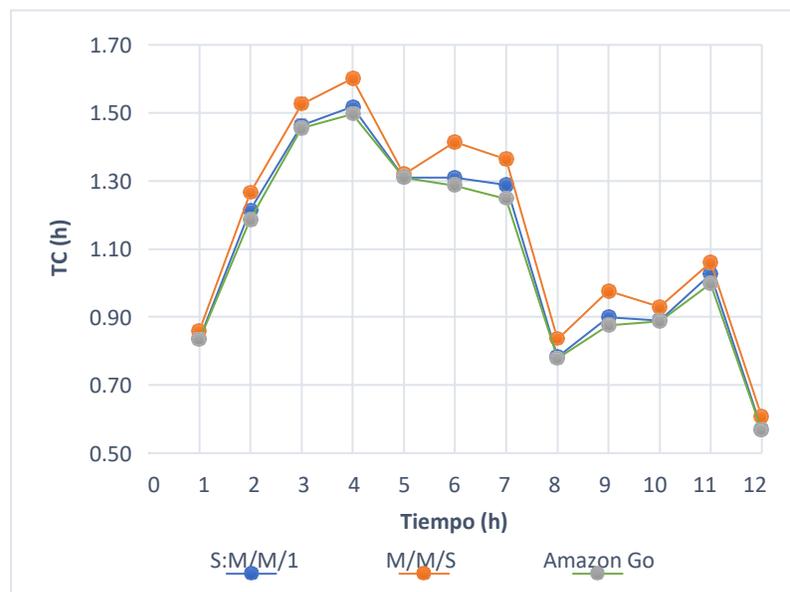


Nota. Gráfica que presenta el WIP por cada hora de servicio para cada modelo de supermercado en escenario de baja demanda Modelos propuestos en el capítulo V. Elaboración propia, 2022.

El segundo indicador de rendimiento analizado fue el tiempo de ciclo. Los resultados presentados en la Figura 5.3 y 5.4 indican que el modelo de Amazon Go obtuvo un mejor rendimiento en comparación con los supermercados tradicionales, obteniendo que para cada hora de operación el tiempo de ciclo fue menor, es decir, los clientes en este tipo de supermercado demoran menos tiempo desde que entran a realizar su compra hasta que salen del sistema. Los resultados indican que a pesar de que el modelo Amazon Go presentó mejor indicador del tiempo de ciclo, los modelos S:M/M/1 y M/M/S presentaron resultados si bien inferiores, fueron bastante cercanos al modelo Amazon Go, lo cual indica que el hecho de implementar un modelo Amazon Go en este tipo de establecimientos solo mejoraría en unos cuantos minutos el tiempo de compra total del cliente. De manera similar a lo ocurrido con el WIP.

Figura 5.3

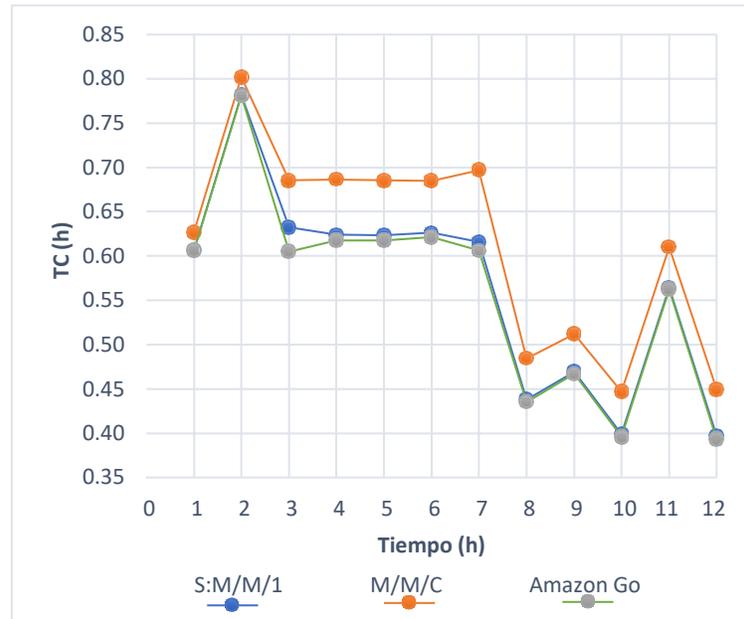
Tiempo de Ciclo por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de alta demanda



Nota. Gráfica del Tiempo de Ciclo para los modelos de supermercados en el escenario de alta demanda. Modelos propuestos en escenario de baja demanda en el Capítulo V. Elaboración propia, 2022.

Figura 5.4

Tiempo de Ciclo por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de baja demanda



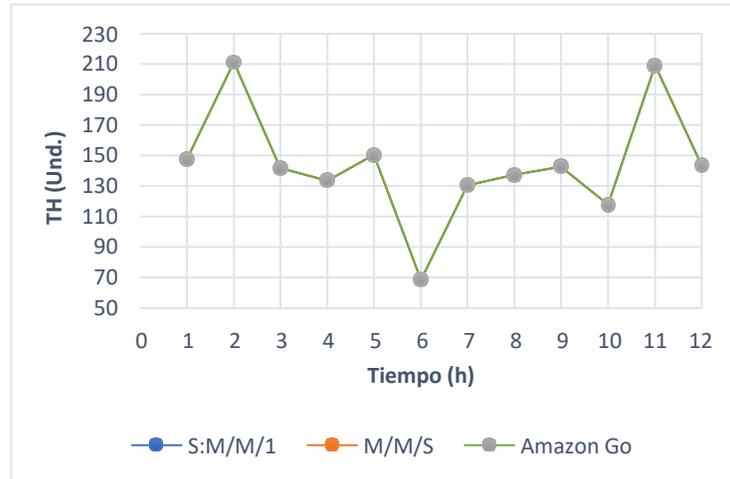
Nota. Gráfico del tiempo de ciclo en cada hora de servicio para los supermercados en escenario de baja demanda. Modelos propuestos en escenario de baja demanda en el Capítulo V.

Elaboración propia, 2022.

Al llegar a este punto, hemos observado que, entre los modelos evaluados, el modelo Amazon Go presentó mejores resultados en términos del WIP y de Tiempo de Ciclo. Sin embargo, con relación al Throughput, se evidencia de acuerdo con las gráficas 5.5 y 5.6 que el rendimiento es el mismo para todos los modelos, esto se debe a que el sistema se encuentra en estado estable, por tanto, las tasas de llegada serán iguales al throughput para cualquier modelo dado. Lo anterior indica que todos los sistemas tienen la capacidad de atender el mismo número de clientes en la misma unidad de tiempo.

Figura 5.5

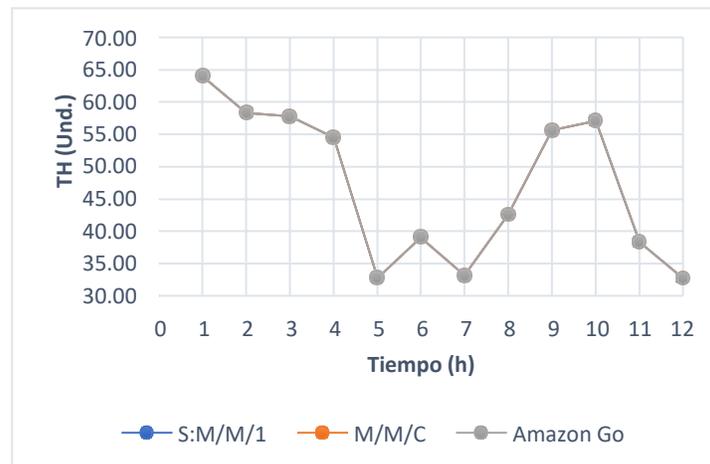
Throughput por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de alta demanda



Nota. Gráfico del throughput en cada hora de servicio para los supermercados en escenario de alta demanda. Modelos propuestos en escenario de alta demanda en el Capítulo V. Elaboración propia. 2022.

Figura 5.6

Throughput por hora de servicio para los modelos propuestos en escenario de baja demanda



Nota. Gráfico del throughput en cada hora de servicio para los supermercados en escenario de baja demanda Modelos propuestos en escenario en el Capítulo V. Elaboración propia, 2022.

Resultados obtenidos para los modelos con restricciones de aforo por COVID-19.

Se calcularon las medidas de rendimiento operativo para los escenarios en condiciones de alta y baja demanda, para los supermercados tradicionales con múltiples colas de tipo M/M/1 en la etapa de pagos (S:M/M/1), con múltiples servidores en paralelo (M/M/S), y para el modelo de Amazon Go bajo un escenario con restricciones de aforo por COVID-19 para diversas horas de operación.

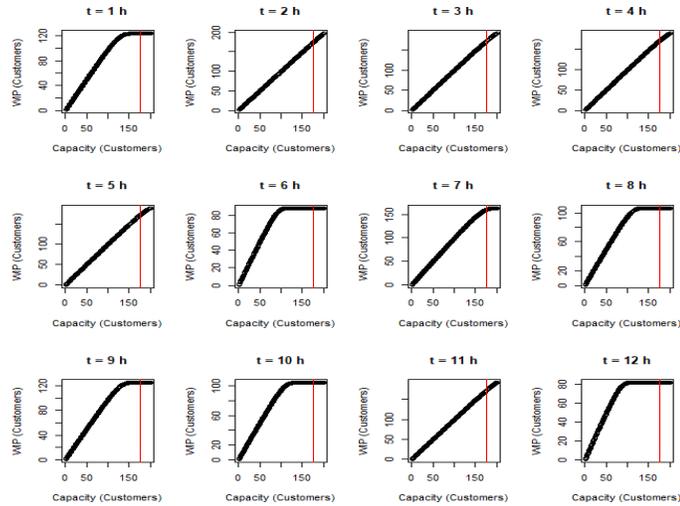
Supermercado Amazon Go con restricciones de bioseguridad

El comportamiento del WIP para el modelo de Amazon Go se ilustran en las figuras 5.7 y 5.8, en donde para cada hora de operación el valor del WIP va incrementando a medida que van ingresando clientes al supermercado, eventualmente a lo largo del tiempo el valor WIP se va acotando hasta llegar a un nivel constante comportándose como un sistema CONWIP, lo anterior indica que para las horas de servicio en donde el valor del WIP sigue incrementando en valores mayores a 177 clientes, significa que el proceso se encuentra restringido por las medidas de bioseguridad por COVID-19. En contraste, en las horas de atención en donde el valor del WIP se estabiliza antes de los 177 clientes indica que no se requiere un nivel de aforo tan alto para ese tiempo de servicio.

Adicionalmente se puede observar para cada gráfica el nivel de aforo teórico establecido (177 clientes) por medio de una línea vertical roja. Para la mayoría de los casos el número de clientes máximo que puede llegar a admitir el sistema es mucho menor como se presenta por ejemplo en todos los horarios del escenario de baja demanda (figura 5.8), y para algunas horas de operación del escenario con alta demanda, como en $t = \{1, 6, 8, 9, 10, 11, 12\}$. En contraste, se presenta el caso de valores del WIP mayores al aforo teórico, como se observa en el escenario de alta demanda $t = \{2, 3, 4, 5\}$.

