



**DESARROLLO DE UN MODELO DE SIMULACIÓN PARA LA EVALUACIÓN DE LA
CAPACIDAD EN EL HOSPITAL ALMA MATER**

Jhon Esteban Arredondo Parra

Informe de práctica como requisito para optar al título de:
Ingeniero Industrial

Asesores

Juan Sebastián Jaén Posada (PhD) – Universidad de Antioquia
Alma Karina Rodríguez Quintero (MSc) – Hospital Alma Mater
Paula Andrea Velásquez Restrepo (MSc) – Hospital Alma Mater
Juan Guillermo Villegas Ramírez (PhD) – Universidad de Antioquia

Universidad de Antioquia
Facultad de Ingeniería
Departamento Ingeniería Industrial
Medellín
2023

Cita	(Arredondo Parra, 2023)
Referencia	Arredondo Parra, J. E. (2023). Desarrollo de un modelo de simulación para la evaluación de la capacidad en el Hospital Alma Mater [Trabajo de grado profesional]. Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.
Estilo APA 7 (2020)	



Asesor Interno UdeA: Juan Guillermo Villegas Ramírez

Asesor UdeA: Juan Sebastián Jaén Posada

Asesora Externa: Alma Karina Rodríguez Quintero

Asesora Externa: Paula Andrea Velásquez Restrepo

Hospital Alma Mater: Desarrollo Organizacional



Centro de Documentación Ingeniería (CENDOI)

Repositorio Institucional: <http://bibliotecadigital.udea.edu.co>

Universidad de Antioquia - www.udea.edu.co

Rector: John Jairo Arboleda Céspedes.

Decano/Director: Jesús Francisco Vargas Bonilla.

Jefe departamento: Mario Alberto Gaviria Giraldo.

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Antioquia ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

Dedicatoria

A mis padres, que nunca han fallado en su apoyo y sacrificio. A mí hermano, quien siempre fue mi ejemplo a seguir. A mí pareja, quien me brinda tranquilidad en los tiempos de tormenta.

A todos los maestros que he tenido, quienes me han convertido en la persona que soy.

A mis compañeros, quienes están y me acompañan. A quienes su camino se alejó del mío, pero aún están en mí. Al Destino, quien su capricho me ha empujado a situaciones que requieren lo mejor de mí. A ellos y a quienes aún llegan va dedicado el esfuerzo de este trabajo.

"Pasamos la mayor parte de nuestra vida soñando, sobre todo cuando estamos despiertos"

Carlos Ruiz Zafón

Agradecimientos

Agradezco el apoyo brindado por mis asesores internos y externos. Sus correcciones y sugerencias siempre fueron mi mejor referencia para continuar.

A mí núcleo familiar, que me soportó y apoyó en las tardes y noches de esfuerzo.

A la Universidad, que desde el inicio me atrapó y a los amigos que me acompañaron.

Y a la Fundación Grupo Argos, que me permitió formarme como profesional.

Tabla de contenido

Resumen	11
Abstract	12
Introducción	13
1. Objetivos	15
1.1 Objetivo general	15
1.2 Objetivos específicos	15
2. Marco teórico	15
2.1 Evaluación de la Capacidad Hospitalaria	16
2.2 Tipos de Modelos	16
2.2.1 Optimización	17
2.2.2 Dinámica de Sistemas	17
2.2.3 Simulación de Eventos Discretos	18
3. Metodología	21
Tipo de estudio:	21
Etapas:	21
Etapa 1: Entendimiento del problema y el funcionamiento del hospital	21
Etapa 2: Construcción del modelo	22
Etapa 3: Verificación y Validación	23
Etapa 4: Planteamiento de Escenarios	23
4. Resultados	24
Análisis Exploratorio de Datos	24
Servicios	24
Formas de llegada	25
Formas de salida	26

Tiempos de estancia	28
Facturación	32
Rutas del paciente	32
Diagrama de Flujo	33
Caracterización capacidad hospitalaria	34
Construcción del modelo	37
Sources	37
Conjuntos de servicios	38
Urgencias	38
UCI	38
UCE	39
Piso	40
Cirugía	41
Procesos	41
Sinks/Salidas	44
Verificación y Validación	45
Verificación de estructura y alcance	45
Pruebas de validación	45
Ocupación de camas:	45
Tiempos de estancia	47
Facturación	51
Análisis de Sensibilidad	52
Aumento de Especialidades de Alta Complejidad y/o interés para la clínica	52
Aumento proporción especialidades quirúrgicas sobre el resto	54
Reducción de Tiempos y Aumento de Llegadas:	55

Planteamiento de Escenarios	57
Escenario 1: Reducir Tiempos MI – Aumentar Llegadas	57
Escenario 2: Menos MI – Mas Qx – Aumentar Llegadas	57
Escenario 3: Menos MI – Reducir Tiempo MI – Mas Qx – Aumentar Llegadas	58
Escenario 4: Mas Trasplantes – Camas Trasplantes – Reducir Tiempo MI	58
Escenario 5: Reducir Tiempos MI – Mas Todas Qx – Aumentar Llegadas	59
Escenario 6: Reducción Tiempo Criticas – Aumentar Llegadas	59
OptQuest	60
5 Análisis	61
6 Conclusiones	70
Referencias	73
Anexos	77

Lista de tablas

Tabla 1. Comparación de enfoques en Simulación (Brailsford & Hilton, 2001)	19
Tabla 2. Matriz de Traslados	33
Tabla 3. Capacidad por servicio	35
Tabla 4. Estadísticas de tiempo de los escenarios	61
Tabla 5. Estadísticas de egresos en escenarios planteados	62
Tabla 6. Estadísticas de egreso en escenarios relevantes OptQuest	67
Tabla 7. Estadísticas de egreso en escenarios relevantes OptQuest	69

Lista de figuras

Figura 1. Etapas de la metodología.	21
Figura 2. Tiempo estancia en días según el bloque de hospitalización	24
Figura 3. Tasa de llegadas por hora del día en las formas de llegada	26
Figura 4. Número de egresos por hora del día en cada modalidad	27
Figura 5. Distribución de horas entre el alta médica y el egreso	28
Figura 6. Distribución de tiempos por cada especialidad	29
Figura 7. Distribución de tiempos en las EPS más representativas	30
Figura 8. Distribución de tiempos según el diagnóstico	31
Figura 9. Diagrama de flujo del modelo DES.	34
Figura 10. Ocupación semanal en los servicios de hospitalización en 2021	36
Figura 11. Esquema del modelo DES.	37
Figura 12. Llegadas en el modelo DES	37
Figura 13. Servicio Urgencias en el modelo DES	38
Figura 14. Servicio UCI en modelo DES.	39
Figura 15. Servicio UCE en el modelo DES.	39
Figura 16. Servicio Piso en modelo DES.	40
Figura 17. Camas de piso en modelo DES.	40
Figura 18. Servicio Cirugía en modelo DES.	41
Figura 19. Diagrama de flujo asignación en Piso	42
Figura 20. Diagrama de flujo ingreso a cirugía	43
Figura 21. Salidas del modelo DES	44
Figura 22. Ocupación de camas en escenario base.	46

Figura 23. Nivel de ocupación de camas en escenario base	47
Figura 24. Días del paciente según su egreso en datos reales	48
Figura 25. Días del paciente según su egreso en el modelo DES	48
Figura 26. Días por especialidad en modelo DES	49
Figura 27. Días por EPS en modelo DES	50
Figura 28. Comparación de distribuciones de tiempo	51
Figura 29. Distribución de facturación anual en modelo DES	52
Figura 30. Egresos al aumentar la proporción de especialidades complejas	53
Figura 31. Tiempo de estancia ante el aumento de proporción de especialidades complejas	53
Figura 32. Egresos al aumentar la proporción de especialidades quirúrgicas	54
Figura 33. Tiempo estancia ante el aumento de proporción de especialidades quirúrgicas	55
Figura 34. Egresos al reducir tiempos o aumentar llegadas	56
Figura 35. Tiempo estancia ante la reducción de tiempos o aumento de llegadas	56
Figura 36. Comparación tiempos sistema en escenarios planteados	61
Figura 37. Comparación de egresos en escenarios planteados.	62
Figura 38. Ocupación camas Piso en escenarios planteados	63
Figura 39. Ocupación camas UCI en escenarios planteados.	63
Figura 40. Ocupación camas UCE en escenarios planteados	64
Figura 41. Ocupación camas UX en escenarios planteados	64
Figura 42. Comparación de facturación mensual en escenarios planteados	65
Figura 43. Egresos en los escenarios OptQuest	66
Figura 44. Egresos en los escenarios más relevantes de OptQuest	66
Figura 45. Egresos ponderados en escenarios OptQuest	68
Figura 46. Egresos ponderados en escenarios relevantes OptQuest	68

Siglas, acrónimos y abreviaturas

IPS	Instituciones Prestadoras de Salud
EPS	Entidades Promotoras de Salud
EAPB	Entidades Administradoras de Planes de Beneficios
CMPP	Case Mix Planning Problem (Problema de planificación de la casuística).
DES	Discrete Event Simulation (Simulación de Eventos Discretos)
EDA	Exploratory Data Analysis (Análisis Exploratorio de Datos)
PGP	Pago Global Prospectivo
CIE	Clasificación Estadística Internacional de Enfermedades
UdeA	Universidad de Antioquia

Resumen

La gestión de la capacidad y la planificación de los recursos son problemas latentes en las instituciones prestadoras de salud (IPS) debido a la diversidad de servicios y pacientes que atienden. El *Case Mix Planning Problem* (CMPP) busca determinar la cantidad de recursos necesarios para cada tipo de paciente, basándose en factores como: la demanda, los requerimientos de atención y la utilidad de cada categoría de pacientes. En la literatura, este problema se ha abordado para evaluar la capacidad del hospital mediante modelos de optimización. Sin embargo, estos suelen representar problemas complejos de resolver y con un alto nivel de abstracción. Actualmente, el Hospital Alma Mater de Antioquia requiere un sistema que apoye la toma de decisiones sobre la capacidad hospitalaria durante las negociaciones con los clientes y para la proyección de los servicios hospitalarios. Este trabajo propone el desarrollo de un modelo de simulación de eventos discretos (DES) que permita a la institución modelar diferentes escenarios posibles y evaluar la mejor forma de distribuir la capacidad del hospital en cada uno de ellos. El modelo de simulación permite diferenciar a los pacientes según su especialidad y EPS, y basado en estos atributos caracteriza su nivel de ingreso y el tiempo de permanencia en cada uno de ellos. Asimismo, la herramienta permitiría evaluar qué especialidades priorizar o aumentar para conseguir mayores ingresos.

Palabras clave: Simulación Eventos Discretos, Case Mix, Gestión de Capacidad, Simulación en salud

Abstract

Capacity management and resource planning are recurring problems in healthcare institutions due to the diversity of both the medical specialties and the patients they serve. The Case Mix Planning Problem (CMPP) seeks to determine the amount of resources required for each type of patient, based on factors such as demand, care requirements, and the revenue of each patient category. In the literature, to evaluate a hospital's capacity, this problem has been tackled commonly by means of optimization models. However, these often represent complex problems to solve and have a high level of abstraction. Currently, the Hospital Alma Mater of Antioquia requires a system that supports decision-making on hospital capacity during negotiations with their clients and for the projection of hospital services. This work proposes the development of a discrete event simulation (DES) model that would allow the institution to model different possible scenarios and evaluate the best way to distribute the hospital's capacity in each one. The simulation model allows differentiating patients according to their specialty and insurance company. Based on these attributes, it characterizes the services they are expected to receive, and the time spent in each of them. Likewise, the tool would allow the evaluation of which services to provide to achieve a higher income and a better usage of the available resource.

Keywords: Discrete Event Simulation, Case Mix, Capacity management, Hospital simulation

Introducción

Las Instituciones Prestadoras de Salud (IPS) son empresas que deben gestionar sus recursos a través de indicadores, principalmente, de la capacidad hospitalaria (Uribe Gómez & Barrientos Gómez, 2020). Adicionalmente, debido a la incertidumbre en la demanda, la variabilidad en los tipos de pacientes, a la necesidad de controlar costos y asegurar la utilización de recursos, la gestión de la capacidad se vuelve un factor de gran complejidad para la administración hospitalaria (Duarte Forero & Camacho Oliveros, 2020).

Por lo anterior, se vuelve necesario para los hospitales contar con modelos de gestión de la capacidad que deberían, idealmente, ofrecer información sobre el uso de la capacidad instalada y apoyar la planificación de los recursos (Sitepu et al., 2018). Esta planificación implica, entre otras, las siguientes consideraciones (Irfan Fahmi et al., 2021):

- Determinar la cantidad y los atributos de los recursos necesarios para prestar un conjunto de servicios a determinado costo y utilización.
- Definir cómo serán distribuidos los recursos entre los distintos grupos de pacientes o especialidades.

La utilización de recursos hospitalarios y las agrupaciones de pacientes hacen parte del problema de planificación de la casuística o *Case Mix Planning Problem* (CMPP). En particular, este problema busca responder preguntas como (Burdett & Kozan, 2016; Hof et al., 2017):

- ¿Cuántos pacientes de cada grupo pueden ser atendidos en un periodo de tiempo?
- ¿Existe capacidad ociosa o disponible para tratar un número adicional de pacientes?
- ¿Cómo debería ampliarse o distribuirse el hospital para satisfacer la demanda futura?

Una de las formas de optimizar el uso de los recursos es por medio de modelos cuantitativos. El uso de modelos de analítica prescriptiva para la toma de decisiones ha sido abordado en muchos sectores, incluido el sector salud (Lepeniotti et al., 2020; Sivarajah et al., 2017; Zhou et al., 2017). Entre los modelos de analítica prescriptiva destacan aquellos relacionados a la optimización (programación lineal) y simulación (dinámica de sistemas y simulación de eventos discretos).

El Hospital Alma Mater de Antioquia es una Institución Prestadora de Salud (IPS) de alto nivel de complejidad que requiere de un sistema que apoye la toma de decisiones en sus actividades de planeación de estrategia hospitalaria y durante las negociaciones con clientes, principalmente Entidades Promotoras de Salud (EPS). Dentro de las preguntas que suelen aparecer en estas situaciones están:

- ¿Cómo se está disponiendo la capacidad instalada?
- ¿Cuánta capacidad instalada en términos de camas demanda un asegurador con el que se tiene un contrato?
- ¿Cuáles especialidades médicas y quirúrgicas son y deberían ser las más representativas dentro de la institución?

En general, el hospital espera dar respuesta a la pregunta ¿cuál es la mejor forma de distribuir la capacidad en camas de la institución a los distintos pacientes del hospital según sus especialidades, EPS y/o principales servicios que usan y bajo ciertas condiciones o escenarios? La institución espera responder la pregunta anterior de forma estocástica, al simular diferentes escenarios que permitan visualizar en un entorno similar al real el efecto de algunas decisiones y evaluar cuál sería la mejor forma de distribuir la capacidad del hospital (especialmente, en términos de camas), considerando las limitaciones de recursos y los distintos servicios ofertados. Esta es una necesidad que se ha presentado en la institución en mención, pero que podría ser aplicable a cualquier otra institución de salud de la misma complejidad.

En el presente trabajo, se desarrolla un modelo de simulación de eventos discretos en el software Simio (Avansim Software SL, n.d.) para evaluar mediante escenarios el uso de la capacidad instalada de la institución y las distintas formas cómo podría distribuirse entre los servicios. Además, que considera la diversidad de pacientes (por especialidad y EPS) que pueden ingresar a la institución y analiza como estos atributos intervienen en la ocupación de los servicios. El desarrollo del modelo de simulación apoyaría la toma de decisiones al brindar información de posibles resultados y efectos de determinadas políticas sobre el sistema, como por ejemplo, el aumento o especialización de la capacidad en camas. Para su desarrollo se usó software de simulación con licencia académica y se contó con el acompañamiento de talento humano y datos del año 2021 de la institución.

1. Objetivos

1.1 Objetivo general

Desarrollar una herramienta cuantitativa y computacional que permita al Hospital Alma Mater de Antioquia evaluar la capacidad instalada en términos de camas en los principales servicios de la institución y a partir del mismo modelar distintos escenarios de cambios en la distribución de pacientes considerando atributos de especialidades médicas y quirúrgicas y de las EPS contratadas.