Figura 5.7

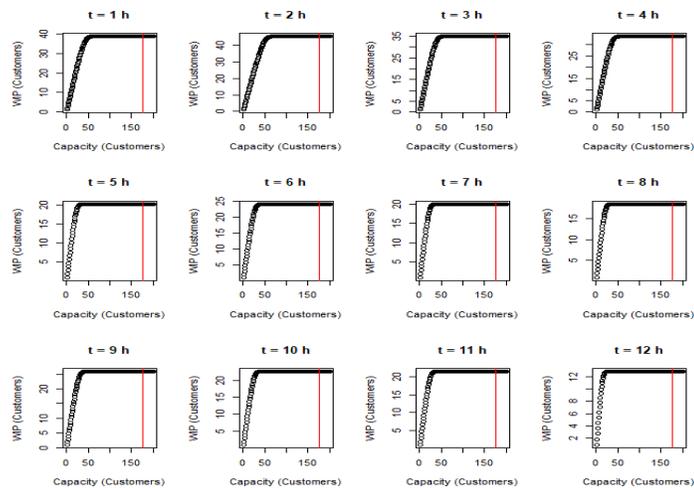
WIP por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de alta demanda



Nota. Gráfico del Trabajo en proceso en cada hora de servicio para el supermercado Amazon Go bajo restricciones de aforo en escenario de alta demanda, presentados en el Capítulo V. Elaboración propia, 2022.

Figura 5.8

WIP por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de baja demanda

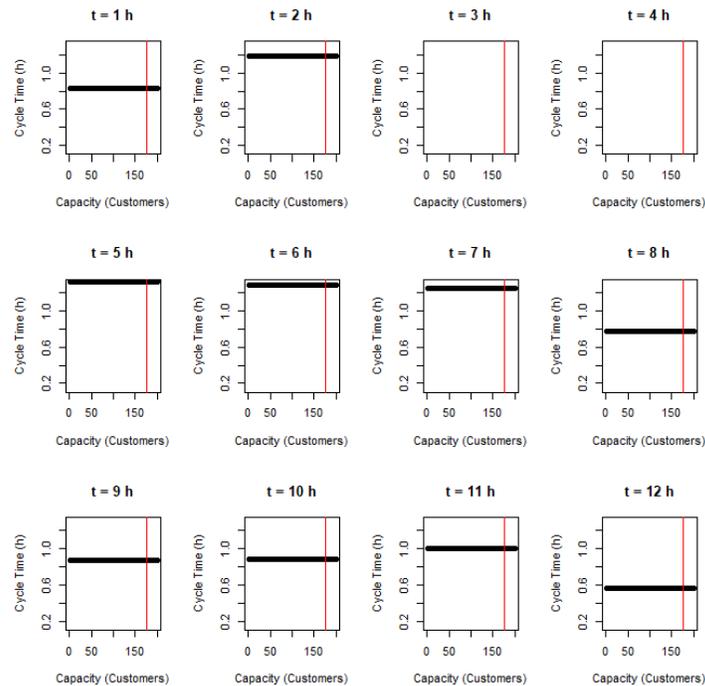


Nota. Gráfico del Trabajo en proceso en cada hora de servicio para el supermercado Amazon Go bajo restricciones de aforo en escenario de baja demanda presentado en el capítulo V. Elaboración propia, 2022.

El Tiempo Ciclo se ilustra en las gráficas 5.9 y 5.10 para el supermercado Amazon Go en un escenario de alta y baja demanda respectivamente. Para cada una de las horas de atención se obtuvo que el comportamiento del CT es constante y no varió en ninguno de los casos con relación al ingreso de clientes al sistema, esto indica que, un incremento en el número de clientes en el sistema no incide sobre el tiempo del servicio y en esencia, el tiempo de ciclo solo depende de la tasa de servicio de los clientes en la hora específica de servicio.

Figura 5.9

CT por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de alta demanda

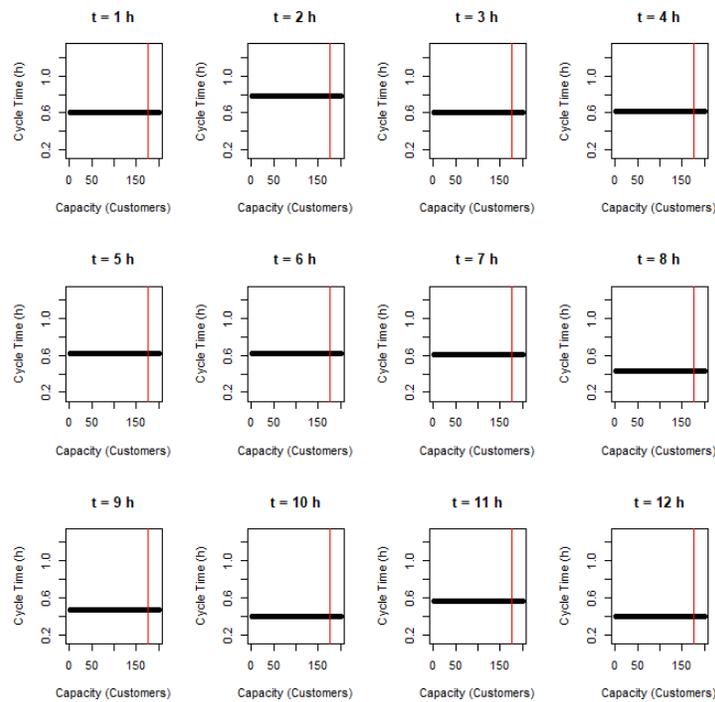


Nota. Gráfico del Tiempo de Ciclo en cada hora de servicio para el supermercado Amazon Go bajo restricciones de aforo en escenario de alta demanda presentado en el capítulo V.

Elaboración propia, 2022.

Figura 5.10

CT por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de baja demanda



Nota. Gráfico del Trabajo en proceso en cada hora de servicio para el supermercado Amazon Go bajo restricciones de aforo en escenario de alta demanda presentado en el capítulo V. Elaboración propia, 2022.

El Throughput fue analizado para el modelo de Amazon Go en condiciones de operación con alta y baja demanda como se observan en las gráficas 5.11 y 5.12 respectivamente. Las gráficas presentan para cada hora de operación el comportamiento del Throughput a medida que se incrementa el número de clientes que ingresan al sistema.

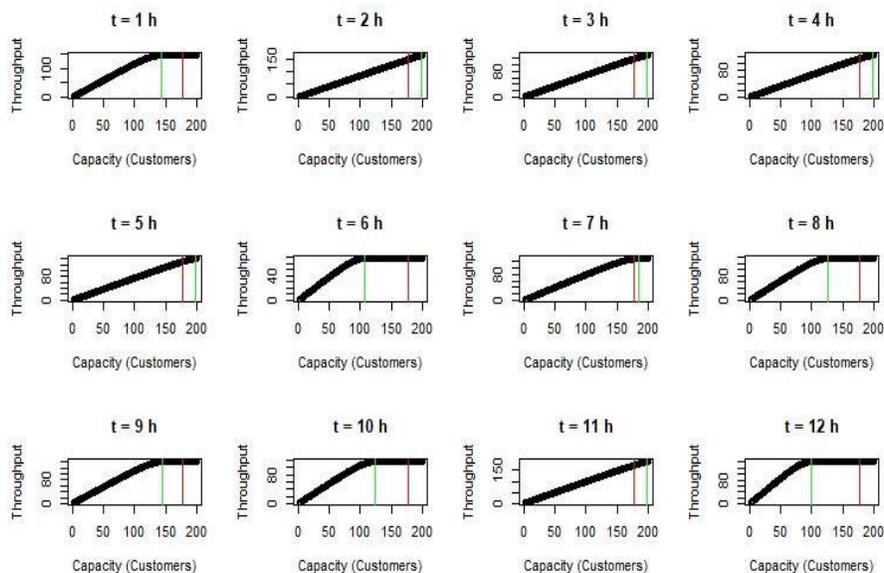
Adicionalmente, se presentan el nivel del Throughput óptimo calculado por medio de la implementación del algoritmo (en verde), como el propuesto por las medidas de bioseguridad (en rojo) en cada hora de operación.

Los resultados presentados en la Figura 5.11 indican para el escenario de operación de

alta demanda, que a medida que se incrementa el número de clientes que ingresan en el sistema, la tendencia del throughput es a ser constante, indicando así, que por más clientes que ingresen al sistema, la tasa por producción de tiempo no mejorará. Lo anterior implica que por mas clientes que se admitan en el sistema a partir del aforo, no tendrá como resultado una mejora en los clientes atendidos por unidad de tiempo. Para los tiempos de operación $t = \{1,6,8,9, 10 \text{ y } 12\}$ se observa que el throughput óptimo se encuentra por debajo del aforo teórico indicando así, que se puede tener una mayor tasa de salida de clientes sin necesidad de llegar a admitir a los 177 clientes en el establecimiento, minimizando así el riesgo de infección por COVID-19.

Figura 5.11

Throughput por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de alta demanda

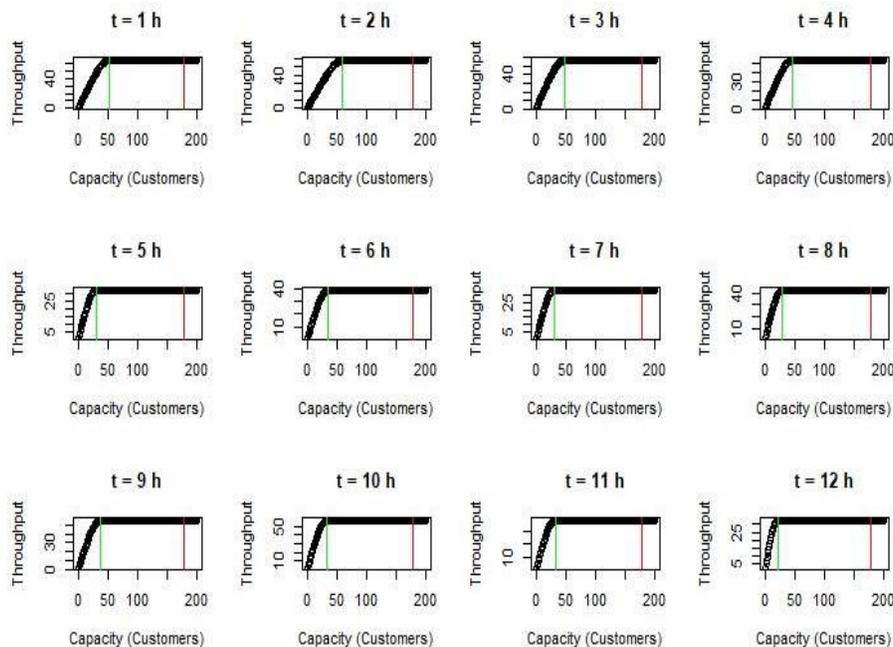


Nota. Gráfico del Throughput en cada hora de servicio para el supermercado Amazon Go bajo restricciones de aforo en escenario de alta demanda Modelo Amazon Go en escenario de alta demanda. Elaboración propia, 2022.

De manera similar se analizaron los resultados obtenidos en el escenario de baja demanda, estos se presentan en la Figura 5.12, para este caso, se obtuvo en todas las horas de operación que el throughput óptimo se encontró por debajo del aforo teórico, requiriendo aproximadamente de 35 a 50 clientes según la hora revisada, valor muy inferior a las medidas de aforo teórico establecidas. Lo anterior nos ayuda a concluir que para este escenario podría llegarse a definir un aforo de menos clientes y aun así obteniendo la misma tasa de atención por unidad de tiempo, con el beneficio de minimizar el número de personas que se encontrarán en el establecimiento de manera simultánea realizando la compra.

Figura 5.12

Throughput por hora de servicio para el modelo Amazon Go en escenario de baja demanda



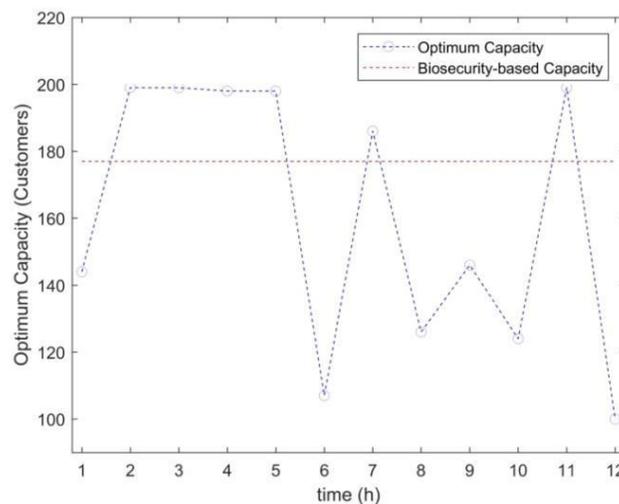
Nota. Gráfico del Throughput en cada hora de servicio para el supermercado Amazon Go bajo restricciones de aforo en escenario de alta demanda Modelo Amazon Go en escenario de baja demanda. Elaboración propia, 2022.

A continuación, se realiza un análisis del aforo óptimo para el modelo Amazon Go bajo condiciones de operación en alta y baja demanda en las gráficas 5.13 y 5.14 respectivamente. Para este análisis se ha graficado la capacidad teórica definida por restricciones de bioseguridad para el establecimiento y por otro lado la capacidad óptima definida por el modelo implementado.

Para el escenario en alta demanda se encontró que para las horas de operación $t=\{2,3,4,5,7$ y $11\}$ el aforo óptimo se encuentra en un valor mayor a 177 clientes, indicando que para estas horas el aforo teórico está restringiendo el número de clientes que el sistema está en capacidad de atender, afectando así los ingresos del establecimiento. Por otro lado, para los horarios $t = \{6,8,9,10$ y $12\}$ el aforo óptimo se encuentra por debajo de las medidas de bioseguridad indicando que el aforo podría establecerse con un número menor de clientes al propuesto por las medidas de bioseguridad sin afectar el rendimiento del sistema y en consecuencia minimizando el riesgo de infección por COVID-19 en el establecimiento.

Figura 5.13

Capacidad de aforo optima por hora para el modelo Amazon Go en escenario de alta demanda



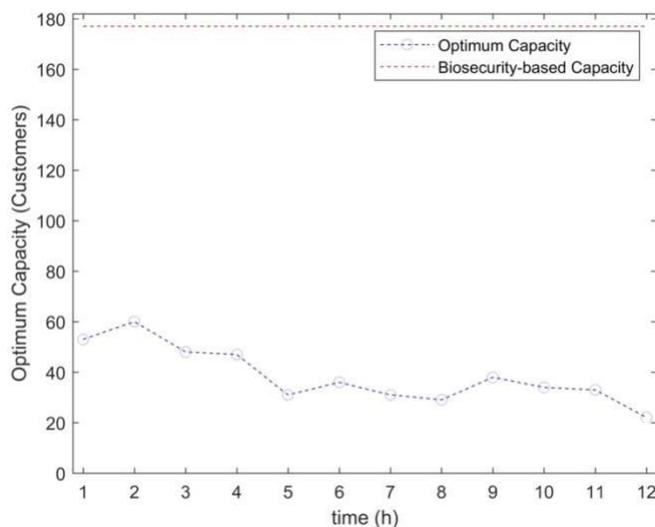
Nota. Gráfica que presenta el nivel óptimo de clientes para cada hora de servicio para el

supermercado Amazon Go en escenario de alta demanda presentado en el capítulo V. Elaboración propia, 2022.

De manera similar se analizó el escenario en baja demanda ilustrado en la gráfica 5.14. En este caso se obtuvo a partir de la implementación del modelo que para todas las horas de operación el valor del aforo óptimo está por debajo del aforo teórico, indicando así que es mejor tener menos clientes que los propuestos por las restricciones de bioseguridad. Los resultados indican que para las horas de atención el valor del aforo óptimo está por debajo de 60 clientes, la brecha presente entre este valor y el aforo establecido por las medidas de bioseguridad proponen que el establecimiento debería reducir el aforo definido de 177 clientes y reducirlo hasta el valor óptimo. Hecho lo anterior, el sistema podría seguir teniendo la misma productividad por hora y con menos clientes adentro del establecimiento.

Figura 5.14

Capacidad de aforo optima por hora para el modelo Amazon Go en escenario de baja demanda



Nota. Gráfica que presenta el nivel óptimo de clientes para cada hora de servicio para el supermercado Amazon Go en escenario de baja demanda presentado en el capítulo V.

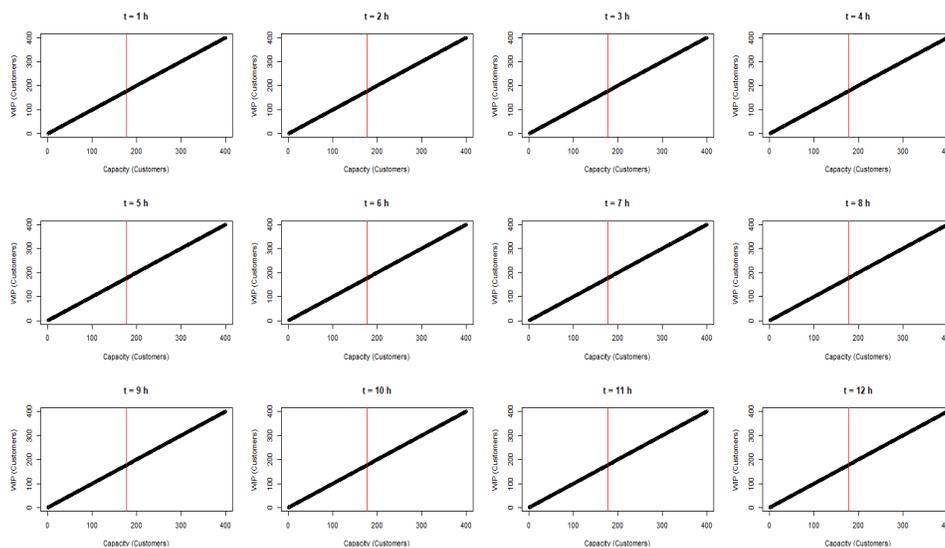
Elaboración propia, 2022.

Supermercado Tradicional S:M/M/1 con restricciones de bioseguridad

El WIP para el presente modelo se analizó y se presentan los resultados en las gráficas 5.15 y 5.16 para el escenario de alta y baja demanda respectivamente. Los resultados para el escenario de alta demanda se ilustran en la Figura 5.15 indicando que el número de clientes máximo que podría recibir el sistema es mayor al número de clientes establecido por las medidas de bioseguridad, lo cual indica que, de no existir una medida restrictiva el sistema estaría en capacidad de asumir un mayor número de clientes.

Figura 5.15

WIP por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de alta demanda

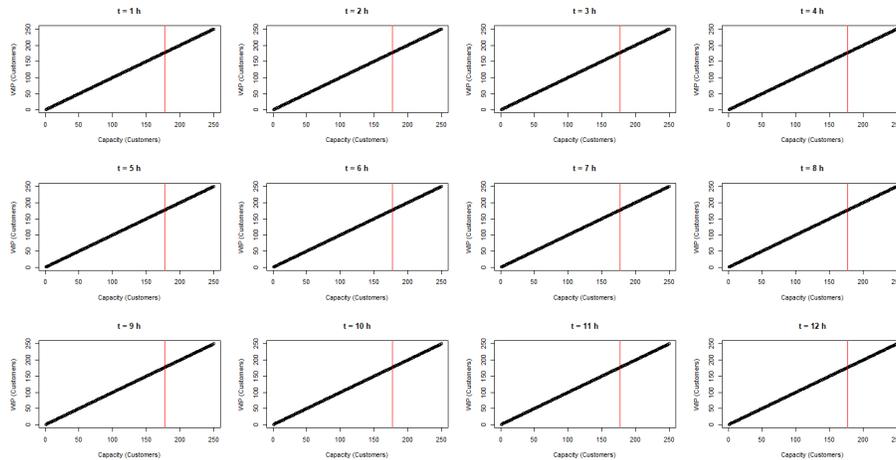


Nota. Gráfica que presenta el nivel WIP para cada hora de servicio para el supermercado tradicional S:M/M/1 con restricciones de aforo en escenario de alta demanda. Elaboración propia, 2022.

Para el escenario en condiciones de baja demanda los resultados de la implementación exhibieron que el número de clientes máximo para cada hora de operación supera a los establecidos por las medidas de bioseguridad por COVID-19.

Figura 5.16

WIP por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de baja demanda

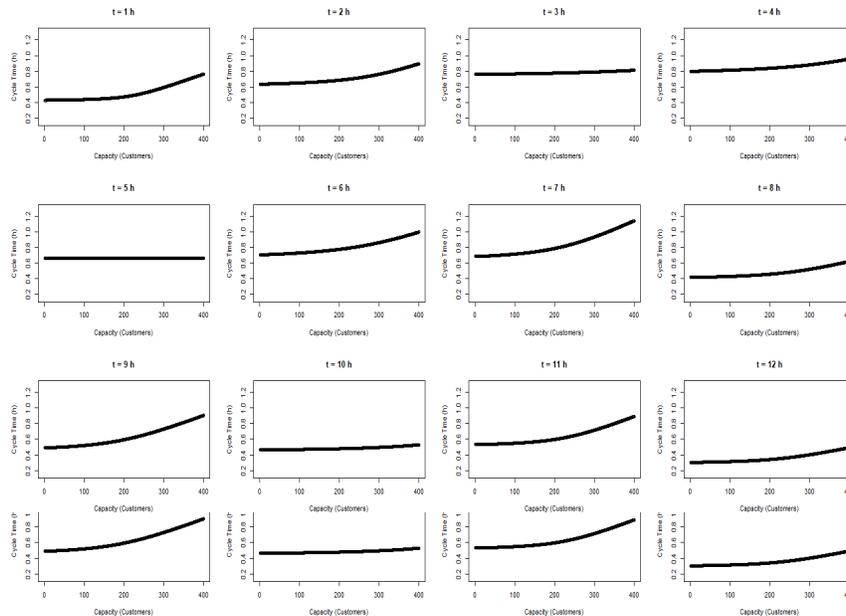


Nota. Gráfica que presenta el nivel WIP para cada hora de servicio para el supermercado tradicional S:M/M/1 con restricciones de aforo en escenario de baja demanda. Elaboración propia, 2022.

A continuación, se presentan los resultados del tiempo de ciclo para los escenarios de operación en alta y baja demanda en las gráficas 5.17 y 5.18 respectivamente.

Figura 5.17

TC por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de alta demanda



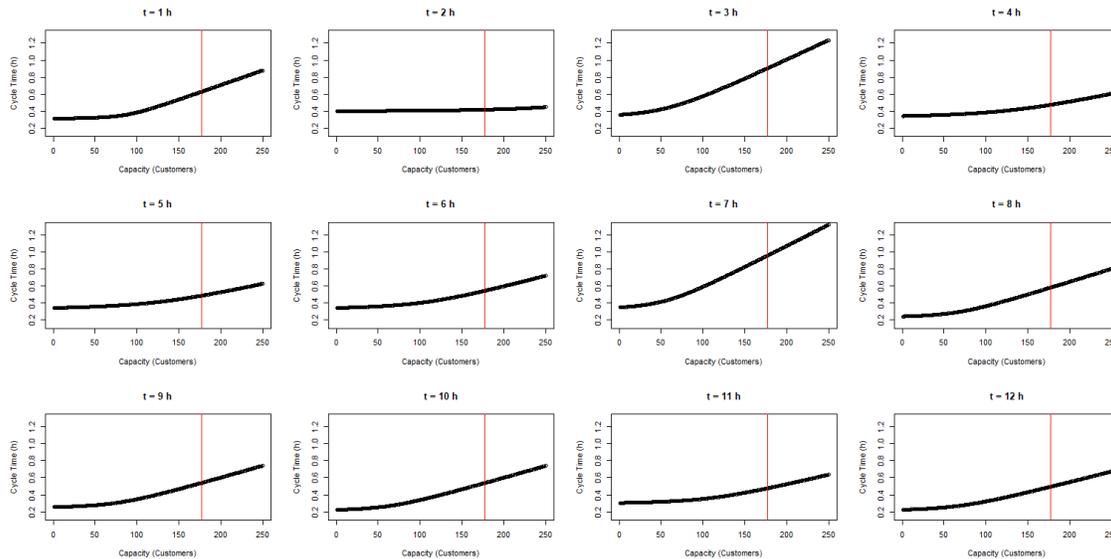
Nota. Gráfica que presenta el nivel del Tiempo de ciclo para cada hora de servicio para el supermercado tradicional S:M/M/1 con restricciones de aforo en escenario de alta demanda. Elaboración propia, 2022.