1.2 Objetivos específicos

- Identificar los principales servicios de la institución por los que pasan los pacientes, sus tiempos de estancia y sus niveles de facturación.
- Analizar las variables que definen la capacidad física hospitalaria y que son prioritarias en las negociaciones con las EPS y como se consumen por los distintos tipos de pacientes.
- Desarrollar un modelo de simulación de eventos discretos que represente el flujo de los pacientes del hospital por los distintos servicios, su consumo de recursos y la facturación que generan.
- Evaluar la capacidad instalada del hospital en distintos escenarios de interés para negociaciones futuras o estrategias de expansión/especialización de los servicios.

2. Marco teórico

Como se mencionó previamente, el problema a tratar está relacionado con *Case Mix Planning Problem*, que busca determinar la cantidad de recursos dedicados a cada categoría de pacientes basándose en factores como: la demanda, los requisitos de atención y la utilidad de cada categoría de pacientes y que implica los siguientes elementos (Yahia et al., 2016):

- Evaluar y optimizar la capacidad instalada hospitalaria, al distribuir los recursos disponibles para la atención en las distintas unidades.
- Atender distintos grupos de pacientes, caracterizados por tener patologías similares clínica y financieramente.
- Optimizar el procedimiento de negociaciones al definir a que aseguradoras (EPS) y especialidades proyectar la atención de cierta cantidad de servicios en un determinado periodo de tiempo.

Se realizó una revisión de la literatura sobre la evaluación de capacidad hospitalaria, los modelos prescriptivos que han sido usados para su gestión y finalmente se hace un énfasis en las características de los modelos de simulación.

2.1 Evaluación de la Capacidad Hospitalaria

Inicialmente, se analizó que recursos dentro de hospitales con alto nivel de complejidad pueden ser usados para medir y planificar la capacidad instalada, encontrando que la cama hospitalaria es un insumo base para la planificación hospitalaria, debido a que muchos de los servicios prestados requieren del uso de la misma (Hakim & Nabila, 2019; Zhu et al., 2020). Además, algunos autores coinciden en que la medida fundamental en la planificación de la capacidad hospitalaria es el número de camas de hospitalización, y a partir de ella se define el personal asistencial (Duarte Forero & Camacho Oliveros, 2020; Irfan Fahmi et al., 2021; Sitepu et al., 2018).

Por otro lado, los quirófanos suelen considerarse el recurso más caro del hospital y suelen estar conectados con muchos servicios y recursos hospitalarios. Otros recursos hospitalarios como equipos tecnológicos y personal (especialmente personal de enfermería) también suelen ser críticos en la planificación (Hulshof et al., 2013; Shapoval & Lee, 2017; Zhou et al., 2016). Según lo anterior, lo ideal sería utilizar más de una métrica para la medición de la capacidad hospitalaria.

2.2 Tipos de Modelos

En la literatura revisada existen 2 enfoques respecto a la construcción de modelos: Herramientas determinísticas y herramientas estocásticas. Para el problema abordado, han sido comunes los modelos de optimización, específicamente, de programación lineal entera que corresponden a herramientas del tipo determinístico (Humphreys et al., 2022). Sin embargo, estos presentan desventajas dado que no suelen integrar la complejidad de relaciones existentes en los sistemas hospitalarios. Respecto a las herramientas estocásticas, se han usado bastante los modelos de simulación. A continuación, se abordan algunas aplicaciones de cada tipo de modelo:

2.2.1 Optimización

Este tipo de modelos pretenden encontrar la combinación de variables que maximizan o minimizan una función objetivo bajo ciertas restricciones. Dentro de las principales aplicaciones de modelos de optimización se busca encontrar el número óptimo de personas a tratar por tipo de especialidad o grupo de diagnóstico y restringidos por una capacidad en camas. Como entradas típicas del modelo se encuentran la demanda de cada tipo de paciente, el costo y la utilidad de atención, los servicios del hospital y los recursos disponibles (camas, personal y quirófanos principalmente). Como funciones objetivo suelen estar la maximización de ingresos y utilización o la minimización de costos, a la vez que se tiene como restricciones las limitaciones de recursos de cada hospital en particular (Hof et al., 2017; Humphreys et al., 2022).

Sin embargo, los modelos con variables enteras o binarias pueden ser complejos según el número de restricciones y variables. En algunos problemas estos modelos han tenido que ser abordados a partir de metaheurísticas o apoyados en simulación para facilitar su solución (Sitepu et al., 2018).

2.2.2 Dinámica de Sistemas

Respecto a modelos de simulación, se pueden encontrar aplicaciones de dinámica de sistemas y simulación discreta que son usadas como herramientas de soporte para la planeación de capacidad en hospitales. “El análisis estocástico puede reflejar la influencia de variabilidad de pacientes y explicar las compensaciones entre la eficiencia de los recursos y el nivel de servicio para una combinación de casos determinada, pero no da una combinación de casos óptima.” (Ma & Demeulemeester, 2013). Es decir, la simulación puede decirnos los efectos en el sistema de ciertas decisiones y contextos, pero no brindará información de cuál es el nivel óptimo de capacidad a disponer o las especialidades a atender. En este caso, la simulación apoyaría la toma de decisiones sobre la capacidad (aumentar o disminuir personal, camas, quirófanos, etc.) al ejecutar ciertos escenarios hipotéticos (disminución de tiempos de estancia, aumento de la demanda, etc.) evaluando cuales de ellos son favorables para el sistema.

Los modelos de dinámica de sistemas suelen presentar niveles altos de abstracción y han demostrado ser útiles para el análisis de sistemas no lineales complejos, como lo es el sector salud

(Duarte Forero & Camacho Oliveros, 2020; Jaen Posada & Arroyave Guerrero, 2016; Montoya et al., 2013; Uribe Gómez & Barrientos Gómez, 2020). Por ejemplo, Uribe Gómez & Barrientos Gómez (2020) generaron un modelo de dinámica de sistemas para un hospital colombiano de alta complejidad que permitió detectar la necesidad de camas adicionales. Similar al ejemplo anterior, Duarte Forero & Camacho Oliveros (2020) crean un modelo de dinámica de sistemas que simula el flujo de pacientes entre las áreas de hospitalización y urgencias, y se recrean escenarios cambiando el número de camas y la estancia promedio.

A nivel local también se encontraron antecedentes en la utilización de dinámica de sistemas. Montoya et al. (2013) construyeron un modelo que permitiera a la IPS Universitaria una mejor planificación y administración de las camas hospitalarias y en distintos servicios de la institución. Adicionalmente, al integrar diversidad de interrelaciones en el sistema, fue posible detectar el cuello de botella dentro del hospital, interpretada como aquella área de servicio que más rápido agota su capacidad en camas. Por otro lado, Jaén Posada & Arroyave Guerrero (2016) crean un modelo que permite simular distintos escenarios donde también interactúan las EPS, al aumentar o disminuir la participación de algunas de estas en el hospital. La inclusión de este factor no se ha encontrado en ninguna otra referencia.

En resumen, la ventaja de este tipo de modelos radica en la posibilidad de modelar relaciones entre las variables del sistema, y a partir de allí, evaluar distintos escenarios de interés. Además, permite evaluar fluctuaciones en variables de control, como el número de ingresos o la estancia promedio. Sin embargo, en las aplicaciones de dinámica de sistemas no es usual la diferenciación por tipo de paciente (como especialidad y EPS).

2.2.3 Simulación de Eventos Discretos

Los modelos de simulación de eventos discretos (DES) se usan principalmente para evaluar el rendimiento operativo y analizar cómo mejorar las compensaciones entre la eficiencia y el servicio. Adicionalmente, resultan útiles para la evaluación de políticas y analizar los efectos de ciertas variables y parámetros en los indicadores generales como el porcentaje de utilización, costos, etc. (Bedoya-Valencia & Kirac, 2016; Ma & Demeulemeester, 2013).

Gran parte de las aplicaciones encontradas se enfocan en una sola área del sistema hospitalario, siendo las más habituales el área de Urgencias y Cirugía (Bedoya-Valencia & Kirac, 2016; Ibrahim et al., 2017; Ozen et al., 2016). Entre los principales indicadores que se estudian están la determinación del cuello de botella estudiado, efectos en los costos, utilización del personal o de las instalaciones y tiempos de espera (Chang & Zhang, 2019; Oddoye et al., 2009). Otra característica también estudiada son los pacientes bloqueados. Pacientes que estando en hospitalización requieren de una cirugía, pero al no existir tiempo disponible para su realización, permanecen ocupando la cama hasta la existencia de capacidad disponible en el servicio siguiente, ocasionando sobreocupación y desperdicios en el hospital (Aghaabdellahian & Bijari, 2020). En ese sentido, dentro de las políticas, se estudia el efecto de reducir tiempos de estancia o quirúrgicos, aumentar o disminuir capacidad instalada o de personal. De ahí radica la utilidad de modelos DES para la planeación de capacidad. Recientemente el concepto de gemelo digital ha ganado relevancia como evolución de los modelos DES (dos Santos et al., 2020).

Algunos autores utilizaron los resultados de simulación como entradas para modelos de optimización multiobjetivo o programación lineal. Por ejemplo, en (Ibrahim et al., 2017), se combina simulación discreta y optimización para obtener una posible combinación de recursos que pueda reducir el tiempo medio de espera de los pacientes y aumentar el número de pacientes atendidos. Para ello utilizaron la función de optimización denominada OptQuest que está disponible en algunos softwares de simulación como Arena y SIMIO (Laguna & Martí, 2002).

Brailsford & Hilton (2001) realizan la siguiente comparación entre los modelos de dinámica de sistemas (SD) y simulación de eventos discretos (DES).

Tabla 1. Comparación de enfoques en Simulación (Brailsford & Hilton, 2001)

Criterio	DES	SD
Ámbito de aplicación	Operativo, Táctico	Estratégico
Importancia de la Variabilidad	Alto	Bajo
Importancia del seguimiento a individuos	Alto	Bajo
Número de entidades	Bajo	Alto
Control	Colas	Flujos
Escala de tiempo	Corto, Mediano	Largo
Propósito	Optimización, predicción y comparación	Comprender el sistema

Sin embargo, según Günal & Pidd (2011) el nivel de detalle que se le quiera dar a un problema puede ser fácilmente graduado en DES, lo que la convierte en una herramienta flexible según el uso al modelar sistemas hospitalarios. Dentro de los supuestos y errores que normalmente se cometen están (Devapriya et al., 2015):

- La homogeneidad temporal de las llegadas de los pacientes
- El hecho de centrarse en una única unidad asistencial
- No diferenciar entre tipos de camas
- Ignorar la distribución diaria real de los tiempos de alta de los pacientes
- La restricción del número de rutas de los pacientes a través del sistema
- La no inclusión de los traslados estándar y emergentes entre unidades
- La exclusión del impacto del quirófano

Tomando de referencia el marco teórico presentado, en el presente trabajo se desarrolla un modelo de simulación de eventos discretos (DES) que permita evaluar la capacidad en camas del Hospital Alma Mater de Antioquia, y considere la diversidad de pacientes admitidos en la institución según su especialidad y EPS. El modelo debe generar escenarios que permitan visualizar el efecto de la distribución de las camas y de la acción de algunas políticas en la operación, para esto se apoya en OptQuest como herramienta de optimización – simulación.

3. Metodología

Tipo de estudio:

La metodología fue planteada según la Investigación en ciencias de diseño (DSR, en inglés Design Science Research), la cual se centra en la creación de artefactos y para ello propone principalmente 2 componentes: Exploratorio y de Diseño o Desarrollo (van Aken et al., 2016; Villegas, 2021). Para el caso de este proyecto, se tiene un componente exploratorio que busca entender el funcionamiento del hospital y caracterizar sus servicios y pacientes. Por otro lado, la investigación cuenta con el diseño de un artefacto, más específicamente, un sistema de apoyo para toma de decisiones basado en un modelo de simulación discreta.

Etapas:

Para lograr los objetivos propuestos, se definen las etapas visualizadas en la Figura 1 y explicadas en detalle a continuación:



Figura 1. Etapas de la metodología.

Etapas de la metodología

Etapas de la metodología
En una primera etapa se pretende caracterizar la problemática y el contexto en el que se desenvuelve. Específicamente, se busca entender el funcionamiento del Hospital Alma Mater de

Antioquia y las preguntas que se quieren responder. Lo anterior se complementa con una revisión de la Literatura cuyo objetivo es conocer las metodologías usadas anteriormente para dar solución al problema, y de allí derivar una posible solución ajustada al contexto analizado.

Las principales tareas por realizar son:

- a) Identificación y contextualización del problema por medio de revisión de información, bases de datos y entrevistas virtuales con personal de la IPS.
- b) Revisión de la Literatura por medio de las bases de datos bibliográficas de la Universidad de Antioquia.

Etapa 2: Construcción del modelo

Se inicia el desarrollo de la solución. En concreto, esta segunda fase incluye:

- a) La formulación del diagrama de flujo que permita identificar el alcance del modelo a construir. Este se creó en el software Diagrams Net (Diagrams Net, n.d.), el cual es un software de diseño gratuito disponible en los servicios de Google.
- b) Identificación de los flujos de pacientes por los distintos servicios dentro del hospital (rutas). Específicamente, se desarrolló un algoritmo en Python (Python, n.d.) que ordena temporalmente los servicios utilizados por cada paciente a partir de un análisis de las bases de datos del hospital.
- c) Caracterización y análisis de la Capacidad Hospitalaria e identificación de las variables clave en la planeación de los servicios Hospitalarios. Se realizó tanto análisis a bases de datos como entrevistas virtuales con personal encargado de las áreas de interés.
- d) Definición de los tiempos de servicio de cada paciente a partir de un análisis estadístico de las bases de datos del hospital.
- e) Formulación del modelo de simulación, basado en los hallazgos de los ítems anteriores y de la literatura revisada. El modelo desarrollado permite generar escenarios y se diseñó en el software SIMIO por medio de una licencia académica.
- f) Documentación del modelo y su funcionamiento. Estos elementos quedaron por escrito y en grabaciones audiovisuales.

Etapa 3: Verificación y Validación

Después de que se implementó computacionalmente el modelo se puso a prueba con el fin de detectar inconsistencias o errores ante ciertos usos. Esta tercera fase comprendió:

- a) Verificación del modelo y su alcance. Su aprobación dependió en gran parte de conversaciones con los miembros del equipo que tienen conocimientos sobre el funcionamiento del hospital, evaluando que el diseño permitirá responder a las necesidades.
- b) Pruebas de validación que demuestren que el modelo es aproximado a la realidad, bajo ciertos supuestos. Para su aprobación se realizaron pruebas de comparación a distintas métricas de simulación con datos reales (como la distribución de los tiempos de estancia, cantidad de egresos, etc.).
- c) Análisis de Sensibilidad. Permite detectar las variables o parámetros que tienen un mayor efecto en los resultados. Se realizó por medio de distintas modificaciones a los datos de entrada del modelo y la observación del cambio en los resultados.

Etapa 4: Planteamiento de Escenarios

Después de probar que el modelo es consistente al planteamiento inicial se plantean distintos escenarios a evaluar que son de interés para la institución. Estos escenarios corresponden a decisiones que pueden ser consideradas por la institución en un futuro y por medio de los resultados de simulación se obtuvo un estimado del efecto de las mismas.

4. Resultados

En la presente sección se detallan los principales resultados obtenidos durante el desarrollo del modelo obtenidos en cada una de las etapas de la metodología: definición del alcance del modelo, la preparación y análisis de datos que integrarán el modelo, la implementación en software de simulación, verificación, validación y el planteamiento de escenarios.

Análisis Exploratorio de Datos

Se realizó un Análisis Exploratorio de Datos (EDA) a la información disponible de hospitalización, urgencias y cirugía del año 2021. El propósito de este análisis inicial es conocer la información disponible, caracterizar los pacientes y servicios principales del Hospital y definir la forma en que podría ser utilizada en el modelo.