El tiempo de ciclo para el modelo bajo escenario de baja demanda presentó una tendencia creciente a medida que se incrementaron los clientes en el establecimiento, indicando que el incremento del número de clientes adentro del establecimiento incide de manera negativa el tiempo de ciclo del sistema para cada hora de operación, así como se presenta en las gráficas 5.17 y 5.18. Lo anterior ilustra que la tendencia en los tiempos de ciclo, obedece a que al haber más clientes en el sistema una vez pasado el valor del throughput óptimo, el número de clientes

en cola aumenta, generando así un incremento en el tiempo de espera total en ambas etapas.

Figura 5.18

TC por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de baja demanda



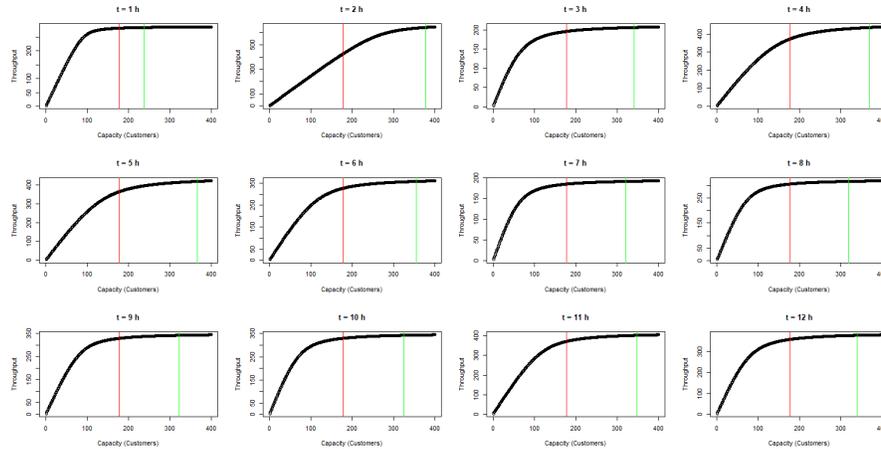
Nota. Gráfica que presenta el nivel del Tiempo de ciclo para cada hora de servicio para el supermercado tradicional S:M/M/1 con restricciones de aforo en escenario de baja demanda.

Elaboración propia, 2022.

Por último, se presentan los resultados que corresponden al Throughput máximo de sistema por cada hora de operación en las gráficas 5.19 y 5.20 para los escenarios de operación de alta y baja demanda respectivamente. Para ambos escenarios se obtuvieron resultados significativamente mayores a 177, lo cual indica que, si bien el sistema está en capacidad de procesar un mayor número de clientes en cada una de las horas de servicio, este se encontraría limitado por las medidas de bioseguridad establecidas. Lo anterior se ve reflejado en todas las horas de servicio tanto para el modelo en alta como en baja demanda.

Figura 5.19

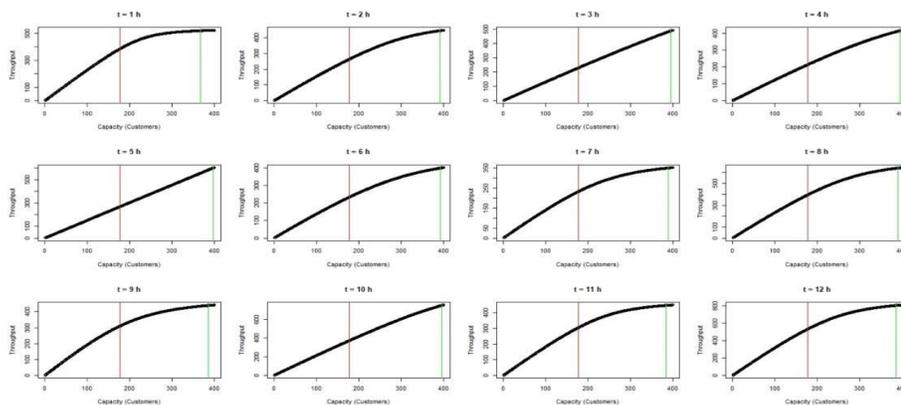
Throughput por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de alta demanda



Nota. Gráfica que presenta el nivel del Throughput para cada hora de servicio para el supermercado tradicional S:M/M/1 con restricciones de aforo en escenario de alta demanda. Elaboración propia, 2022.

Figura 5.20

Throughput por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de baja demanda

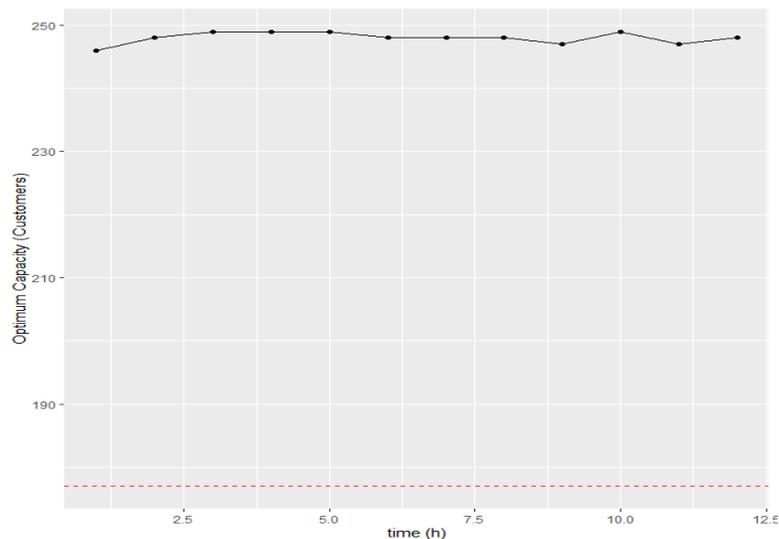


Nota. Gráfica que presenta el nivel del Throughput para cada hora de servicio para el supermercado tradicional S:M/M/1 con restricciones de aforo en escenario de baja demanda. Elaboración propia, 2022.

Se analizó de manera complementaria el número máximo de clientes propuesto por la implementación del modelo para los escenarios de alta y baja demanda en las gráficas 5.21 y 5.22. Los resultados para el modelo tanto de alta como de baja demanda presentaron que el aforo establecido por la implementación del modelo es mucho mayor que el establecido por las medidas restrictivas por COVID-19, lo cual indica que el establecimiento podría atender un mayor número de clientes por unidad de tiempo si no tuviera la restricción de aforo.

Figura 5.21

Capacidad óptima por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de alta demanda

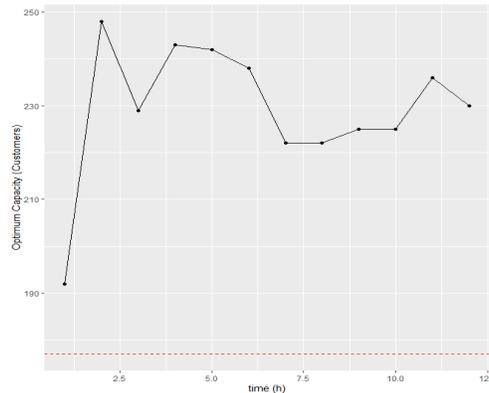


Nota. Gráfica que presenta el nivel de capacidad óptima para cada hora de servicio para el supermercado tradicional S:M/M/1 con restricciones de aforo en escenario de alta demanda.

Elaboración propia, 2022.

Figura 5.22

Capacidad óptima por hora para el modelo Supermercado Tradicional S:M/M/1 en escenario de baja demanda



Nota. Gráfica que presenta el nivel de capacidad óptima para cada hora de servicio para el supermercado tradicional S:M/M/1 con restricciones de aforo en escenario de baja demanda.

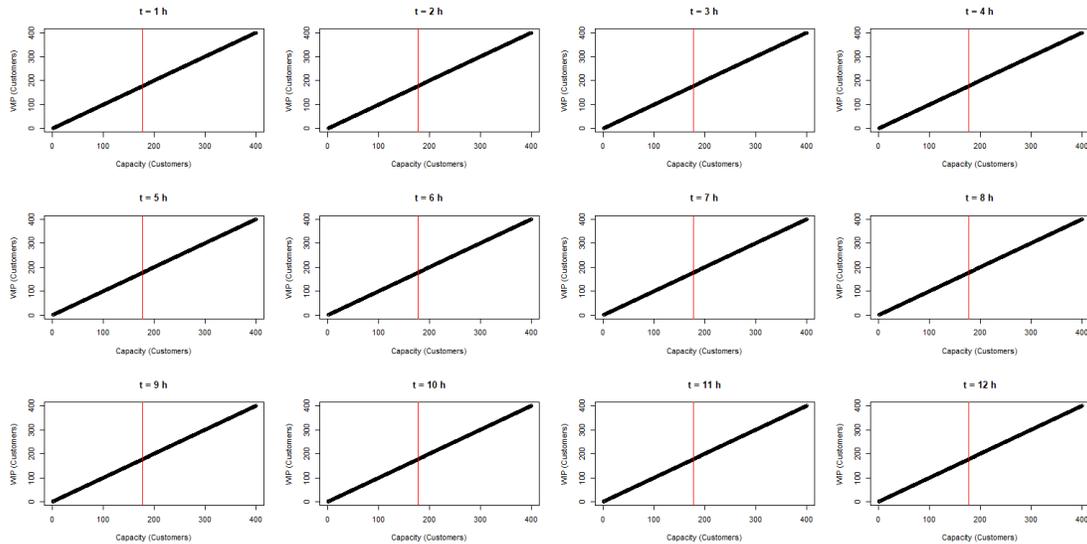
Elaboración propia, 2022.

5.3.2 Supermercado Tradicional M/M/S con restricciones de bioseguridad

Los resultados obtenidos para el modelo se presentan en las gráficas 5.23 y 5.24 para los escenarios de alta y baja demanda respectivamente. Ambas gráficas presentan el número de clientes máximo para cada hora de servicio, en el caso del modelo de alta demanda (gráfica 21) presenta un valor menor al establecido que el aforo teórico de 177 clientes en las horas $t = \{1,6,7,8,9 \text{ y } 11\}$, mientras que para las demás horas de operación indica que el número de clientes óptimo del sistema está por encima del valor del aforo teórico.

Figura 5.23

WIP por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en escenario de alta demanda

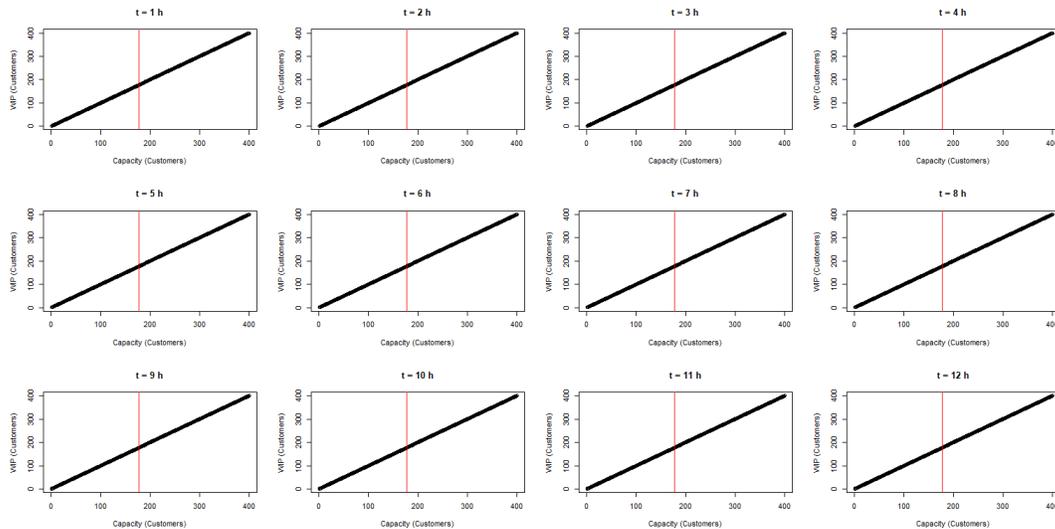


Nota. Gráfica que presenta el nivel de WIP óptimo para cada hora de servicio para el supermercado tradicional M/M/S con restricciones de aforo en escenario de alta demanda. Elaboración propia, 2022.

Los resultados del WIP en condiciones de baja y alta demanda presentaron que para todas las horas de operación el número de clientes que podría alcanzar el establecimiento está por debajo del aforo teórico, de acuerdo con lo presentado en las gráficas 5.23 y 5.24.

Figura 5.24

WIP por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en escenario de baja demanda



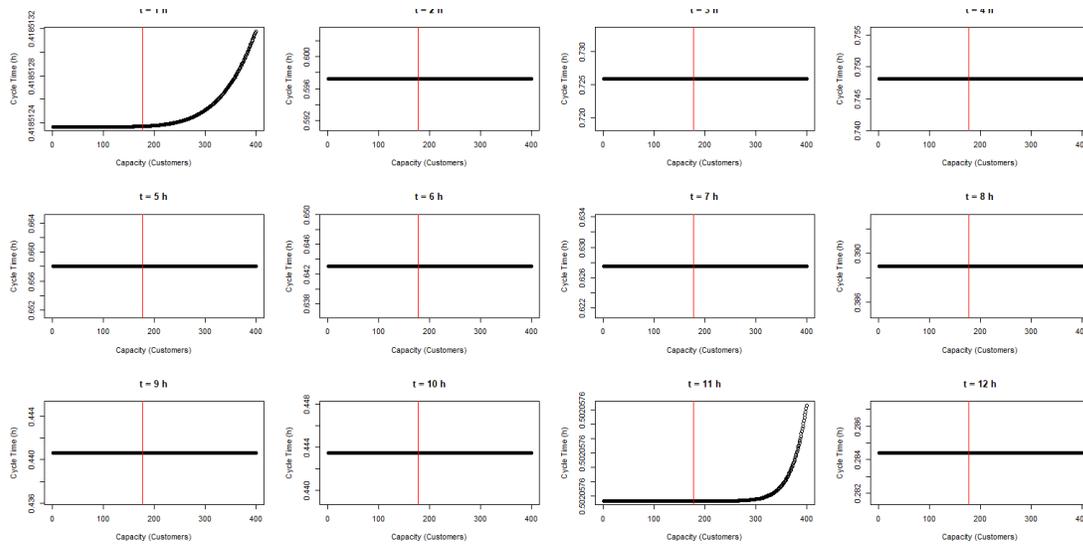
Nota. Gráfica que presenta el nivel de WIP óptimo para cada hora de servicio para el supermercado tradicional M/M/S con restricciones de aforo en escenario de baja demanda.

Elaboración propia, 2022.

Los resultados obtenidos para el Tiempo de Ciclo del modelo se presentan en las gráficas 5.25 y 5.26 para los escenarios de alta y baja demanda respectivamente. Los resultados indican que para el modelo analizado el comportamiento del tiempo en el escenario de alta y baja demanda existe muy poca diferencia con relación a las tasas de servicio en la etapa de compras (ver tabla 1), esto se debe a que el mayor tiempo de permanencia en el sistema ocurre en esta etapa presentando muy bajas variaciones con relación a los resultados obtenidos.

Figura 5.25

TC por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en escenario de alta demanda

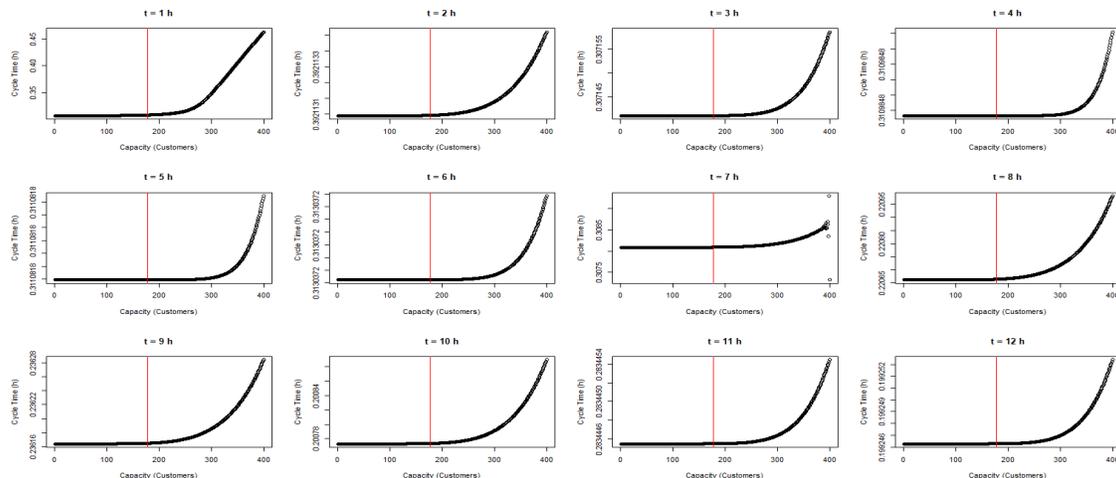


Nota. Gráfica que presenta el nivel de Tiempo de Ciclo óptimo para cada hora de servicio para el supermercado tradicional M/M/S con restricciones de aforo en escenario de alta demanda.

Elaboración propia, 2022.

Figura 5.26

TC por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en escenario de baja demanda



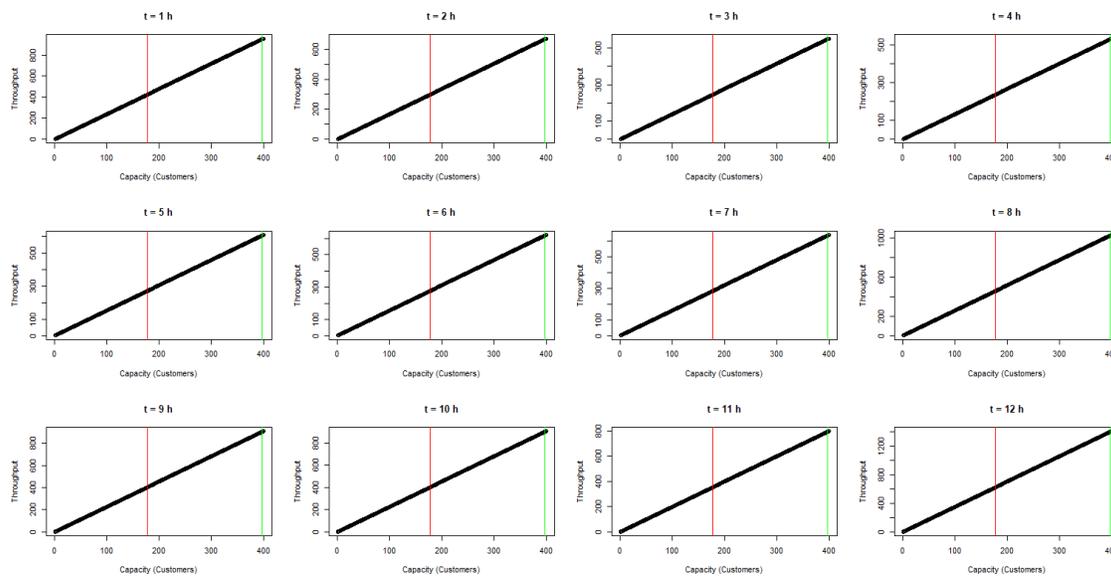
Nota. Gráfica que presenta el nivel de Tiempo de Ciclo óptimo para cada hora de servicio para el supermercado tradicional M/M/S con restricciones de aforo en escenario de baja demanda.

Elaboración propia, 2022.

Los resultados del throughput se presentan en las gráficas 5.27 y 5.28 para los escenarios de alta y baja demanda respectivamente. En estos, se puede apreciar que el valor del throughput máximo se encuentra en un nivel mayor con relación al aforo teórico establecido por las medidas de bioseguridad por COVID-19, indicando que, el sistema tiene la capacidad de atender un mayor número de clientes, sin embargo, se encuentra limitado por el número de clientes que pueden ser atendidos, lo anterior se presentó para cada una de las horas de servicio del establecimiento.

Figura 5.27

Throughput por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en escenario de alta demanda

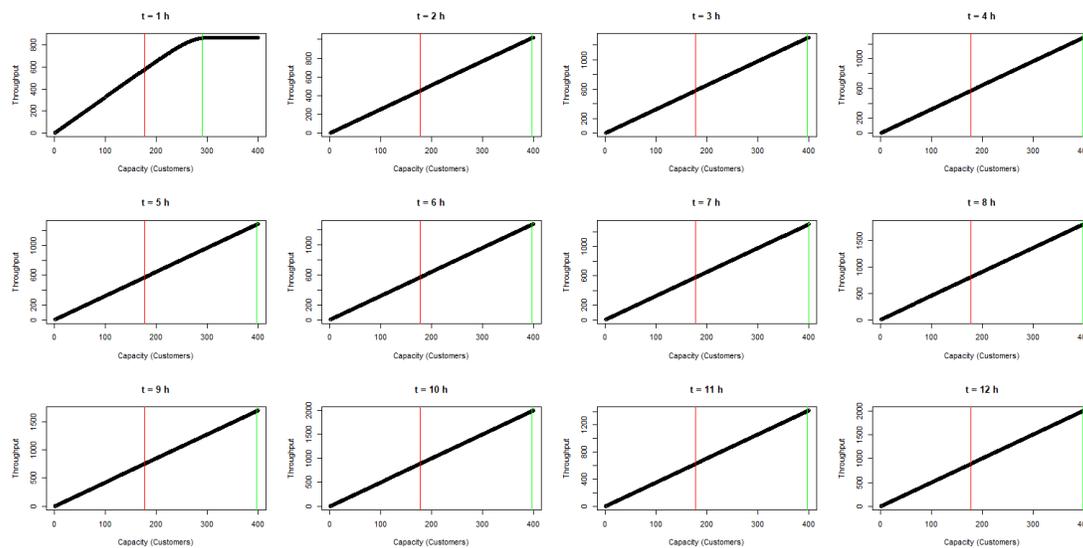


Nota. Gráfica que presenta el nivel de Throughput óptimo para cada hora de servicio para el

supermercado tradicional M/M/S con restricciones de aforo en escenario de alta demanda.
Elaboración propia, 2022.

Figura 5.28

Throughput por hora de servicio para el modelo Supermercado Tradicional M/M/S en escenario de baja demanda



Nota. Gráfica que presenta el nivel de Throughput óptimo para cada hora de servicio para el supermercado tradicional M/M/S con restricciones de aforo en escenario de baja demanda.

Elaboración propia, 2022.

4.1. Conclusiones

En el presente capítulo se analizaron los resultados obtenidos para las medidas de rendimiento operativo: El Throughput, el tiempo de ciclo y el Trabajo en proceso WIP en los supermercados Amazon Go y Supermercados Tradicionales (S:M/M/1 y M/M/S) a partir de la implementación de los modelos en un escenario con alta y con baja demanda, bajo restricciones

de aforo por COVID-19 y sin este.