Servicios

El presente trabajo se centró en la atención de los servicios de hospitalización, urgencias y cirugía. Inicialmente, se realiza un análisis de los tiempos de estancia según la ubicación. En la Figura 2 se presenta la distribución de tiempos de estancia en cada uno de los pisos del hospital:

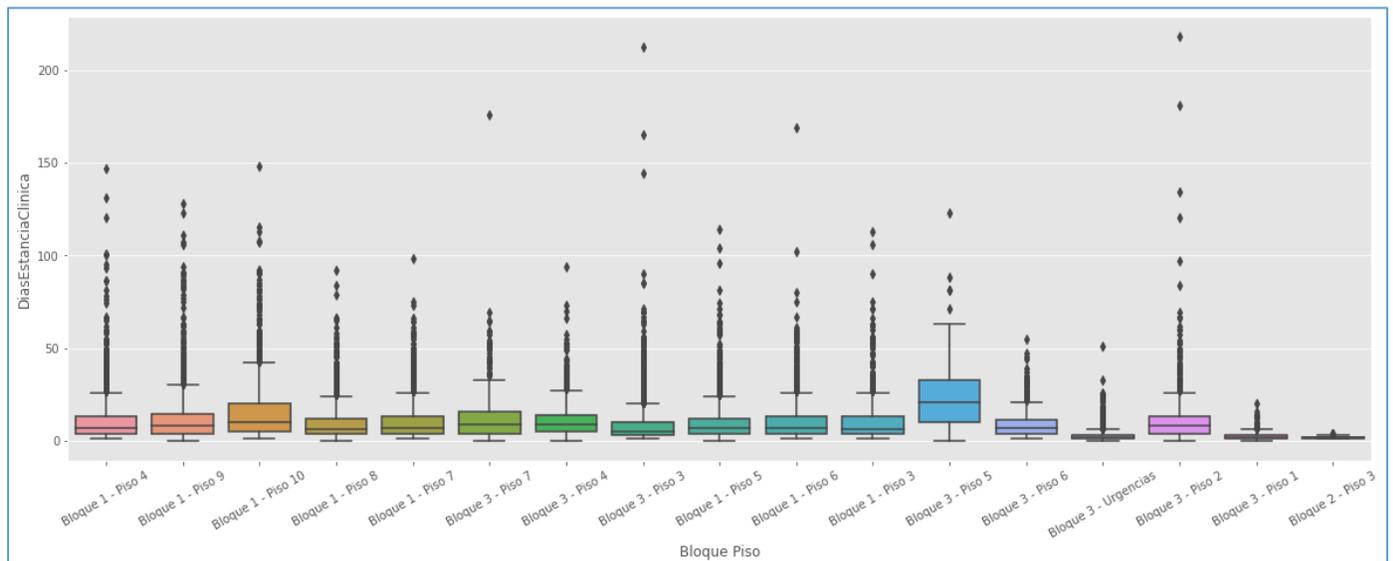


Figura 2. Tiempo estancia en días según el bloque de hospitalización

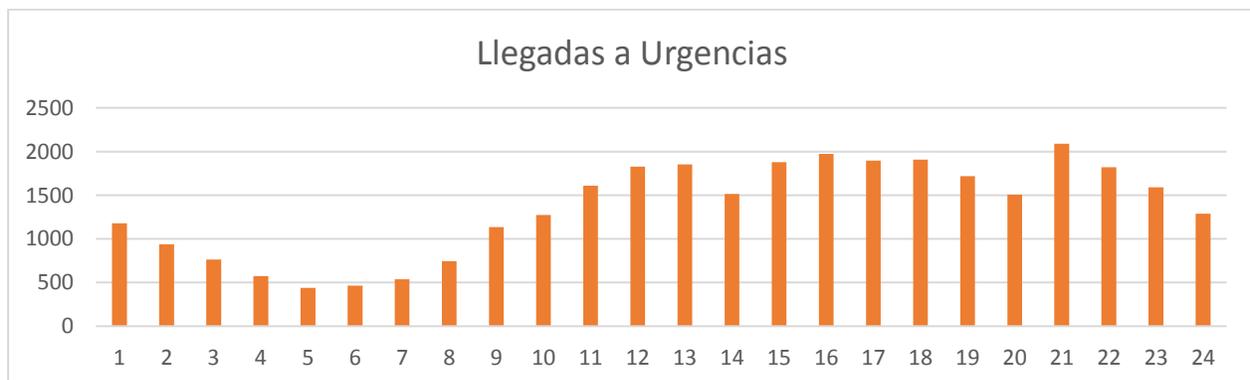
Según la Figura 2, los pacientes hospitalizados en el Bloque 3 – Piso 5 tienden a tener estancias mayores sobre la media del resto de ubicaciones. En este piso coexisten camas de UCI y UCE. Adicionalmente, los pisos de urgencias tienen tiempos de estancia significativamente menores al resto, dado la alta cantidad de pacientes cuyos diagnósticos se pueden atender en un rango menor a 24 horas. Por lo anterior, para el modelo será necesario modelar por separados los servicios de Urgencias, UCE, UCI y Piso hospitalario.

Formas de llegada

Dentro de un modelo DES es necesario indicar cuales son las fuentes y tasas de llegada de los pacientes al sistema. Analizando la información de estancia de los pacientes se logró identificar cuatro formas de llegadas:

- Pacientes que llegan al servicio de Urgencias
- Pacientes que ingresan por consulta externa
- Pacientes Remitidos
- Pacientes quirúrgicos electivos o programados

Al analizar la distribución de llegadas de los usuarios al sistema, se encontró que todas las modalidades corresponden a un proceso no estacionario (Rossetti, 2021), es decir, las llegadas presentan una estacionalidad donde según la hora del día puede existir mayor o menor cantidad de pacientes. En los diagramas de la Figura 3 se presenta esta tasa horaria en cada modalidad:



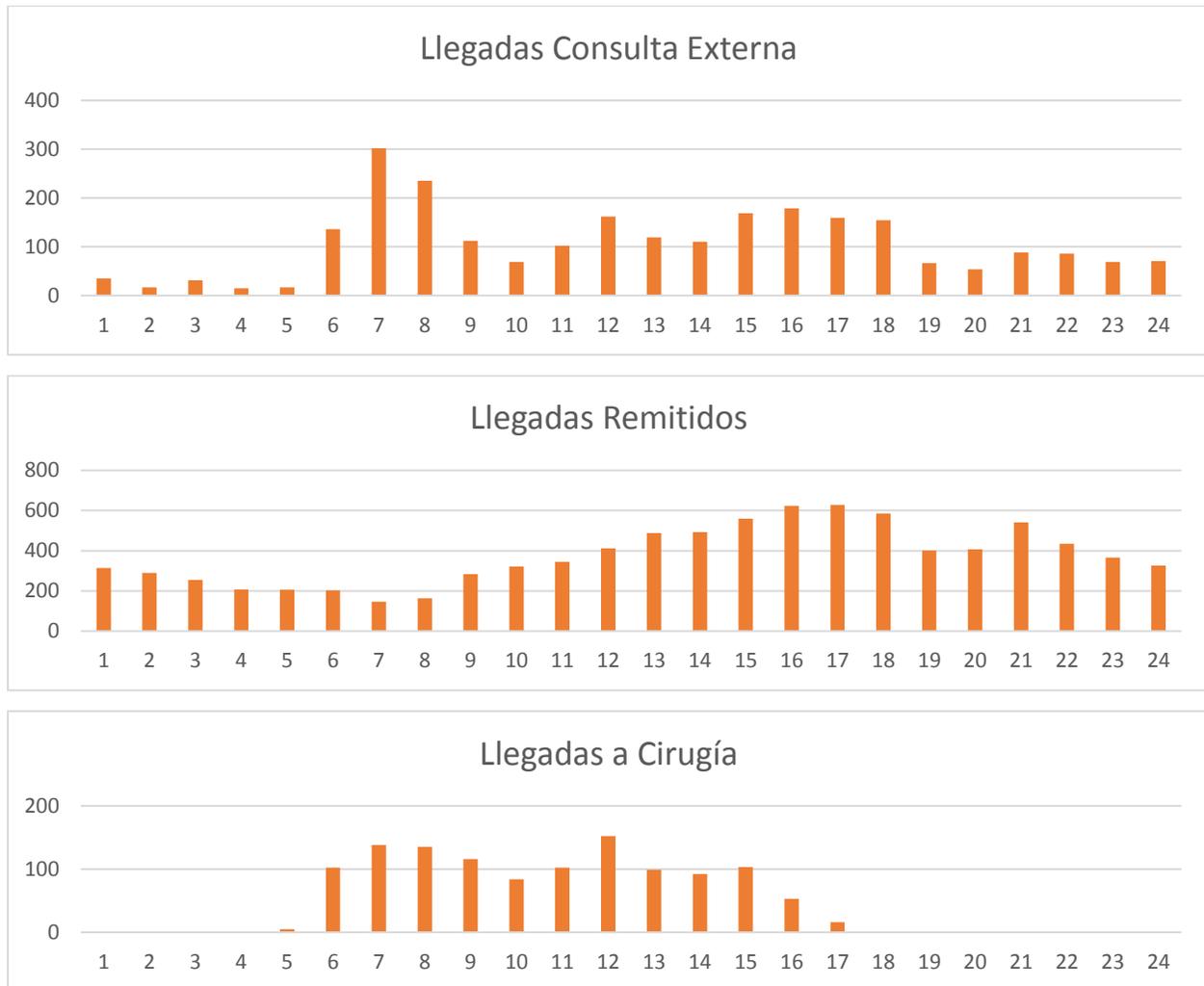


Figura 3. Tasa de llegadas por hora del día en las formas de llegada

Los resultados anteriores implican que para la modelación, las llegadas de los pacientes deben seguir la tasa según la hora simulada, en lugar de ajustarse a una distribución de probabilidad.

Formas de salida

Al igual que en las llegadas, en los modelos DES es típico separar las distintas salidas según algún atributo. En este caso, resulta de utilidad diferenciar los pacientes según la condición o criterio bajo el cual egresan del hospital. Consultando las bases de datos del hospital se encuentran cuatro formas de salida:

- Pacientes con Alta Médica
- Pacientes con Alta Voluntaria

- Pacientes Fallecidos
- Pacientes Remitidos

Los egresos también suelen tener un comportamiento estacional, según lo que se observa en los diagramas de barras de la Figura 4.

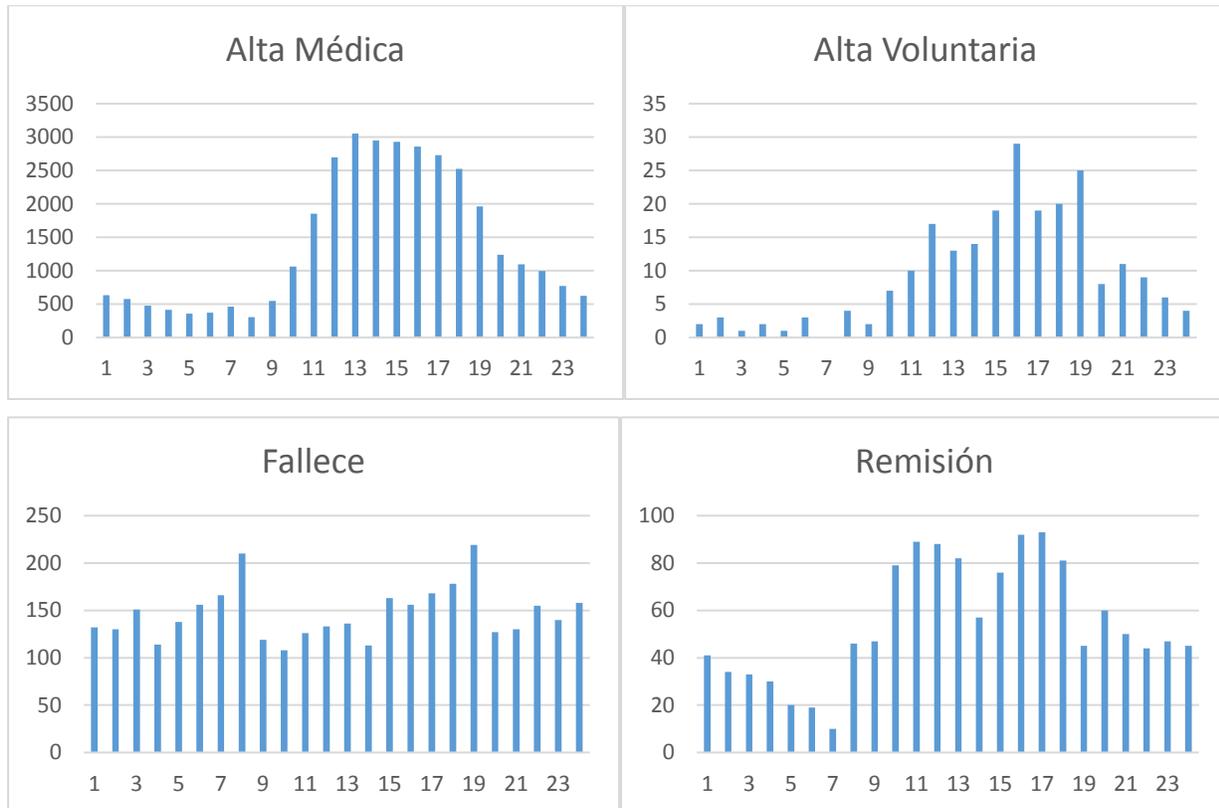


Figura 4. Número de egresos por hora del día en cada modalidad

El comportamiento anterior puede ser explicado a partir de algunos procesos administrativos que se deben realizar antes del egreso de los pacientes. Específicamente en los casos de alta médica y remisión se ha encontrado que existe una diferencia de 3.7 horas en promedio entre la hora del alta médica y la salida del paciente. En la Figura 5 se presenta la distribución de esta diferencia de tiempo en horas.

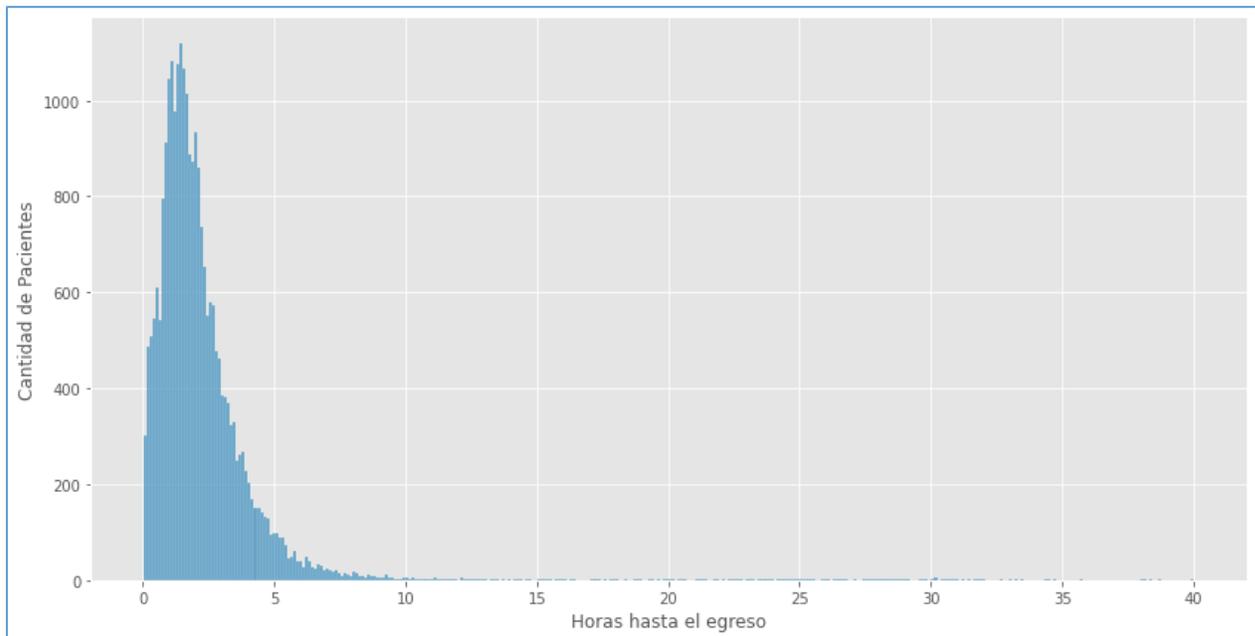


Figura 5. Distribución de horas entre el alta médica y el egreso

En la distribución, solo el 1.36% de los datos son mayores a 24 horas. Según este resultado, es necesario que el modelo ajuste este comportamiento operacional, generando un retardo o servicio administrativo extra antes del egreso de cada paciente simulado.