Los resultados obtenidos indican que, para los supermercados estudiados, el modelo de Amazon Go presentó mejores indicadores de tiempo de ciclo y de trabajo en proceso que los supermercados tradicionales, mientras que el throughput se mantuvo igual para todos los modelos cuando no existen restricciones de aforo por COVID-19.

Por otro lado, cuando se analizaron los indicadores de rendimiento operativo bajo un ambiente con restricciones de aforo se obtuvo que, las restricciones de aforo limitaron el número máximo de clientes que podrían ser atendidos en el sistema de acuerdo con la tasa de Throughput obtenida en cada hora de operación, así como también el máximo WIP admisible en el sistema para tener la máxima eficiencia operacional, esto se presentó de manera general en todos los tipos de supermercados estudiados. Con relación al tiempo de ciclo, este se vio más afectado con respecto al número de clientes del sistema más que por las restricciones de aforo.

El algoritmo de análisis propuesto es una herramienta potencial para determinar en tiempo real la capacidad que se utilizará para maximizar el rendimiento mientras se cumplen las medidas de bioseguridad. Siempre que esta capacidad máxima se encuentre por debajo de un aforo determinado por medidas de bioseguridad, se fijará dicha capacidad en lugar del aforo teórico. En cualquier otro caso se utilizará el aforo teórico como límite. Esto plantea un cambio de paradigma de una capacidad de trabajo estática a una adaptativa.

En cuanto a la configuración de servicio, se recomienda al establecimiento sujeto de estudio implementar una política de servicio bajo el modelo de supermercado tradicional con múltiples cajas en paralelo (S:M/M/1), esto debido a que los indicadores de rendimiento, especialmente el Throughput son muy cercanos con relación al modelo Amazon Go. Lo anterior como consecuencia de que durante la etapa de compras se genera el mayor tiempo de

permanencia en el sistema por parte de los clientes, obteniendo una mejora reducida en términos de tiempo de permanencia en el sistema de manera general.

Por otro lado, en términos de costo-beneficio no le sería rentable al establecimiento implementar un modelo Amazon Go debido a los costos de implementación versus la eficiencia operacional obtenida. Es más conveniente que el establecimiento ajuste el número de servidores en función de los parámetros de entrada y permanencia de los clientes de manera dinámica con la finalidad de tener una utilización apropiada de los servidores dentro del sistema y trabajar con valores óptimos de aforo.

Del presente trabajo de grado se han realizado dos investigaciones que se encuentran publicadas: La primera denominada Comparación entre los supermercados tradicionales y Amazon Go basado en teoría de colas (Coronado-Hernandez et al., 2021). Por otro lado, el paper Análisis del throughput de un retail Amazon Go bajo restricciones de capacidad por COVID-19 (Coronado-Hernandez et al., 2021).

5. Conclusiones generales y trabajos futuros

Se realizó el análisis del rendimiento operativo de los sistemas de colas en dos tipos de supermercados: los tradicionales y el supermercado Amazon Go, considerando el aforo por restricciones de COVID-19.

Después de analizar los resultados correspondientes las medidas de rendimiento operativo como el Throughput, Tiempo de Ciclo y Trabajo en proceso, se obtuvo que la restricción de aforo debido a la implementación de las medidas restrictivas por el virus COVID-19 si influyó sobre los resultados obtenidos a lo largo de las horas de operación de estos supermercados.

De acuerdo al análisis de los resultados, las restricciones de aforo por COVID-19 dentro de los supermercados no garantizan que estos obtengan un rendimiento operativo óptimo, sino, que este está más relacionado a las condiciones operativas del sistema, principalmente con las tasas de llegadas y de servicio, ya que, a partir de la estimación del nivel óptimo para cada medida de rendimiento analizada, se obtuvo que, en algunas horas de operación el rendimiento óptimo se encontraba dentro de los límites establecidos por el aforo mientras que en otras horas no, ocurriendo esto tanto en el escenario de alta demanda como de baja demanda.

Los algoritmos propuestos son una herramienta de análisis que permitió determinar de manera dinámica el Throughput, el Tiempo de Ciclo y el Trabajo en Proceso óptimos para los supermercados analizados, logrando así, considerar con base en las tasas de llegadas y de servicio, unos aforos dinámicos que permitan optimizar al establecimiento sus indicadores de rendimiento, cambiando así el paradigma de mantener un aforo estático.

Se propone como trabajo futuro en análisis de las medidas de rendimiento operativo aplicado por un lado a otro tipo de retails, ya que el enfoque de la presente investigación se limitó exclusivamente a los supermercados tradicionales y de tipo Amazon Go. Así mismo, se

pueden considerar extender el método a supermercados con diversas configuraciones de servicios tales como cajas rápidas, sistemas de autopagos, colas con abandonos, entre otros.

6. Referencias

- Al-Kadhimi, A. M., Abdulkadhim, M., & Ali, S. A. M. (2021). Queueing model analysis of shopping malls in COVID-19 pandemic era: a case study. *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*, 8(85), 1545–1556.
<https://doi.org/10.19101/IJATEE.2021.874672>
- Artalejo, J., & Falin, G. (2002). Standard and retrial queueing systems: a comparative analysis. *Revista Matemática Complutense*, 15(1), 101–129.
https://doi.org/10.5209/rev_rema.2002.v15.n1.16950
- Beckers, J., Weekx, S., Beutels, P., & Verhetsel, A. (2021). COVID-19 and retail: The catalyst for e-commerce in Belgium? *Journal of Retailing and Consumer Services*, 62(January), 102645. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102645>
- Bello, R.-W., & Otopo, F. N. (2018). Hypothetical Modeling of a Supermarket Queue-An Approach. *International Journals of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 8(7), 55–59.
<https://doi.org/https://doi.org/10.23956/ijarcsse.v8i7.815>
- Ben Hassen, T., El Bilali, H., & Allahyari, M. S. (2020). Impact of covid-19 on food behavior and consumption in qatar. *Sustainability (Switzerland)*, 12(17), 1–18.
<https://doi.org/10.3390/su12176973>
- Brandtner, P., Darbanian, F., Falatouri, T., & Udokwu, C. (2021). Impact of COVID-19 on the customer end of retail supply chains: A big data analysis of consumer satisfaction. *Sustainability (Switzerland)*, 13(3), 1–18. <https://doi.org/10.3390/su13031464>
- Cai, M., Tindal, S., Tartanoglu Bennett, S., & Velu, J. (2021). ‘It’s Like a War Zone’: Jay’s Liminal Experience of Normal and Extreme Work in a UK Supermarket during the

COVID-19 Pandemic. *Work, Employment and Society*, 35(2), 386–395.

<https://doi.org/10.1177/0950017020966527>

Cañavate, G. (2020). Cómo calcular el aforo máximo por Covid19. In *OTP Prevención* (p.1).

<https://evaluacionpsicosocial.com/como-calcular-aforo-maximo-coronavirus/> CEPAL.

(2009). *La reacción de los gobiernos de América Latina y el Caribe frente a la crisis internacional*. 1–34.

Cambridge Dictionary. (2019). *Significado de SECTOR RETAIL en el Diccionario Cambridge*.

Coronado-Hernandez, J. R., Calderón-Ochoa, A. F., Portnoy, I., & Morales-Mercado, J. (2021).

Comparison Between Amazon Go Stores and Traditional Retails Based on Queueing

Theory. *Communications in Computer and Information Science*, 1431 CCIS, 347–361.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-86702-7_30

Coronado-Hernández, J. R., Macías-Jiménez, M. A., Chica-Llamas, J. D., & Zapata-Márquez, J.

I. (2021). Assessment of Organizational Policies in a Retail Store Based on a Simulation

Model. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in*

Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): Vol. 12883 LNCS. Springer

International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-84340-3_20

Dannenbergh, P., Fuchs, M., Riedler, T., & Wiedemann, C. (2020). Digital Transition by COVID-

19 Pandemic? The German Food Online Retail. *Tijdschrift Voor Economische En Sociale*

Geografie, 111(3), 543–560. <https://doi.org/10.1111/tesg.12453>

Donoso, P., & Scheller-wolf, A. (2008). Una Introducción a La Teoría De Colas Aplicada aLa

Gestión De Servicios. *Abante*, 11(2), 93–120.

Edwan, T. A., Tahat, A., Hammouri, S., Hashem, L., & Da'boul, L. (2020). An intelligentand

automated approach for smart minimarkets. *International Journal of Computational*

- Intelligence Systems*, 13(1), 852–863. <https://doi.org/10.2991/ijcis.d.200611.001>
- Esteban, J., & Garcia, M. (2021). *COVID-19 effects on the Colombian economy, the retail sector, the consumer and its behaviour*. January, 0–30.
- Figuroa-garcía, J. C., Villegas, J. G., Orozco-arroyave, J. R., Andres, P., & Duque, M. (2018). *Applied Computer Sciences in Engineering*.
- Food Marketing Institute. (2014). FMI | Supermarket Facts. In *Fmi*. <https://www.fmi.org/our-research/supermarket-facts>
- Goddard, E. (2020). The impact of COVID-19 on food retail and food service in Canada: Preliminary assessment. *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 68(2), 157–161. <https://doi.org/10.1111/cjag.12243>
- Gross, R. (2019). How the Amazon Go Store's AI Works | by Ryan Gross | Towards Data Science. In *Towards data science*. <https://towardsdatascience.com/how-the-amazon-go-store-works-a-deep-dive-3fde9d9939e9>
- Hao, N., Wang, H. H., & Zhou, Q. (2020). The impact of online grocery shopping on stockpile behavior in Covid-19. *China Agricultural Economic Review*, 12(3), 459–470. <https://doi.org/10.1108/CAER-04-2020-0064>
- Hepp, T., Marquart, P., Jauck, C., & Gefeller, O. (2021). Effects of the Covid-19 Restrictions on Supermarket Visits in Germany. *Gesundheitswesen*, 83(3), 166–172. <https://doi.org/10.1055/a-1341-1575>
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2015). *Introduction to Operations Research*. McGraw-Hill. <https://books.google.com.co/books?id=LgXfmwEACAAJ>
- Igwe, A., Onwuere, J. U. J., & Egbo, O. P. (2014). Efficient Queue Management in Supermarkets: A Case Study of Makurdi Town, Nigeria. *European Journal of Business*

- and Management*, 6(39), 185–192.
- Ives, B., Cossick, K., & Adams, D. (2019). Amazon Go: Disrupting retail? *Journal of Information Technology Teaching Cases*, 9(1), 2–12. <https://doi.org/10.1177/2043886918819092>
- Jackson, J. R. (1957). Networks of waiting lines. *Operations Research*, 5(4), 518–521.
- Jhala, N., & Bhathawala, P. (2017). Analysis and application of queuing theory in Supermarkets. *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, 6(9), 6. <https://doi.org/10.15680/IJIRSET.2017.0609021>
- Jukka, H., Jukka, K., Timo, S., & Kristiina, T. V. (1998). Analysis of Expectations of Electronic Grocery Shopping for Potential Customer Segments. *Australasian Journal of Information Systems*, 6(1). <https://doi.org/10.3127/ajis.v6i1.329>
- Koeswara, S., Kholil, M., Pratama, Z., & Hendri. (2018). Evaluation on Application of Queuing Theory on Payment System in the Supermarket “saga” Padang Pariaman West Sumatra. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 453(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/453/1/012045>
- Kurkcu, A., & Ozbay, K. (2017). A Hierarchical Clustering Based Travel Time Estimation Model in a Connected Vehicle Environment. *Journal of Traffic and Logistics Engineering*, 5(2), 54–59. <https://doi.org/10.18178/jtle.5.2.54-59>
- Ives, B., Cossick, K., & Adams, D. (2019). Amazon Go: Disrupting retail? *Journal of Information Technology Teaching Cases*, 9(1), 2–12. <https://doi.org/10.1177/2043886918819092>
- Jackson, J. R. (1957). Networks of waiting lines. *Operations Research*, 5(4), 518–521.
- Kendall, D. G. (1953). Stochastic Processes Occurring in the Theory of Queues and their Analysis by the Method of the Imbedded Markov Chain. *The Annals of Mathematical*