Tiempos de estancia

Para la simulación es de interés conocer que factores afectan la estancia de un paciente hospitalizado. Como se vio anteriormente, la ubicación o el servicio genera un mayor o menor tiempo dentro del sistema. Se desea conocer si adicionalmente atributos del paciente como la especialidad, EPS y diagnóstico son influyentes en los tiempos de estancia.

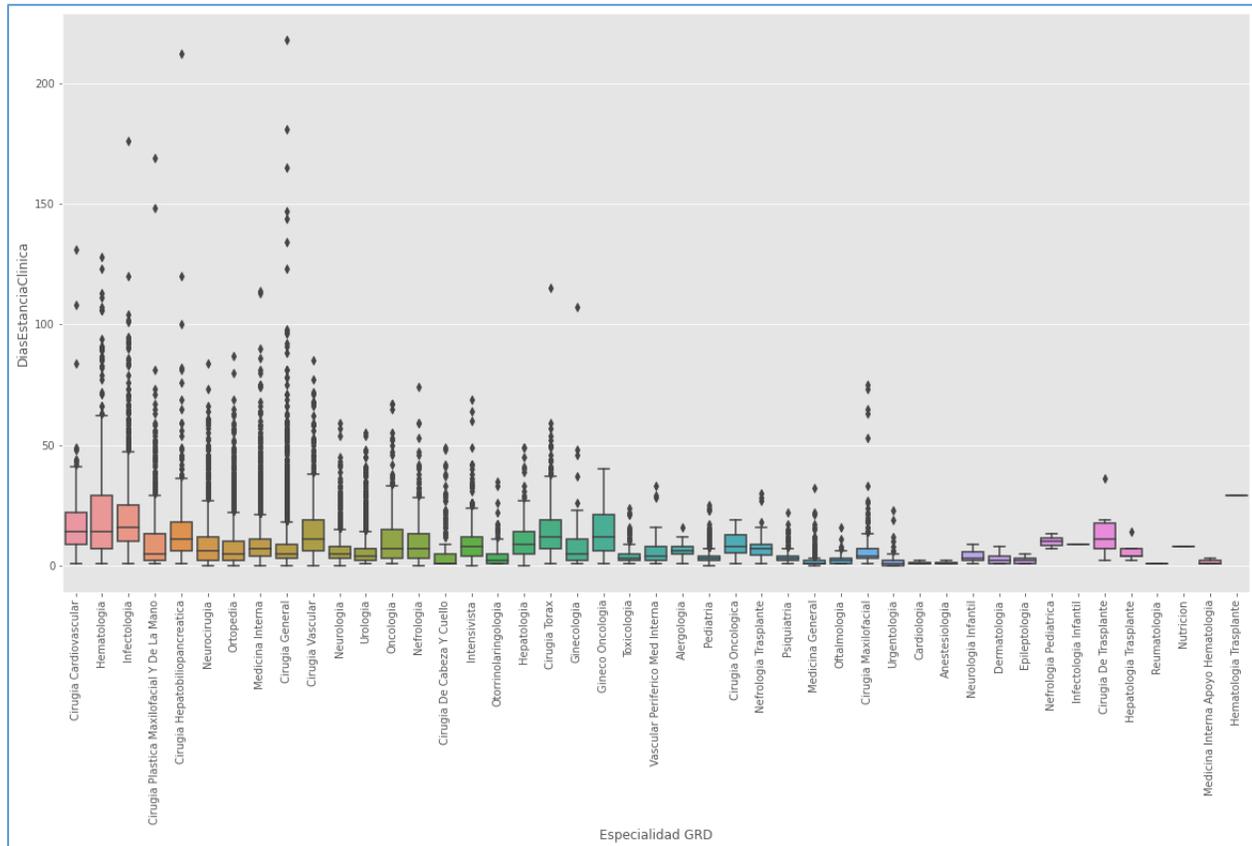


Figura 6. Distribución de tiempos por cada especialidad

De la Figura 6 se evidencia que existe una alta variabilidad en los tiempos totales de estancia de los pacientes según su especialidad médica. En concreto, especialidades como hematología, infectología, cirugía cardiovascular, ortopedia, hepatología, cirugía de tórax y gineco oncología tienden a tener distribuciones de tiempo con mediana superior al resto de especialidades. Es decir, la especialidad es un atributo del paciente que afecta su estancia en el hospital.

Respecto a las EPS, alrededor del 77% de los pacientes recaen en Nueva EPS, Coomeva, Alianza Medellín y Sumimedical Magisterio. Lo anterior implica que existen EPS con muy pocos pacientes atendidos en el hospital. La inclusión del atributo EPS en el modelo implicaría reunir estas entidades de baja ocurrencia en un mismo grupo para simplificar su uso. En la Figura 7 se toman en consideración las 20 EPS con mayor número de pacientes en el año 2021:

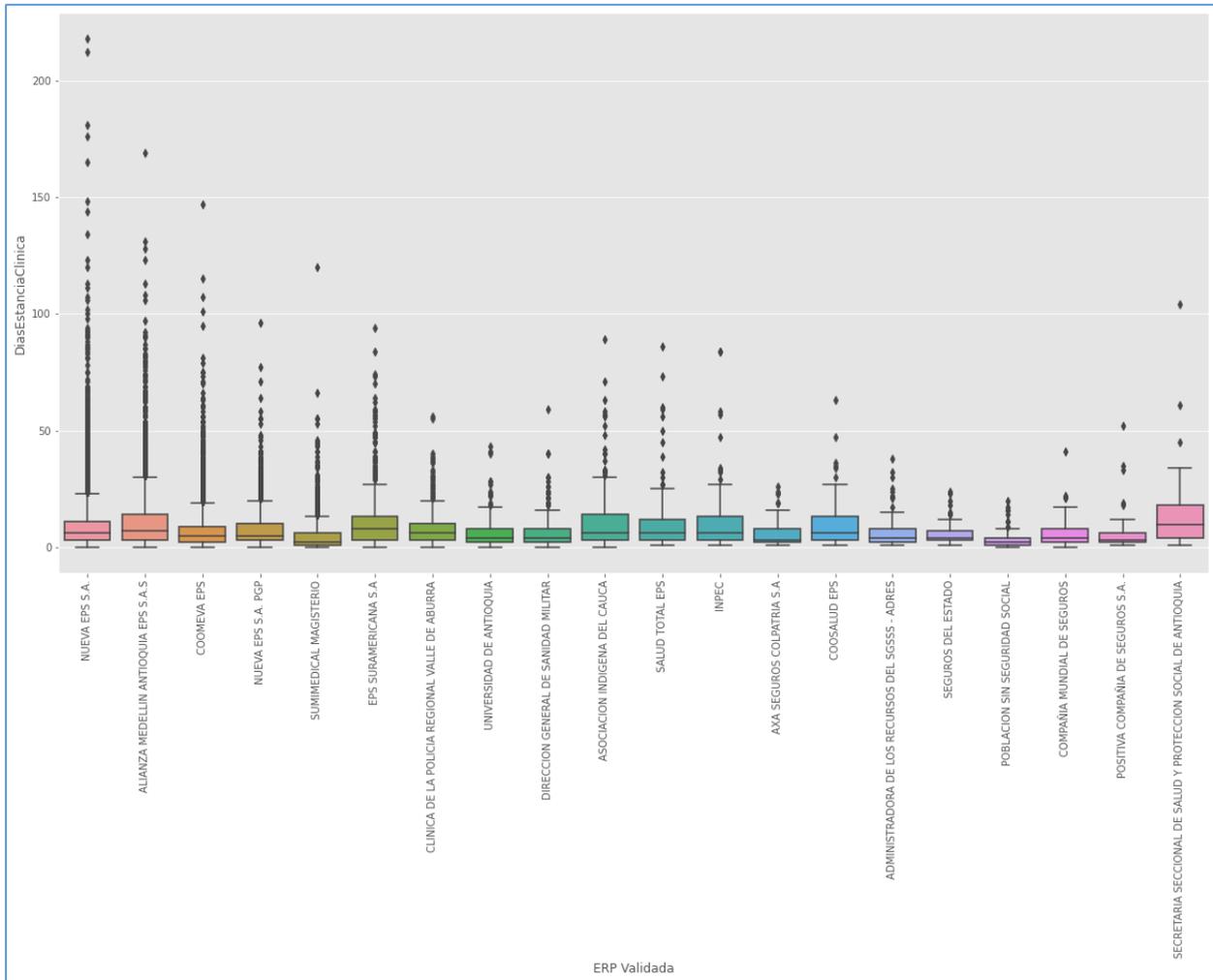


Figura 7. Distribución de tiempos en las EPS más representativas

Se evidencian diferencias en la variabilidad de tiempos en las distintas entidades, por ejemplo, entre la población sin seguridad social y Coosalud. A partir del resultado anterior, también se debería considerar la EPS como atributo que genere los tiempos de estancia en el modelo DES.

Finalmente, se aplica el mismo método a los diagnósticos de los pacientes. Los diagnósticos estudiados están bajo la Clasificación Estadística Internacional de Enfermedades versión 10 (CIE-10). Debido a que existen más de 1000 diagnósticos posibles en los datos del 2021, se consideran los 20 primeros dentro del Pareto, dando como resultado la siguiente figura.

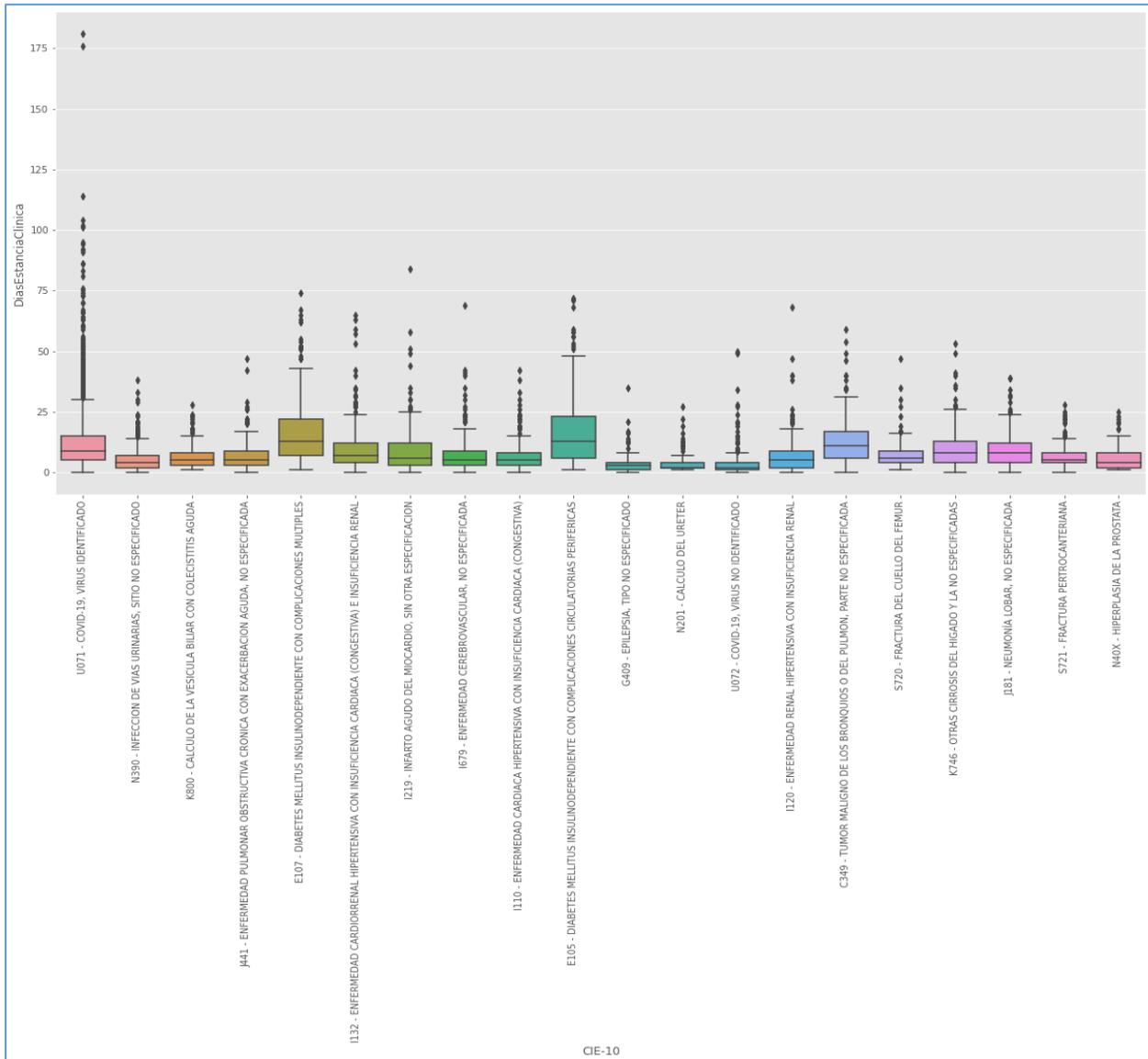


Figura 8. Distribución de tiempos según el diagnóstico

Según la Figura 8 si existen diferencias significativas en los tiempos de estancia entre los distintos diagnósticos. Sin embargo, la alta cantidad de diagnósticos posibles para un paciente puede dificultar su modelación, especialmente si se pretende que a partir de este atributo se generen los tiempos de hospitalización junto con los atributos anteriores.

Facturación

Se conoce que el ingreso total de atender un paciente (también llamado facturación) depende de factores como el uso de equipos médicos, medicamentos, días de estancia, especialidades e incluso de la entidad aseguradora a la que pertenece y el tipo de contrato que tiene vigente con el hospital (evento o pago global prospectivo). Sin embargo, no existe un registro preciso por cada uno de estos criterios y se dispone únicamente del total generado en el momento de egreso del paciente. Esto obligará que la inclusión de factores financieros dentro del modelo DES sea en términos totales al momento de cada paciente egresar del sistema, y basado en la especialidad, EPS y días de estancia total en la simulación.

Se usaron los valores de facturación entre los meses de julio y octubre del 2022, dado que estos pasaron por un proceso de limpieza y validación por parte de personal del hospital. Sin embargo, esto provoca algunos problemas de ajuste en el modelo:

- No existen las mismas especialidades y EPS que en 2021. Por ejemplo, no se cuenta con valores de facturación de COOMEVA en el año 2022, por lo que los pacientes que en la simulación tengan esta EPS tendrán que un valor tomado de otro grupo de pacientes.
- El hospital cuenta con una contratación por Pago Global Prospectivo (PGP) con Nueva EPS, en donde periódicamente es pagado un valor fijo por el total de pacientes amparados bajo esta modalidad, sin importar el uso de recursos final de cada uno. Para contemplar esto dentro del modelo, se calculó el promedio de facturación de un paciente PGP el cual será aplicado a todo paciente simulado con este atributo.

Rutas del paciente

Es de interés para el hospital y para el desarrollo del modelo conocer la cantidad de pacientes que pasan de un servicio a otro. Se toma como supuesto que el traslado de pacientes es independiente de sus atributos. A futuro se sugiere hacerlos dependientes de la especialidad.

Se realizó un algoritmo para conocer la cantidad de pacientes que pasó de un servicio a otro durante el año 2021. Se consideran tanto las formas de llegada, servicios y modalidades de egreso. El algoritmo fue desarrollado en Python y tomando del historial de uso de camas de cada paciente que se tiene disponible, ordena temporalmente los servicios usados y los concatena en una lista. El diagrama de flujo del algoritmo se visualiza en el [Anexo 1](#). Con la información ordenada de cada

paciente, se genera la siguiente matriz de traslados que indica el porcentaje de traslados que existe desde cada servicio o forma de llegada (fila) al resto de servicios y formas de salida (columna).

Tabla 2. Matriz de Traslados

		Servicio al que llega								
		Alta Médica	Alta Voluntaria	Fallece	Remisión	Piso	UCE	UCI	Urgencias	Cirugía
Servicio del que sale	Pacientes Que Entran por Consulta externa					62,6%	3,4%	6,1%	4,8%	23,1%
	Pacientes Que Entran por Cirugía					0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%
	Pacientes Que Entran por Urgencias					0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	0,0%
	Pacientes Remitidos					50,3%	4,0%	11,0%	32,7%	2,1%
	Piso	62,4%	0,3%	4,5%	1,6%		1,1%	2,9%	1,1%	26,1%
	UCE	15,0%	0,1%	3,2%	1,3%	59,4%		7,7%	0,7%	12,6%
	UCI	6,5%	0,1%	32,3%	0,5%	31,9%	13,6%		1,4%	13,6%
	Urgencias	59,6%	0,4%	1,9%	2,3%	25,0%	2,2%	3,7%		4,8%
	Cirugía	19,7%	0,0%	0,3%	0,0%	61,1%	7,0%	11,4%	0,4%	

En la matriz, se sombrea de color negro aquellos traslados que no son posibles o no se consideran en el modelo. Por ejemplo, un paciente que recién llega por consulta externa no puede egresar inmediatamente en ninguna de las 4 modalidades. Así mismo, no se cuenta los traslados de pacientes en una cama de un servicio a otra del mismo servicio.

Diagrama de Flujo

Se construyó un diagrama conceptual del modelo que se espera construir para suplir las necesidades del hospital. El mismo integra los principales servicios de la clínica, sus flujos, formas de llegada y salida del paciente, entre otras.

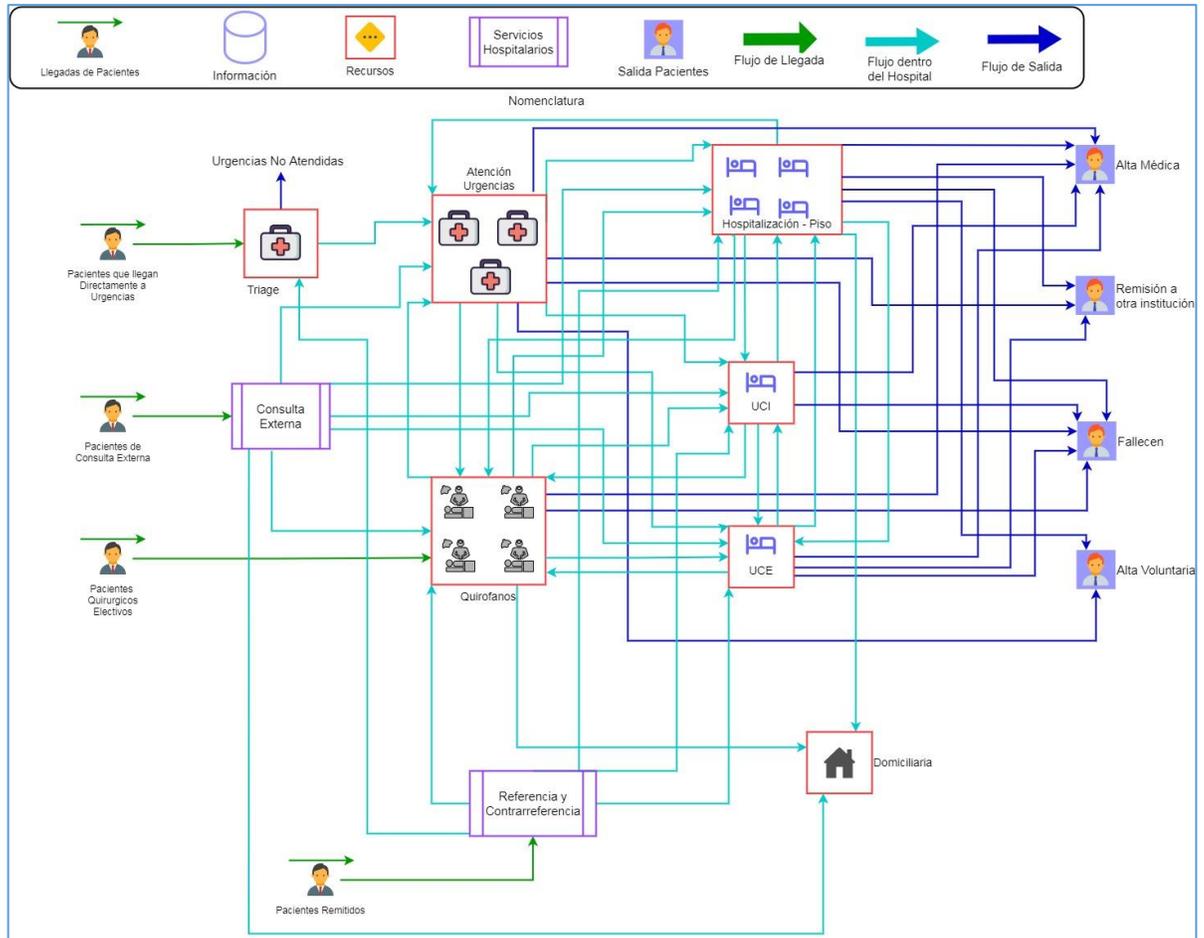


Figura 9. Diagrama de flujo del modelo DES.

Según la Figura 9 el alcance del modelo debe permitir el seguimiento de los pacientes desde que ingresan hasta su egreso del hospital, y pasando por los servicios de urgencias, hospitalización (Piso, UCE, UCI) y cirugía. Si bien en un inicio se considera la inclusión de pacientes en el programa de atención domiciliaria, debido a la falta de información suficiente para su modelación este ítem fue descartado dentro del modelo final.

Caracterización capacidad hospitalaria

Para determinar la capacidad por servicio se realizó tanto análisis a bases de datos como entrevistas virtuales con personal del hospital. Estas últimas permitieron conocer que el hospital dispone de camas separadas para algunas especialidades debido a sus particularidades de atención. Las camas y sus respectivas especialidades asociadas son:

- Bloque 3 Piso 2 Oriente cuenta con 18 camas para pacientes de cuidados paliativos.
- Bloque 1 Piso 3 cuenta con 4 camas para pacientes de Trasplantes.
- Bloque 1 Piso 9 Sur cuenta con 17 camas para pacientes oncológicos.
- Bloque 1 Piso 9 Norte cuenta con 21 camas para pacientes de hematología.
- Bloque 3 Piso 3 cuenta con 13 camas para pacientes de pediatría.

En la Tabla 3 se resume la cantidad de recursos por servicio. Las camas de hospitalización se tomaron como promedio dado que en el año 2021 existió un alto intercambio de camas entre servicios por la pandemia por COVID-19.

Tabla 3. Capacidad por servicio.

Recurso	Descripción	Cantidad	Fuente
Camillas UX	Camas de atención básica de estancia corta	133 camillas	Bases de Datos Página Web
Quirófanos	Salas de Cirugía de la clínica León XIII	14 Salas	Base de Datos
Camas UCI	Unidad de Cuidados Intensivos	106 camas	Bases de Datos
Camas UCE	Unidad de Cuidados Especiales	32 camas	Bases de Datos
Pediatría	Hospitalización general	13 camas	Entrevistas
Trasplantes	Hospitalización general	4 camas	Entrevistas
Oncología	Hospitalización general	17 camas	Entrevistas
Hematología	Hospitalización general	21 camas	Entrevistas
Intestinal y Paliativos	Hospitalización general	18 camas	Entrevistas
Camas General	Hospitalización general	387 camas	Bases de Datos Entrevistas

En la Figura 10 se gráfica la ocupación semanal de camas en UCE, UCI, Piso y Urgencias.

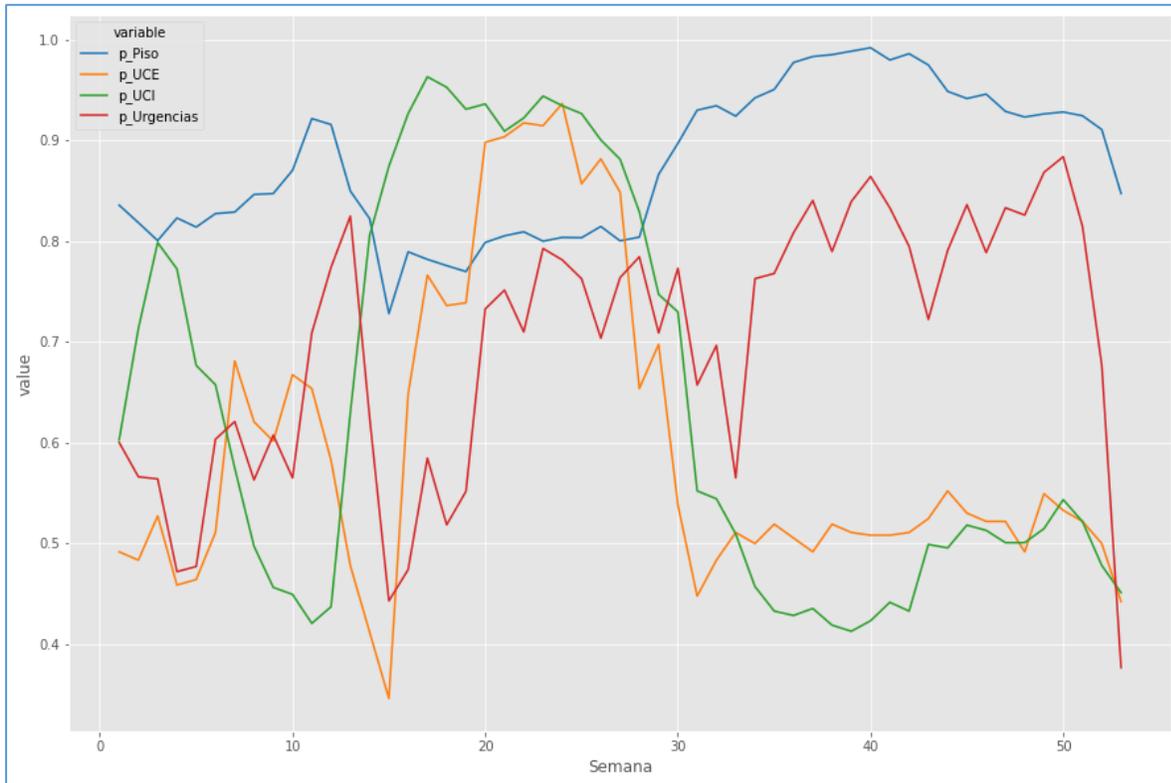


Figura 10. Ocupación semanal en los servicios de hospitalización en 2021

La ocupación de los principales servicios de hospitalización, a lo largo del año 2021 presentaron una alta variabilidad. Adicionalmente, el servicio con una mayor ocupación a lo largo del 2021 fueron las camas en Piso, con un porcentaje de ocupación promedio superior al 80%. Sin embargo, se conoce que existió un alto intercambio de camas entre servicios durante el 2021 a raíz de la pandemia por Covid-19. Por ejemplo, entre enero y marzo la disponibilidad de camas en UCI fue en promedio de 148 con una ocupación promedio del 65%. Pero entre los meses de abril y julio el promedio de camas en UCI fue de 158 con una ocupación del 96%. Este intercambio de recursos no será considerado dentro del modelo final dado por cuanto se desea representar el hospital de forma general más allá del momento coyuntural de la pandemia.

Construcción del modelo

Una vez definido el esquema del modelo y los datos de los que se alimentará, se desarrolló el modelo en el software de simulación SIMIO. En la Figura 11 se presenta el esquema general del modelo desarrollado.

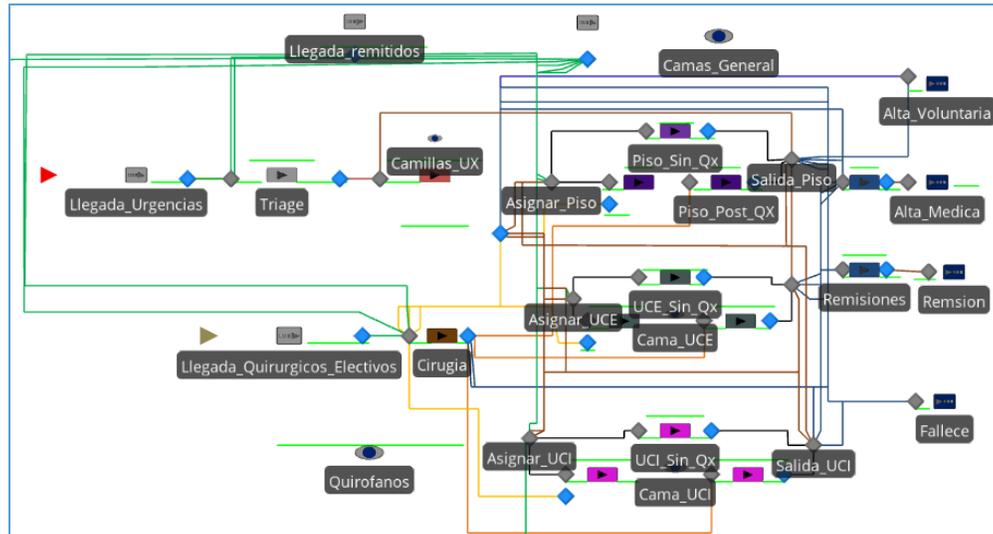


Figura 11. Esquema del modelo DES.

El detalle del modelo, los datos utilizados y la documentación de funcionamiento se guardaron en archivos audiovisuales y de texto que fueron entregados al hospital para su futuro uso. A continuación se explica brevemente las principales características de modelación.

Sources

Son las formas de llegada de los pacientes. Como se mencionó anteriormente, se consideran cuatro formas de llegada. Para diferenciar los pacientes de cada tipo durante la visualización en el software, se asigna un color distinto a cada entidad - paciente:



Figura 12. Llegadas en el modelo DES

Al momento de ingresar cada paciente al sistema se le asigna una especialidad y EPS. Cada forma de llegada presenta una distribución distinta de ambos atributos. En el [anexo 2](#) se presentan las proporciones de estos atributos en cada forma de ingreso.

Conjuntos de servicios

Son las unidades hospitalarias modeladas. Cada servicio estará limitado por un conjunto de recursos que representarán las respectivas camas y salas de cirugía según sea el caso y que definen la capacidad operativa del hospital. A continuación, se explica brevemente la representación de cada grupo con sus respectivos recursos de capacidad y en la sección de [anexos](#) se encuentran las distribuciones de tiempo de cada servicio.

Urgencias

El área de urgencias fue dividida esencialmente en Triage y en la Atención de Urgencias. Una vez los pacientes llegan a cualquiera de los 2 servidores se les asigna una camilla, indexada al conjunto de recursos “Camillas_UX”. Desde Triage solo existe la posibilidad de continuar a la Atención en Urgencias, y de allí las probabilidades de ir a otro servicio o egreso son de acuerdo con la matriz de traslados ([Tabla 2](#)). En la siguiente figura se presenta la modelación gráfica de este servicio.

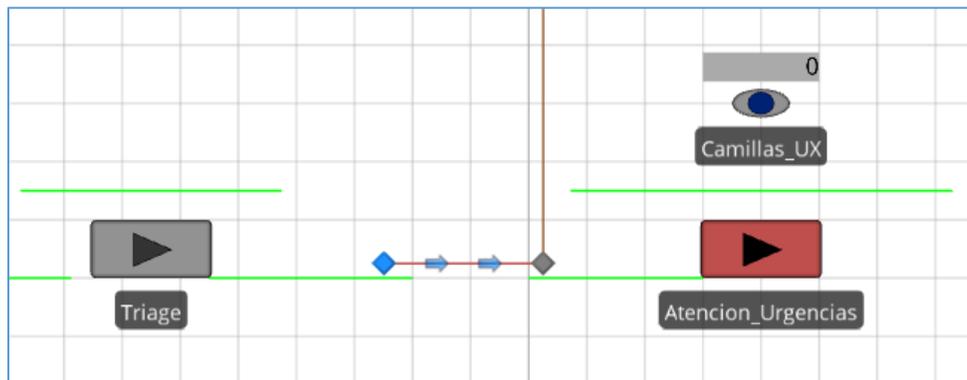


Figura 13. Servicio Urgencias en el modelo DES

UCI

Comprende la Unidad de Cuidados Intensivos de la institución y se encuentra indexada al conjunto de recursos “Cama_UCI”. Si bien es posible que las camas de este servicio se encuentren

dispersos en varios lugares de la clínica, por abstracciones de la modelación se reúnen todas en una misma estación. Sin embargo, si se realiza una división en este y todos los servicios de hospitalización (UCI, UCE, Piso) respecto a la estancia hospitalaria Pre Quirúrgica, Post Quirúrgica y Sin Cirugía. Entre las principales razones de esta división se encuentran:

- Modelar lo más aproximado posible los traslados de hospitalización a cirugía, y viceversa. Estos suelen tener la característica de que al momento de realizar una cirugía se debe asegurar una cama para recuperación post quirúrgica (no necesariamente la misma que tenía antes) al paciente. Así, se dividen los pacientes según su probabilidad de ir o provenir del servicio de cirugía.
- Permitir el análisis, a futuro, de estancias Pre y Post quirúrgicas de algunos servicios.