- Statistics*, 24(3), 338–354. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177728975>
- Little, J. D. C., & Graves, S. C. (2008). Chapter 5 Little's Law. *Operations Management*, 115(December), 81–100. <https://doi.org/10.1007/978-0-387>
- Liu, Y., & Rabinowitz, A. N. (2021). The impact of the COVID-19 pandemic on retail dairy prices. *Agribusiness*, 37(1), 108–121. <https://doi.org/10.1002/agr.21687>
- Lu, Y., Musalem, A., Olivares, M., & Schilkrut, A. (2013). Measuring the effect of queues on customer purchases. *Management Science*, 59(8), 1743–1763. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1120.1686>
- Luczak, M. J., & McDiarmid, C. (2006). On the maximum queue length in the supermarket model. *Annals of Probability*, 34(2), 493–527. <https://doi.org/10.1214/00911790500000710>
- Ministerio de Salud y Protección, & Social. (2020). Resolución No. 385 de 2020 Ministerio de Salud y Protección Social. *Ministerio de Salud y Protección Social*, 5. [https://www.minsalud.gov.co/Normatividad_Nuevo/Resolución No. 227 de 2020.pdf](https://www.minsalud.gov.co/Normatividad_Nuevo/Resolución%20No.%20227%20de%202020.pdf)
- Mitzenmacher, M., & Dell'Amico, M. (2022). The Supermarket Model with Known and Predicted Service Times. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 33(11), 2740–2751. <https://doi.org/10.1109/TPDS.2022.3146195>
- Morabito, R., & De Lima, F. C. R. (2004). A markovian queueing model for the analysis of user waiting times in supermarket checkouts. *International Journal of Operations and Quantitative Management*, 10(2), 165–177.
- MSPS, M. de S. y P. S. de C. (2021). Resolución 777 de 2021 Ministerio de Salud y Protección Social. 1–31.
- Nielsen. (2015). 6 tendencias del retail en América Latina. *Nielsen*, 10. <http://www.nielsen.com/content/dam/nielsen-global/latam/docs/reports/2016/Report6Tenden>

ciadelRetailenLatinoamerica.pdf

- OECD, M. (2020). COVID-19 and the retail sector : impact and policy responses. *OECDReport*, June, 1–7.
- Ouda. (2012). No Title ענף הקיורי: מצב תמונת: דגושע עלון, 66, 37–39.
- Perlman, Y., & Yechiali, U. (2020). Reducing risk of infection – The COVID-19 queueing game. *Safety Science*, 132(August), 104987. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2020.104987>
- Polacco, A., & Backes, K. (2018). The amazon go concept: Implications, applications, and sustainability. *Journal of Business and Management*, 24(1), 79–92.
- Prasad, V., Vh, B., & Koka, T. A. (2015). Mathematical analysis of single queue multiserver and multi queue multi server queuing models: comparison study. *Global Journal of Mathematical Analysis*, 3(3), 97–104.
- Priyangika, J., & Cooray, T. (2015). *Analysis of the sales checkout operation insupermarket using queuing theory. Seis tendencias del retail en Latinoamérica - The Food Tech.* (n.d.).
- Ramirez, R. V. (2020). Industrial Uniforme económicas. *Clasificación Industrial Internacional Uniforme*, 2–693.
- Sethi, R., Sharma, R., & Bhagat, A. (2018). Markovian queue with multi stage service, finite capacity and breakdowns. *2017 2nd International Conference on System Reliability and Safety, ICSRS 2017, 2018-Janua*, 125–129. <https://doi.org/10.1109/ICSRS.2017.8272807>
- Shekokar, N., Kasat, A., Jain, S., Naringrekar, P., & Shah, M. (2020). Shop and go: An innovative approach towards shopping using deep learning and computer vision. *Proceedings of the 3rd International Conference on Smart Systems and Inventive Technology, ICSSIT 2020, Icssit*, 1201–1206.

- <https://doi.org/10.1109/ICSSIT48917.2020.9214256> supermercado | Definición | Diccionario de la lengua española | RAE - ASALE. (n.d.). In 2020.
- <https://dle.rae.es/supermercado>
- Serrano, P., & Hernández, J. A. (2017). *Una introducción amable a la Teoría de colas*. 158.
- Taha, H. A. (2017). *Operations research an introduction*. {\copyright} Pearson Education Limited 2017.
- Taha, H. A., & others. (2004). *INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES 7a EDICIÓN*. Pearson Educación.
- Vall Castelló, J., & Lopez Casasnovas, G. (2021). The effect of lockdowns and infection rates on supermarket sales. *Economics and Human Biology*, 40.
- <https://doi.org/10.1016/j.ehb.2020.100947>
- Wang, J., & Zhou, Y. P. (2018). Impact of queue configuration on service time: Evidence from a supermarket. *Management Science*, 64(7), 3055–3075.
- <https://doi.org/10.1287/mnsc.2017.2781>
- Wankhede, K., Wukkadada, B., & Nadar, V. (2018). Just Walk-Out Technology and its Challenges: A Case of Amazon Go. *Proceedings of the International Conference on Inventive Research in Computing Applications, ICIRCA 2018, Icirca*, 254–257.
- <https://doi.org/10.1109/ICIRCA.2018.8597403>
- Wu, C. H., & Yang, D. Y. (2021). Bi-objective optimization of a queueing model with two-phase heterogeneous service. *Computers and Operations Research*, 130, 105230.
- <https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105230>
- Xing, W., Li, S., & He, L. (2015). Simulation model of supermarket queuing system. *Chinese Control Conference, CCC, 2015-Septe*, 8819–8823.

<https://doi.org/10.1109/ChiCC.2015.7261032>

Ying, F., & O'Clery, N. (2021). Modelling COVID-19 transmission in supermarkets using an agent-based model. *PLoS ONE*, *16*(4 April), 1–13.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0249821>

Zhao, T., & He, C. (2013). Supermarket application based on queueing theory. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, *218 LNEE*(VOL. 3), 545–551. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4847-0_67

7. Anexos

Anexo 1: Código programado en R para el supermercado Amazon Go con restricciones de bioseguridad por COVID-19.

Anexo 2: Código programado en R para el supermercado Tradicional con múltiples servidores M/M/1 con restricciones de bioseguridad por COVID-19.

Anexo 3: Código programado en R del supermercado Tradicional con servidores M/M/S con restricciones de bioseguridad por COVID-19

Anexo 1: Código programado en R para el supermercado Amazon Go con restricciones de bioseguridad por COVID-19

```

#install.packages("queueing") #If requiredlibrary("queueing")
#Reading Tables
N1 <- read.csv('DemandaAltaNodo1.csv',header = T)k <- 250
#Pre-locating the Outcomes to be calculated
Outcomes <- as.data.frame(matrix(c(rep(0,dim(N1)[1]*k*8)),dim(N1)[1]*k,5))
colnames(Outcomes) <- c("t","i","Throughput","L","W")counter <- 0
for (t in 1:dim(N1)[1]) { #t is the time in hoursfor (i in 1:k) { #i is the No. of customers
counter <- counter+1
lambda <- N1$Tasa_media_llegadas[t] #"Tasa media de llegadas" is Spanish for mean
arrival rate
mu <- N1$Tasa_media_servicio[t] #"Tasa media de servicio" is Spanish for meanservice
rate
#Setting up the MMCK model's inputs
i_mmck <- NewInput.MMCK(lambda, mu, c=i, k=i)#Building the model
o_mmck <- QueueingModel(i_mmck)#Retrieving Outcomes
Outcomes[counter,] <- c(t,i,o_mmck$Throughput,o_mmck$L,o_mmck$W)
}
}
##Determining optimum capacity (period-wise) and plotting throughput results#Pre-locating
the Optimum Capacity Vector
Optimum_Capacity <- as.data.frame(c(rep(0,dim(N1)[1])),par(mfrow=c(3,4))
for (t in 1:dim(N1)[1]) {
temp <- Outcomes[(k*(t-1)+1):(k*t),]
#Here, we use a cutoff of 99.33% of the maximum Throughput to define the optimum*x <-
min(temp$i[temp$Throughput>=(1-exp(-5))*max(temp$Throughput)])
Optimum_Capacity[t,1] <- x
plot(temp$i, temp$Throughput, main=paste("t =",toString(t),"h"),xlab="Capacity
(Customers)", ylab="Throughput")
abline(v=x, col="green") #Green vertical line for optimum capacity
abline(v=177, col="red") #Red vertical line for epidemiology-based capacity threshold
}
colnames(Optimum_Capacity) <- "Opt_Cap"Optimum_Capacity$time <- 1:dim(N1)[1]
Optimum_Capacity <- as.data.frame(Optimum_Capacity)
## Plotting period-wise optimum capacity + epidemiology-based capacity threshold
library(ggplot2)

ggplot(Optimum_Capacity, aes(time, Opt_Cap)) +xlab("time (h)")+
ylab("Optimum Capacity (Customers)")+geom_point()+
geom_line()+

```

```
#Adding horizontal dashed red line for the epidemiology-based capacity threshold
geom_hline(yintercept=177, linetype="dashed", color = "red")

##Plotting Cycle Time (W) results
#Pre-locating the Optimum Capacity Vectorpar(mfrow=c(3,4))
for (t in 1:dim(N1)[1]) {
  temp <- Outcomes[(k*(t-1)+1):(k*t),]
  plot(temp$i, temp$W, ylim=c(0.15,1.3), main=paste("t =",toString(t),"h"),xlab="Capacity
    (Customers)", ylab="Cycle Time (h)")

  abline(v=177, col="red") #Red vertical line for epidemiology-based capacity threshold
}

##Plotting WIP (L) results
#Pre-locating the Optimum Capacity Vectorpar(mfrow=c(3,4))
for (t in 1:dim(N1)[1]) {
  temp <- Outcomes[(k*(t-1)+1):(k*t),]
  plot(temp$i, temp$L, main=paste("t =",toString(t),"h"), xlab="Capacity (Customers)",
    ylab="WIP (Customers)")
  abline(v=177, col="red") #Red vertical line for epidemiology-based capacity threshold
}

write.csv(Outcomes, file = "Outcomes_LD_N1.csv") write.csv(Optimum_Capacity, file =
"Optimum_Capacity.csv")
```

Anexo 2: Código programado en R para el supermercado Tradicional con múltiples servidores M/M/1 con restricciones de bioseguridad por COVID-19

```

library("queeing")#Reading Tables
#N1 <- read.csv('DemandaAltaNodo1.csv', header = T) #"Demanda alta" is spanish for
high demand, "Nodo" is Spanish for Node
#N2 <- read.csv('DemandaAltaNodo2.csv', header = T)

N1 <- read.csv('DemandaBajaNodo1.csv', header = T) #"Demanda Baja" is spanish for low
demand, "Nodo" is Spanish for Node
N2 <- read.csv('DemandaBajaNodo2.csv', header = T)k <- 400 #Max No. of Customers

#Pre-locating the Outcomes to be calculated
Outcomes <- as.data.frame(matrix(c(rep(0,dim(N1)[1]*k*13)),dim(N1)[1]*k,13))
colnames(Outcomes) <- c("t","i","Throughput","L","W", "Lq1", "Lq2",
                        "RO1", "RO2", "Throughput1", "Throughput2","w1", "w2")
counter <- 0

for (t in 1:dim(N1)[1]) { #t is the time in hoursfor (i in 1:k) { #i is the No. of customers
  counter <- counter+1
  lambda <- N1$Tasa_media_llegadas[t] #"Tasa media de llegadas" is Spanish for mean
arrival rate
  mu <- N1$Tasa_media_servicio[t] #"Tasa media de servicio" is Spanish for meanservice
rate
  lambda2 <- N2$Lambda[t]mu2 <- N2$Muh[t]
  n <- round(N2$L[t], digits = 0)

  #Creating Transition Probability Matrix
  prob <- matrix(rep(0,((i+N2$$S[t])*(i+N2$$S[t]))), nrow=(i+N2$$S[t]),ncol=(i+N2$$S[t]),
                byrow=TRUE)
  temp <- unlist(lapply(1:i, function(b){paste0("c", toString(b))
  )))
  temp2 <- unlist(lapply(1:N2$$S[t], function(b){paste0("s", toString(b))
  )))
  colnames(prob) <- append(temp, temp2) rownames(prob) <- append(temp, temp2)
  prob[grepl("c", rownames(prob)), grepl("s", colnames(prob))] <- 1/(N2$$S[t])
  prob[grepl("s", rownames(prob)), grepl("c", colnames(prob))] <- 1/i

  #Reading No. of serversS <- N2$$S[t]

  #Creating List to be fed to the CJN modelList_t <- {}
  for (j in 1:(i+S)) {
    #For node 1: MMInf ; For node 2: MM1if(j<=i){

```

```

    n_temp <- NewInput.MMInf(lambda, mu, i)
  }

  if(j>i){
    n_temp <- NewInput.MM1(lambda2, mu2, -1)
  }

  assign(paste("n.", as.character(j), sep=""), n_temp)if(j<(S+i)){
    List_t <- paste(List_t, paste0("n.", as.character(j), ", ", sep=""))
  }
  if(j==(S+i)){
    List_t <- paste(List_t, paste0("n.", as.character(j), sep=""))
  }
}
List_t <- paste0("(", List_t, ")")

eval(parse(text = paste("List_t2 <- ", paste0("list", List_t))))

i_CJN <- NewInput2.CJN(prob, n=i, z=0, operational=FALSE,method=0, tol=0.001,
  List_t2)
# i_CJN <- NewInput.CJN(prob, i, z=0, operational=FALSE,#      method=0, tol=0.001,
# n1, n2,)

#Building the model
o_CJN <- QueueingModel(i_CJN)#Retrieving Outcomes
Outcomes[counter,] <- c(t,i,o_CJN$Throughput,o_CJN$L,o_CJN$W,sum(o_CJN$Lk[1:i]),
  sum(o_CJN$Lk[(i+1):(S+i)]), sum(o_CJN$ROk[1:i]), o_CJN$ROk[i+1],
  sum(o_CJN$Throughputk[1:i]), sum(o_CJN$Throughputk[(i+1):(S+i)]),
  o_CJN$Wk[1], o_CJN$Wk[i+1])
}
}

##Determining optimum capacity (period-wise) and plotting throughput results
#Pre-locating the Optimum Capacity Vector Optimum_Capacity <-
as.data.frame(c(rep(0,dim(N1)[1])),)max_throughput <- Optimum_Capacity

par(mfrow=c(3,4))
for (t in 1:dim(N1)[1]) {
  temp <- Outcomes[(k*(t-1)+1):(k*t),]
  #Here, we use a cutoff of 99.33% of the maximum Throughput to define the optimum*x <-
  min(temp$i[temp$Throughput>=(1-exp(-5))*max(temp$Throughput)])
  Optimum_Capacity[t,1] <- x max_throughput[t,1] <- max(temp$Throughput)
  plot(temp$i, temp$Throughput, main=paste("t =",toString(t),"h"),xlab="Capacity
    (Customers)", ylab="Throughput")
  abline(v=x, col="green") #Green vertical line for optimum capacity
  abline(v=177, col="red") #Red vertical line for epidemiology-based capacity threshold

```

```

}
colnames(Optimum_Capacity) <- "Opt_Cap" colnames(max_throughput) <-
"Max_Throughput" Optimum_Capacity$time <- 1:dim(N1)[1] Optimum_Capacity <-
as.data.frame(Optimum_Capacity)max_throughput$time <- 1:dim(N1)[1]
## Plotting period-wise optimum capacity + epidemiology-based capacity threshold
library(ggplot2)
ggplot(Optimum_Capacity, aes(time, Opt_Cap)) +xlab("time (h)")+
ylab("Optimum Capacity (Customers)")+geom_point()+
geom_line()+
#Adding horizontal dashed red line for the epidemiology-based capacity threshold
geom_hline(yintercept=177, linetype="dashed", color = "red")

write.csv(Outcomes, file = "Outcomes_LD_SMM1.csv")

ggplot(max_throughput, aes(time, Max_Throughput)) +xlab("time (h)")+
ylab("Max. Throughput (Customers/h)")+geom_point()+
geom_line()

##Plotting Cycle Time (W) results
#Pre-locating the Optimum Capacity Vectorpar(mfrow=c(3,4))
for (t in 1:dim(N1)[1]) {
temp <- Outcomes[(k*(t-1)+1):(k*t),]
#Here, we use a cutoff of 99.33% of the maximum Throughput to define the optimum*
plot(temp$i, temp$W, ylim=c(0.15,1.3), main=paste("t =",toString(t),"h"),xlab="Capacity
(Customers)", ylab="Cycle Time (h)")

# abline(v=177, col="red") #Red vertical line for epidemiology-based capacity threshold
}

##Plotting WIP (L) results
#Pre-locating the Optimum Capacity Vectorpar(mfrow=c(3,4))
for (t in 1:dim(N1)[1]) {
temp <- Outcomes[(k*(t-1)+1):(k*t),]
#Here, we use a cutoff of 99.33% of the maximum Throughput to define the optimum*
plot(temp$i, temp$L, main=paste("t =",toString(t),"h"),
xlab="Capacity (Customers)", ylab="WIP (Customers)")
abline(v=177, col="red") #Red vertical line for epidemiology-based capacity threshold
}

```

Anexo 3: Código programado en R del supermercado Tradicional con servidores**M/M/S con restricciones de bioseguridad por COVID-19**

```

library("queueing")#Reading Tables
N1 <- read.csv('DemandaAltaNodo1.csv', header = T) #"Demanda alta" is spanish for high
demand, "Nodo" is Spanish for Node
N2 <- read.csv('DemandaAltaNodo2.csv', header = T)

#N1 <- read.csv('DemandaBajaNodo1.csv', header = T) #"Demanda Baja" is spanish forlow
demand, "Nodo" is Spanish for Node
#N2 <- read.csv('DemandaBajaNodo2.csv', header = T)k <- 400 #Max No. of Customers

#Pre-locating the Outcomes to be calculated
Outcomes <- as.data.frame(matrix(c(rep(0,dim(N1)[1]*k*13)),dim(N1)[1]*k,13))
colnames(Outcomes) <- c("t","i","Throughput","L","W", "Lq1", "Lq2",
                        "RO1", "RO2", "Throughput1", "Throughput2","w1", "w2")
counter <- 0

#Creating Transition Probability Matrix
prob <- matrix(c(0,1,1,0), nrow=2, ncol=2, byrow=TRUE)

for (t in 1:dim(N1)[1]) { #t is the time in hoursfor (i in 1:k) { #i is the No. of customers
  counter <- counter+1
  lambda <- N1$Tasa_media_llegadas[t] #"Tasa media de llegadas" is Spanish for mean
arrival rate
  mu <- N1$Tasa_media_servicio[t] #"Tasa media de servicio" is Spanish for meanservice
rate
  lambda2 <- N2$Lambda[t]mu2 <- N2$Muh[t]
  n <- round(N2$L[t], digits = 0)

  #Setting up the model's inputs#For Node 1: MMCC
  n1 <- NewInput.MMInf(lambda, mu, -1)#For node 2: MMC
  n2 <- NewInput.MMC(lambda2, N2$$[t]*mu2, c=N2$$[t], method=0)

  i_CJN <- NewInput2.CJN(prob, n=i, z=0, operational=FALSE,method=0, tol=0.001,
                        list(n1, n2))

  # i_CJN <- NewInput.CJN(prob, i, z=0, operational=FALSE,# method=0, tol=0.001,
  n1, n2,)

  #Building the model
  o_CJN <- QueueingModel(i_CJN)#Retrieving Outcomes
  Outcomes[counter,] <- c(t,i,o_CJN$Throughput,o_CJN$L,o_CJN$W, o_CJN$Lk[1],
                        o_CJN$Lk[2], o_CJN$ROk[1], o_CJN$ROk[2], o_CJN$Throughputk[1],

```

```

    o_CJN$Throughputk[2],
    o_CJN$Wk[1], o_CJN$Wk[2])
  }
}

##Determining optimum capacity (period-wise) and plotting throughput results#Pre-locating
the Optimum Capacity Vector
Optimum_Capacity <- as.data.frame(c(rep(0,dim(N1)[1])),)par(mfrow=c(3,4))
for (t in 1:dim(N1)[1]) {
  temp <- Outcomes[(k*(t-1)+1):(k*t),]
  #Here, we use a cutoff of 99.33% of the maximum Throughput to define the optimum*x <-
  min(temp$i[temp$Throughput>=(1-exp(-5))*max(temp$Throughput)])
  Optimum_Capacity[t,1] <- x
  plot(temp$i, temp$Throughput, main=paste("t =",toString(t),"h"),xlab="Capacity
  (Customers)", ylab="Throughput")
  abline(v=x, col="green") #Green vertical line for optimum capacity
  abline(v=177, col="red") #Red vertical line for epidemiology-based capacity threshold
}
colnames(Optimum_Capacity) <- "Opt_Cap" Optimum_Capacity$time <- 1:dim(N1)[1]
Optimum_Capacity <- as.data.frame(Optimum_Capacity)
## Plotting period-wise optimum capacity + epidemiology-based capacity threshold
library(ggplot2)
ggplot(Optimum_Capacity, aes(time, Opt_Cap)) +xlab("time (h)")+
  ylab("Optimum Capacity (Customers)")+geom_point()+
  geom_line()+
  #Adding horizontal dashed red line for the epidemiology-based capacity threshold
  geom_hline(yintercept=177, linetype="dashed", color = "red")

#write.csv(Outcomes, file = "OutcomesHD_Paper3.csv")
##Plotting Cycle Time (W) results
#Pre-locating the Optimum Capacity Vector
Optimum_Capacity_W <-
as.data.frame(c(rep(0,dim(N1)[1])),)par(mfrow=c(3,4))

```

```

for (t in 1:dim(N1)[1]) {
  temp <- Outcomes[(k*(t-1)+1):(k*t),]
  #Here, we use a cutoff of 99.33% of the maximum Throughput to define the
  optimum*x <- min(temp$i[temp$W<=min(temp$W)])
  Optimum_Capacity_W[t,1] <- x
  plot(temp$i, temp$W, main=paste("t
  =",toString(t),"h"), xlab="Capacity
  (Customers)", ylab="Cycle Time (h)")
  # abline(v=x, col="green") #Green vertical line for optimum capacity
  abline(v=177, col="red") #Red vertical line for epidemiology-based capacity threshold
}
colnames(Optimum_Capacity_W) <- "Opt_Cap"
Optimum_Capacity_W$time <- 1:dim(N1)[1]
Optimum_Capacity_W <-
as.data.frame(Optimum_Capacity_W)

##Plotting WIP (L) results
#Pre-locating the Optimum Capacity
Vectorpar(mfrow=c(3,4))
for (t in 1:dim(N1)[1]) {
  temp <- Outcomes[(k*(t-1)+1):(k*t),]
  #Here, we use a cutoff of 99.33% of the maximum Throughput to define the
  optimum*plot(temp$i, temp$L, main=paste("t =",toString(t),"h"),
  xlab="Capacity (Customers)", ylab="WIP (Customers)")
  abline(v=177, col="red") #Red vertical line for epidemiology-based capacity threshold
}

```