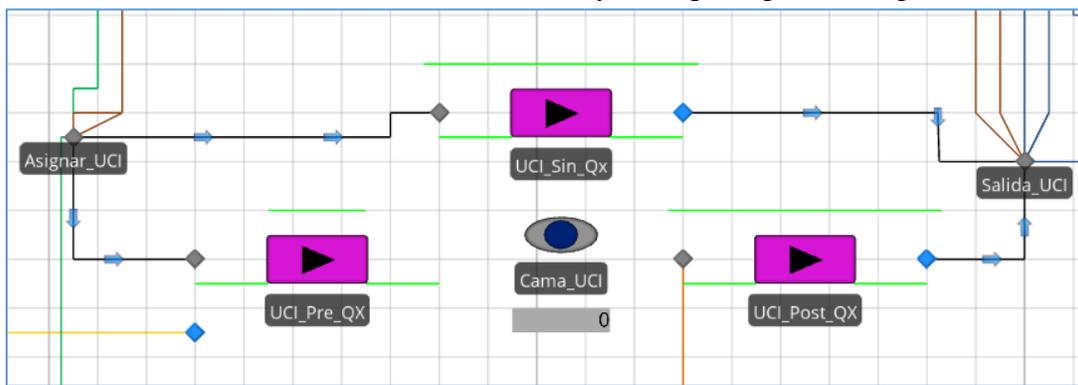


Figura 14. Servicio UCI en modelo DES.

UCE

Comprende la Unidad de Cuidados Especiales (UCE) de la institución y se encuentra indexada al conjunto de recursos “Cama_UCE”. Similar al servicio anterior, por abstracciones de la modelación se reúnen todas las camas en un mismo servidor y se realiza la división respecto a la estancia hospitalaria Pre Quirúrgica, Post Quirúrgica y Sin Cirugía.

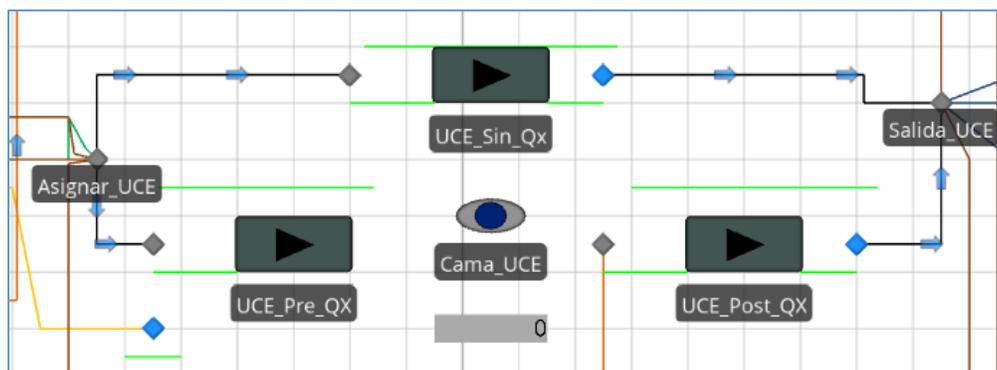


Figura 15. Servicio UCE en el modelo DES.

Piso

Comprende la hospitalización general de la institución. Similar a los dos servicios anteriores, se reúnen las camas en un mismo servidor y se realiza la división respecto a la estancia Pre Quirúrgica, Post Quirúrgica y Sin Cirugía.

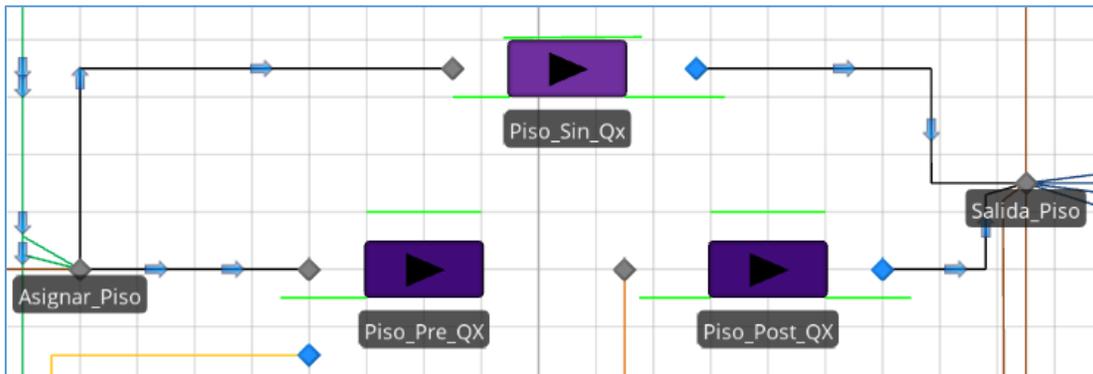


Figura 16. Servicio Piso en modelo DES.

Sin embargo, distinto a los servicios anteriores, tal como se discutió anteriormente la hospitalización en Piso tiene separadas algunas camas para especialidades específicas. En concreto, se tienen camas para las especialidades de Pediatría, Trasplantes, Hematología, Oncología y Cuidados Paliativos. El resto de las especialidades serán indexadas al recurso “Camas_General”. En la siguiente figura se visualiza los posibles conjuntos de recursos para los servicios de Piso.

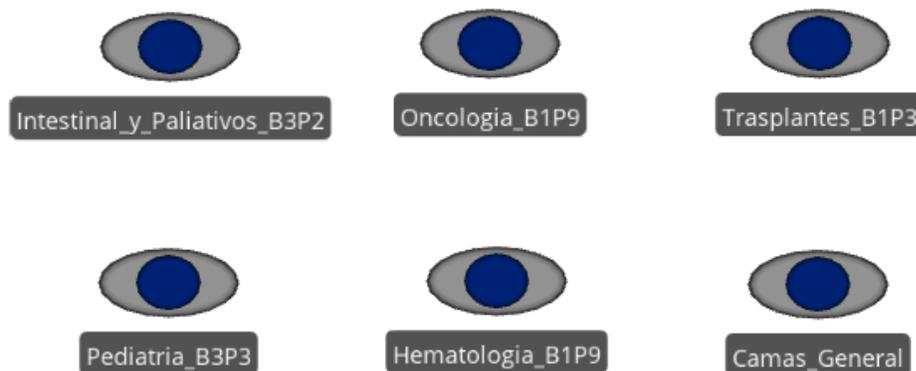


Figura 17. Camas de piso en modelo DES.

Cirugía

Para este caso, se modelan todas las salas de cirugía en un mismo servidor, restringido por la capacidad del recurso “Quirófanos”. Los pacientes que provienen desde un servicio de hospitalización (Piso, UCE, UCI) deben provenir desde el respectivo servidor Pre Quirúrgico y en el caso de los pacientes que tras terminar su cirugía deben ir a hospitalización, deben hacerlo a los servidores Post Quirúrgicos. Debido a estos últimos, este conjunto de servicios tiene una modelación particular donde un paciente no será operado hasta reservar una cama en su servicio posterior. Lo anterior con el fin de evitar a la finalización la cirugía el paciente se dirija a una espera inexistente para ser atendido en hospitalización.

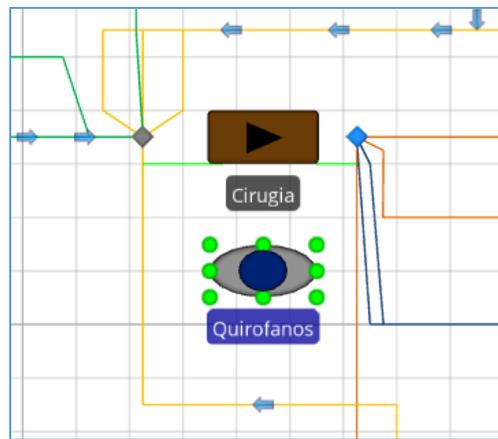


Figura 18. Servicio Cirugía en modelo DES.

Procesos

Una de las características principales del modelo planteado era la necesidad de asignar una cama a cada paciente según el servicio en el que se encontraba. A esto se le agregan condiciones especiales que suele presentar el hospital durante su operación, entre ellas:

- Un paciente que es trasladado a otro servicio, libera la cama que tenía actualmente. Sin embargo, esta liberación no puede darse hasta asegurar la disponibilidad en el servicio destino. En caso de no existir disponibilidad, su estancia en el servicio actual se alargaría en pro de la espera del servicio destino.
- Un paciente que vaya a ser intervenido quirúrgicamente debe tener una cama reservada, es decir, se debe asegurar la capacidad suficiente para su recuperación post quirúrgica. En caso de no existir disponibilidad, su cirugía tendrá que permanecer en espera.

Para asegurar la modelación de las condiciones anteriores fue necesaria la construcción de funciones especiales. Estas funciones especiales se modelan por medio de procesos creados en el mismo entorno de SIMIO. Para el caso de la hospitalización en Piso, el proceso de asignación y liberación de la cama ante los traslados de pacientes debe tener en cuenta que existen camas reservadas para especialidades específicas. En ese caso, la función se visualiza en la Figura 19.

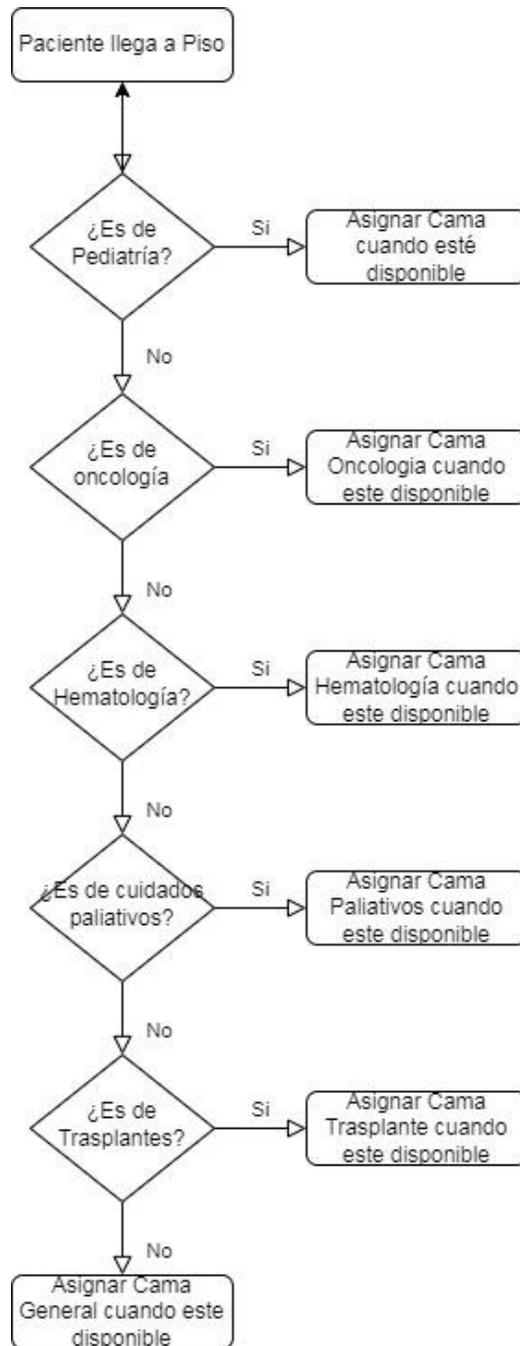


Figura 19. Diagrama de flujo asignación en Piso

Por otro lado, los pacientes que se dirigen a cirugía, la reserva de capacidad se debe realizar previo a su ingreso a cirugía. Se crea para este caso la condición ilustrada en la Figura 20.

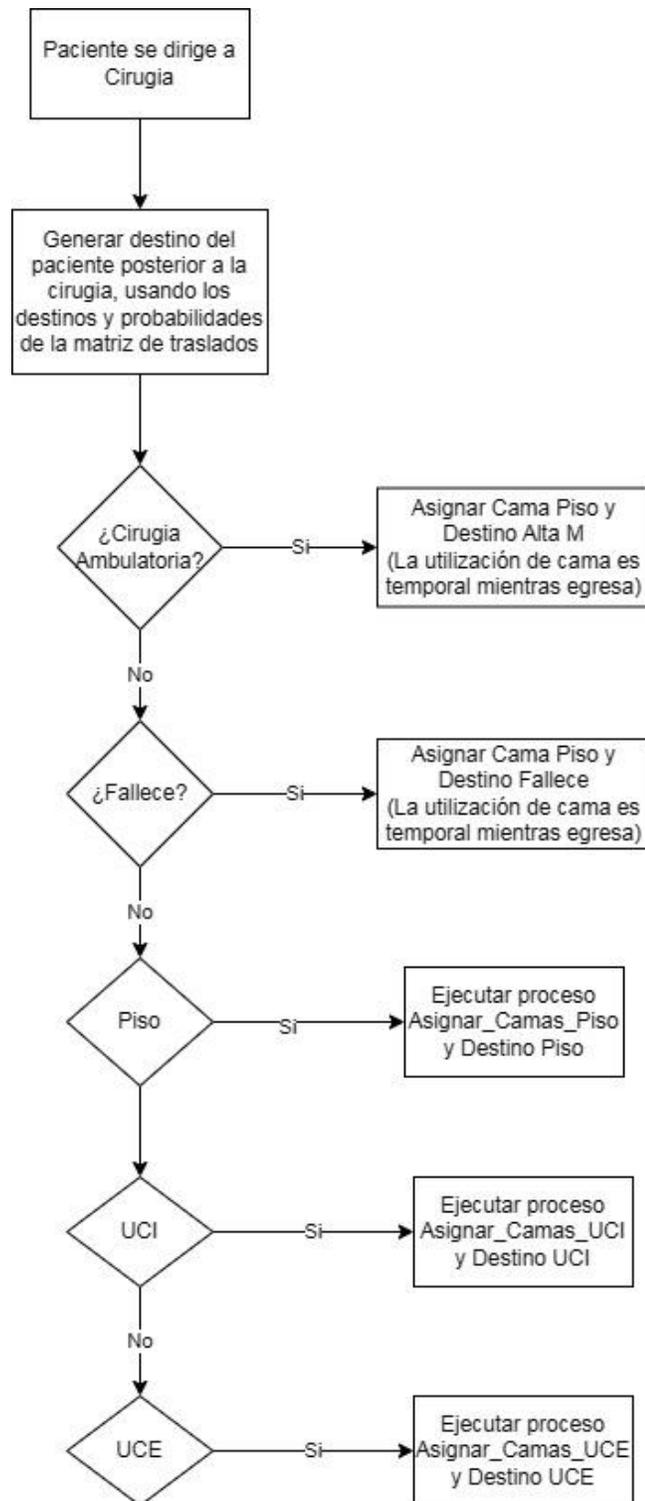


Figura 20. Diagrama de flujo ingreso a cirugía

En el proceso anterior, un paciente que requiere una cirugía se le genera en primer lugar su destino posterior, es decir, donde será su recuperación post quirúrgica basado en las probabilidades de la matriz de traslados ([Tabla 2](#)). En los casos de cirugía ambulatoria y fallecimiento al paciente se le asigna temporalmente una cama en Piso, sin embargo, su estancia allí será solo mientras egresa efectivamente del sistema. Si su recuperación será en un servicio de hospitalización (Piso, UCE, UCI), esta será en las “estaciones” Post QX de cada una y se le asigna su respectiva cama desde el ingreso a cirugía. Finalmente, el uso de quirófano será solo durante el tiempo que tarde la cirugía, por tanto este es el único caso en que un paciente puede estar “ocupando” dos servicios a la vez (una cama de hospitalización y una sala de cirugía).

Sinks/Salidas

Son las formas de egreso de los pacientes. Como se mencionó anteriormente, se consideran cuatro modalidades y dos procesos administrativos, presentadas en la siguiente figura.



Figura 21. Salidas del modelo DES

Dentro del modelo DES, segundos antes de la salida de paciente se activa una función de facturación, donde se realiza una búsqueda dentro de los datos de ingresos monetarios de los valores de especialidad, EPS y días de estancia que tuvo el paciente, y este valor encontrado será sumado a una variable que acumula la facturación total del hospital.

Verificación y Validación

Después de que se realizó el modelo en el software Simio se evaluaron los resultados y comportamientos que mostraba el mismo.

Verificación de estructura y alcance

Las necesidades iniciales del hospital son contar con una herramienta que permita visualizar y evaluar la capacidad del hospital en sus áreas más importantes. En una comparativa entre el diagrama de flujo inicial y el esquema de simulación final, el único servicio restante por modelar es el programa de atención domiciliaria. La razón principal es la ausencia de información precisa y amplia de cada paciente durante el servicio (como tiempos, facturación, traslados, etc.). Su inclusión se propone como trabajo futuro.

Pruebas de validación

Es necesario validar que los resultados de simulación son aproximados al comportamiento real de la clínica. Para ello, se realizó un comparativo de los resultados del modelo y resultados reales en términos de ocupación de servicios, tiempos de estancia y facturación. Para los resultados de simulación se realizaron 100 réplicas al modelo (en adelante, escenario base).

Ocupación de camas:

Inicialmente, se gráfica la ocupación de camas y quirófanos en el modelo de simulación con el fin de detectar servicios ociosos o por el contrario, con una ocupación alta que los convierte en posibles cuellos de botella. En la Figura 22 se presenta la ocupación a lo largo del año simulado.

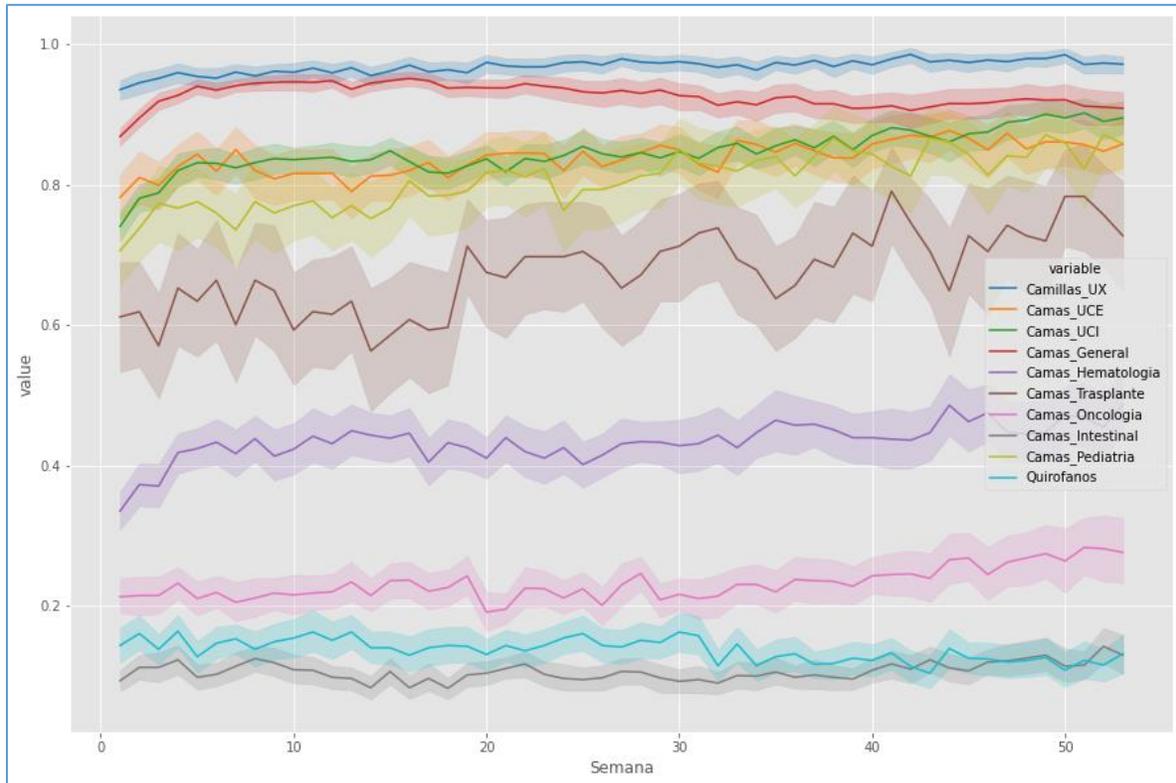


Figura 22. Ocupación de camas en escenario base.

En el entorno simulado se encuentra que todas las camas tienen una capacidad que gira en torno a un promedio. Este resultado es distinto a la realidad ([Figura 10](#)) debido a que en la simulación se omite el hecho de que la cantidad de camas cambia a lo largo del año, es decir, se deja como supuesto la no modelación de las decisiones tomadas por el hospital para hacer frente a la demanda de camas durante la pandemia por Covid-19.

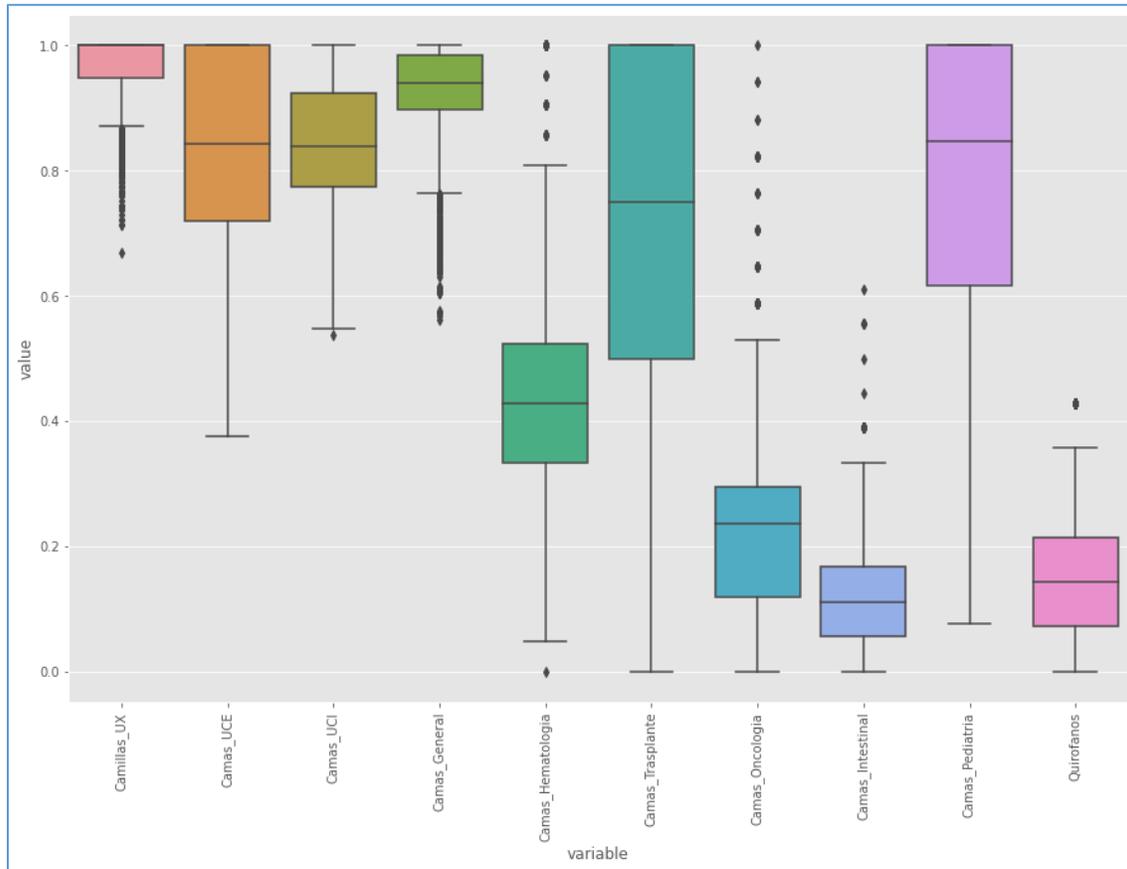


Figura 23. Nivel de ocupación de camas en escenario base

En la simulación las camas de urgencias y piso son las que tienden a tener una mayor ocupación (entre el 90% y 100%), y son seguidas por la ocupación en camas UCE y UCI (entre el 80% y 90%). Sin embargo, no es posible calcular una diferencia con respecto al dato real debido al supuesto anteriormente mencionado.

Tiempos de estancia

A continuación, se presenta la distribución de tiempos de estancia total de los pacientes, agrupados por su tipo de egreso, tanto en los datos reales como los simulados.

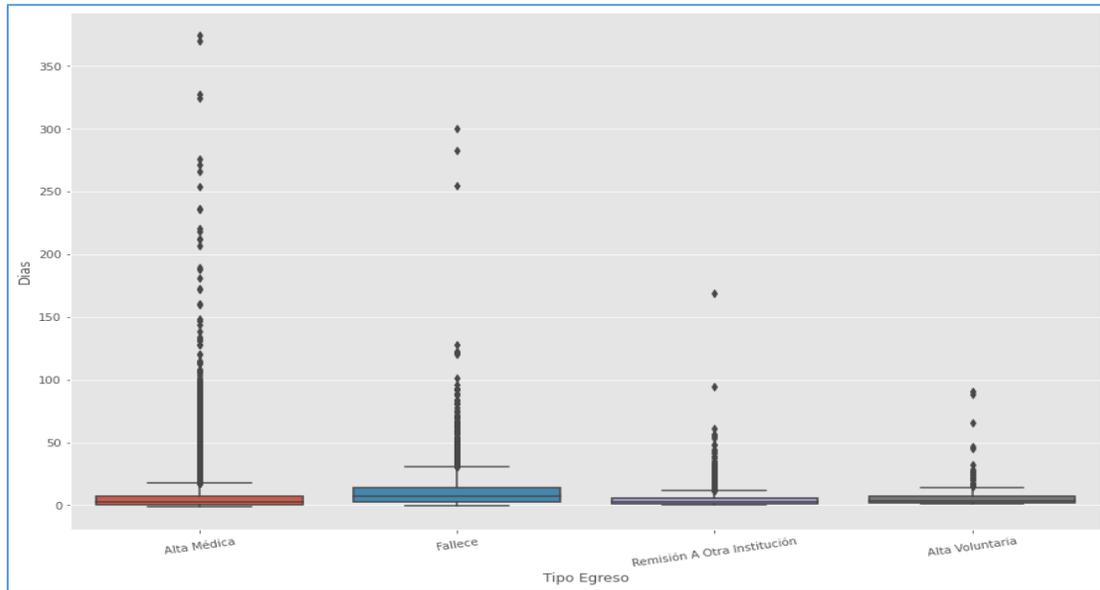


Figura 24. Días del paciente según su egreso en datos reales

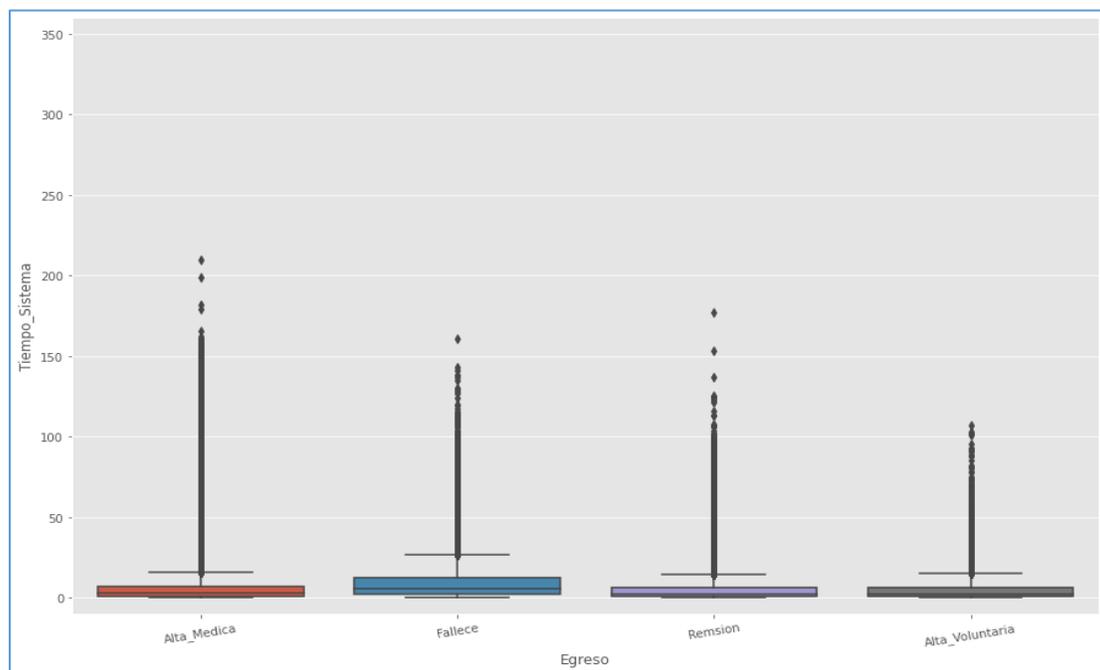


Figura 25. Días del paciente según su egreso en el modelo DES

Tanto en los datos reales como en los resultados de simulación los fallecimientos son el tipo de egreso que tienden a tener una mayor estancia. Pese a que los valores máximos en la simulación no son tan marcados como los datos reales se considera una buena aproximación a la

estancia estudiada anteriormente. Adicionalmente se realiza la comparación por especialidad y EPS, con resultados similares tal como se evidencia en las siguientes figuras.

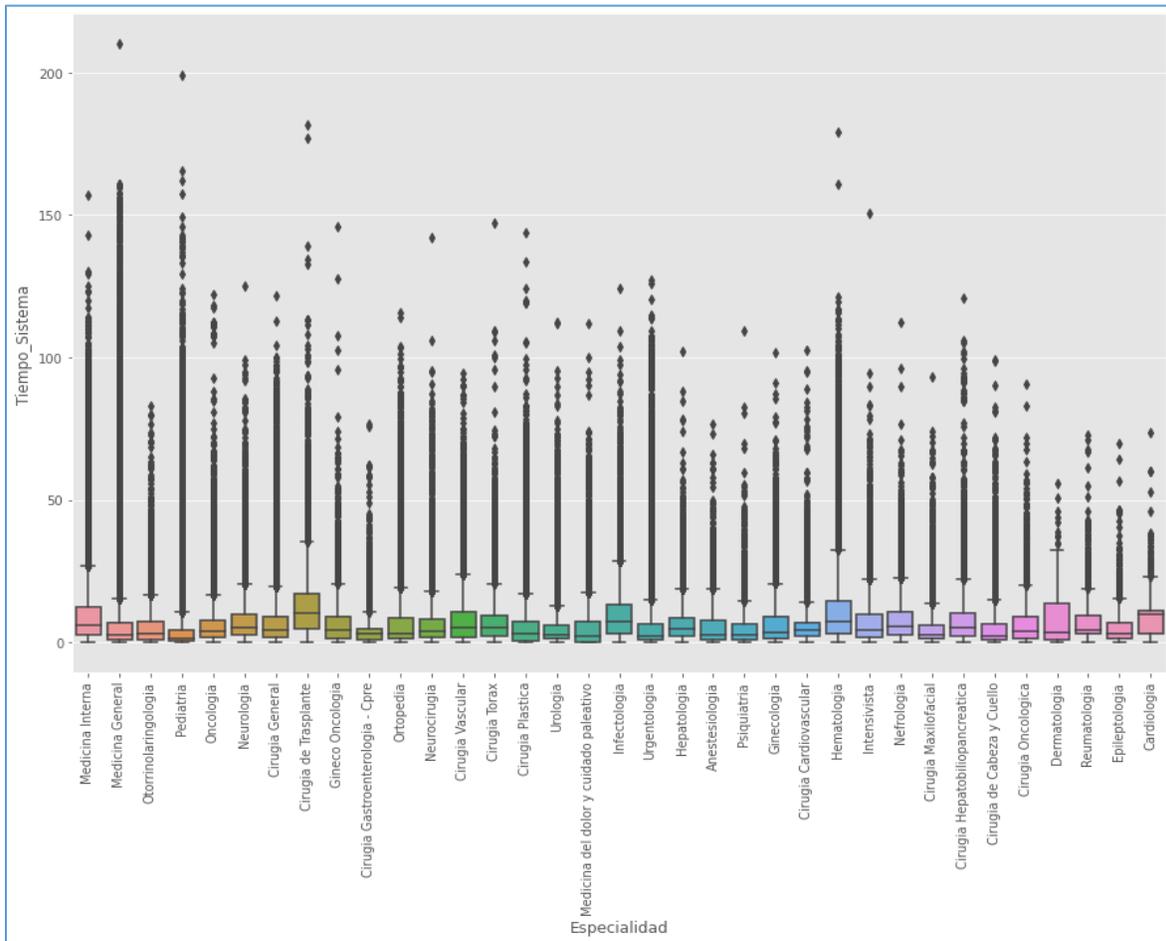


Figura 26. Días por especialidad en modelo DES

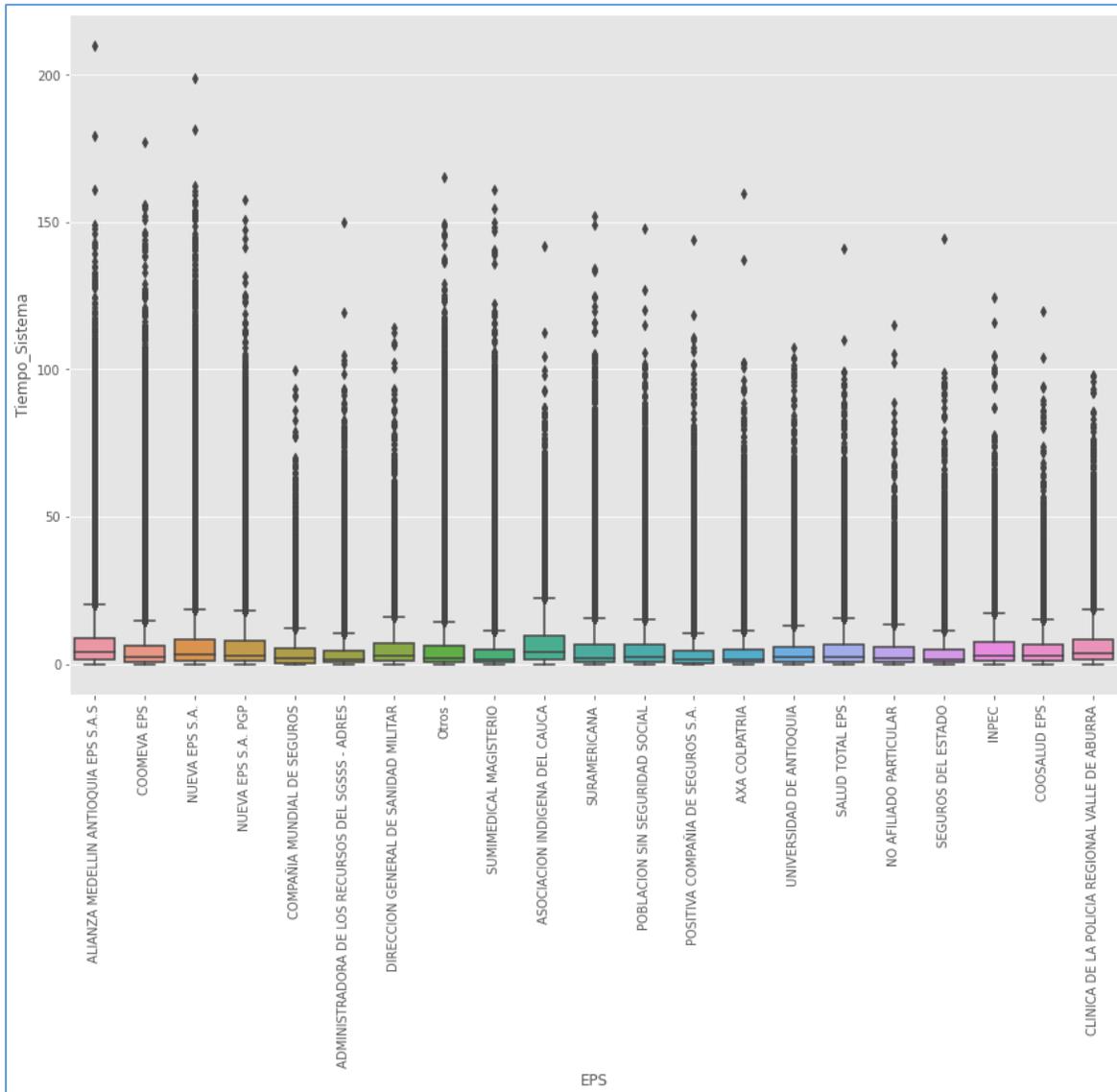


Figura 27. Días por EPS en modelo DES

En las figuras anteriores se evidencia que persisten los patrones de tiempo similares a los reales (figuras 6 y 7). Finalmente, se realizan pruebas de comparación de distribuciones de probabilidad de tiempos reales y simulados. Para estas últimas se toma una muestra de tiempos de simulación correspondiente a una réplica.

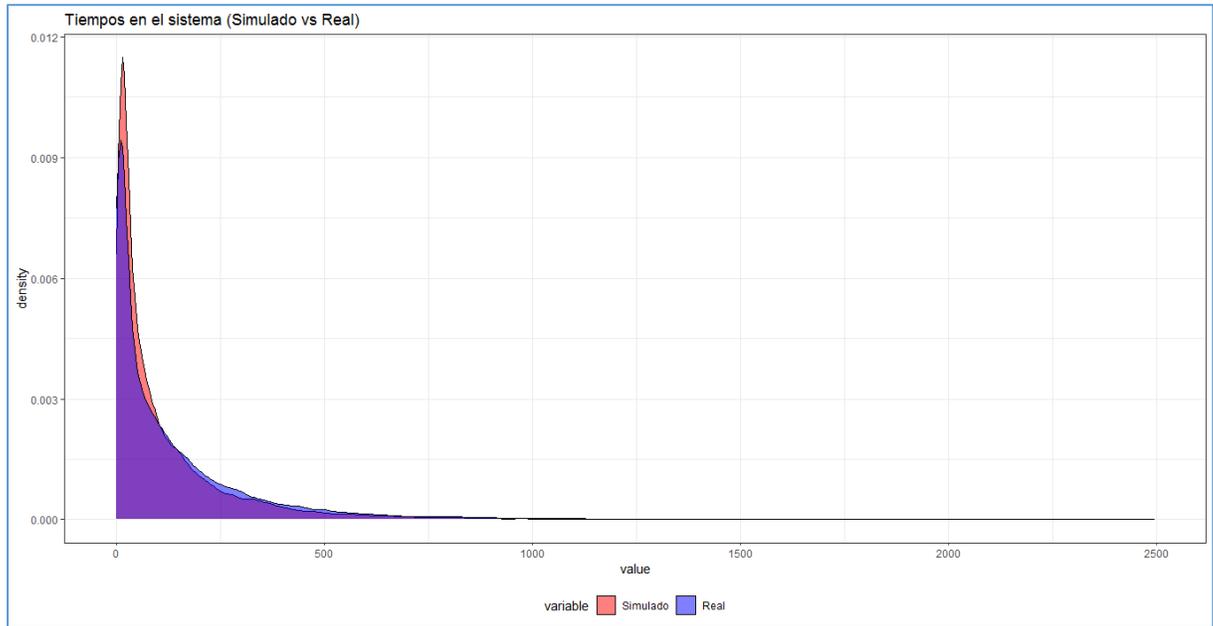


Figura 28. Comparación de distribuciones de tiempo

En la Figura 28 se compara la distribución de tiempos (en horas) de los datos reales contrapuestos a los simulados. Se evidencia que ambas distribuciones son similares gráficamente, a excepción de algunos datos menores a 100 horas, donde el modelo tiende a crear más pacientes con esta estancia de lo normal. Finalmente, se aplica la prueba Chi Cuadrado obteniendo de resultado un valor p igual a 0.056, por lo que con una confianza del 95% no se rechaza la hipótesis nula de que las distribuciones de datos reales y simulados son equivalentes.

Facturación

Debido a que los datos de facturación son temporalmente distintos a los datos operativos, se espera existan sesgos o diferencias en los resultados financieros del modelo. Adicionalmente, no es posible comparar los resultados de simulación con los datos disponibles. Por lo anterior, se prefirió la realización de entrevistas virtuales para conocer los objetivos financieros del hospital.

La clínica tiene una meta de facturación por mes de \$38.000 Millones de Pesos (año 2022), de los cuales actualmente \$3.114 millones mensuales son de los pacientes de Nueva EPS PGP. Según lo anterior, la facturación anual ideal debería estar alrededor de \$456.000 millones. A continuación se presentan los resultados de facturación en el modelo DES.

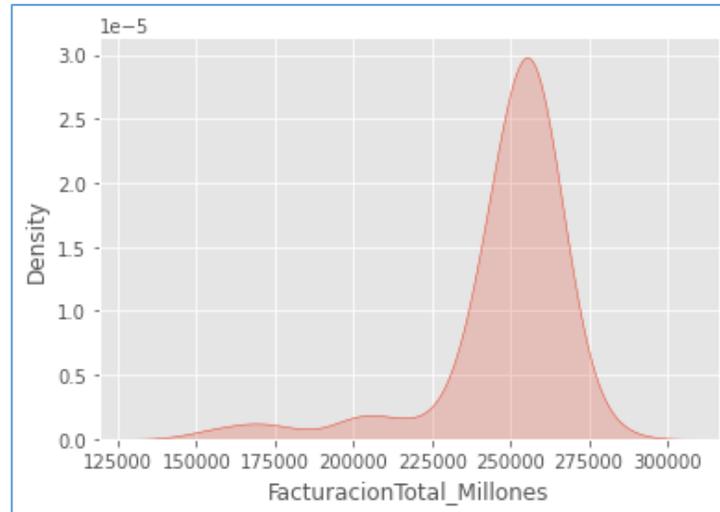


Figura 29. Distribución de facturación anual en modelo DES

La facturación tiene una media de \$248327 millones al año, equivalentes a \$20693.91 millones por mes, valores que son considerablemente menores a la meta de ingresos actual. La mediana anual y mensual son \$254596.07 y \$21216.34 millones al mes, también inferiores a los esperados. La Figura 29 también demuestra la variabilidad en el resultado de facturación. La divergencia entre real y simulado se cree se debe principalmente a los datos atemporales, la calidad de los mismos y su estructura (ingresos totales). Se sugiere por tanto usar el modelo principalmente para evaluar resultados operativos.

Análisis de Sensibilidad

Se realiza un análisis de sensibilidad a los principales factores que el hospital considera actualmente podrían ser políticas de cambio. Principalmente, está el cambio en la proporción de especialidades, disminución de tiempos de estancia de determinadas especialidades y el aumento de las llegadas al hospital. Se usa el método de valores extremos, donde se realizan experimentos cambiando drásticamente las variables de control. El análisis se plantea en 3 segmentos distintos:

Aumento de Especialidades de Alta Complejidad y/o interés para la clínica

Se aumenta por separado en un 50% la proporción de pacientes de Hematología, Cirugía Hepatobiliar, Hepatología, Oncología y Cirugía de Trasplantes. Solo se cambia la proporción de

especialidades, no se aumenta o disminuye la cantidad neta de pacientes. Los principales métricas muestran los siguientes comportamientos:

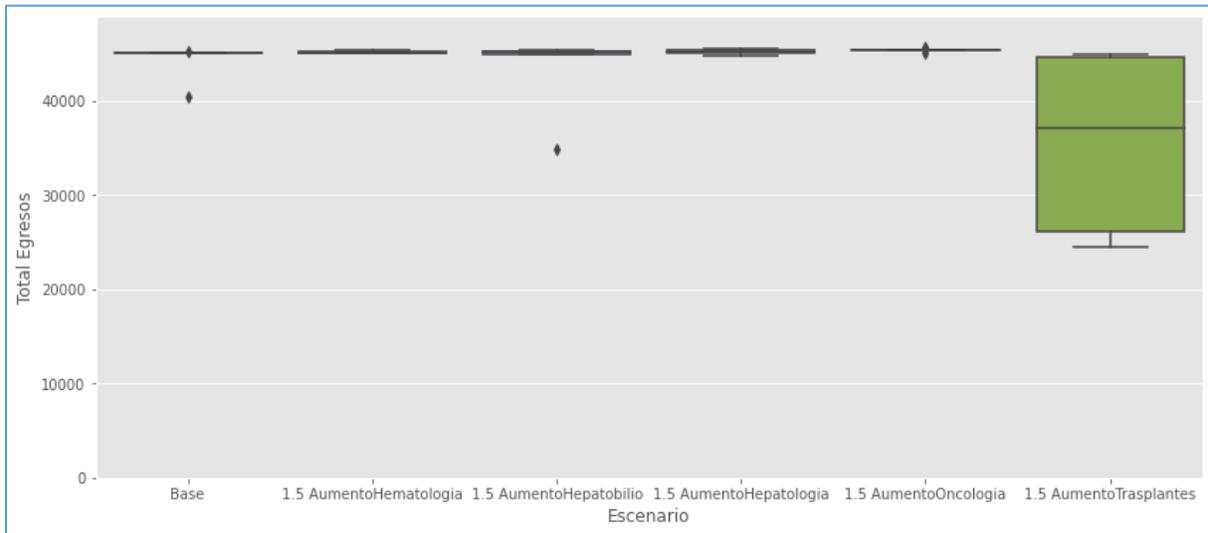


Figura 30. Egresos al aumentar la proporción de especialidades complejas

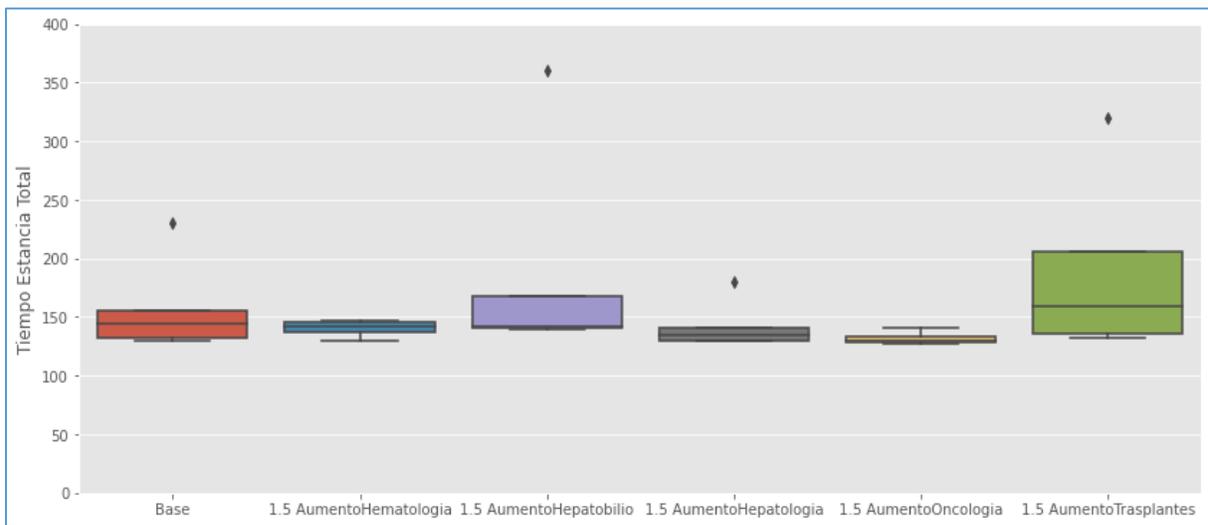


Figura 31. Tiempo de estancia ante el aumento de proporción de especialidades complejas

Los resultados demuestran que el aumento en la proporción de especialidades no aumenta por sí mismo el número de egresos, sin embargo, si se reduce en el caso del aumento de trasplantes, debido a que las camas de piso para esta especialidad son limitadas a 4 y un aumento abrupto de pacientes de esta especialidad las convierten en el cuello de botella. Un aumento de dicha especialidad debería ir de la mano con el aumento de camas de trasplantes en Piso. Por otra parte,

pareciera que el aumento de pacientes de hepatología y oncología generan una reducción en la variabilidad de tiempos totales dentro del sistema.

Aumento proporción especialidades quirúrgicas sobre el resto

Similar a los ensayos anteriores, se aumenta por separado en un 50% la proporción de pacientes de cirugía de tórax, neurocirugía, cirugía oncológica, cirugía cardiovascular y cirugía de cabeza y cuello. Adicionalmente, se evalúa una reducción de pacientes de Medicina Interna (MI). Solo se cambia la proporción de especialidades, no se aumenta o disminuye la cantidad neta de pacientes. Las principales métricas muestran los siguientes comportamientos:

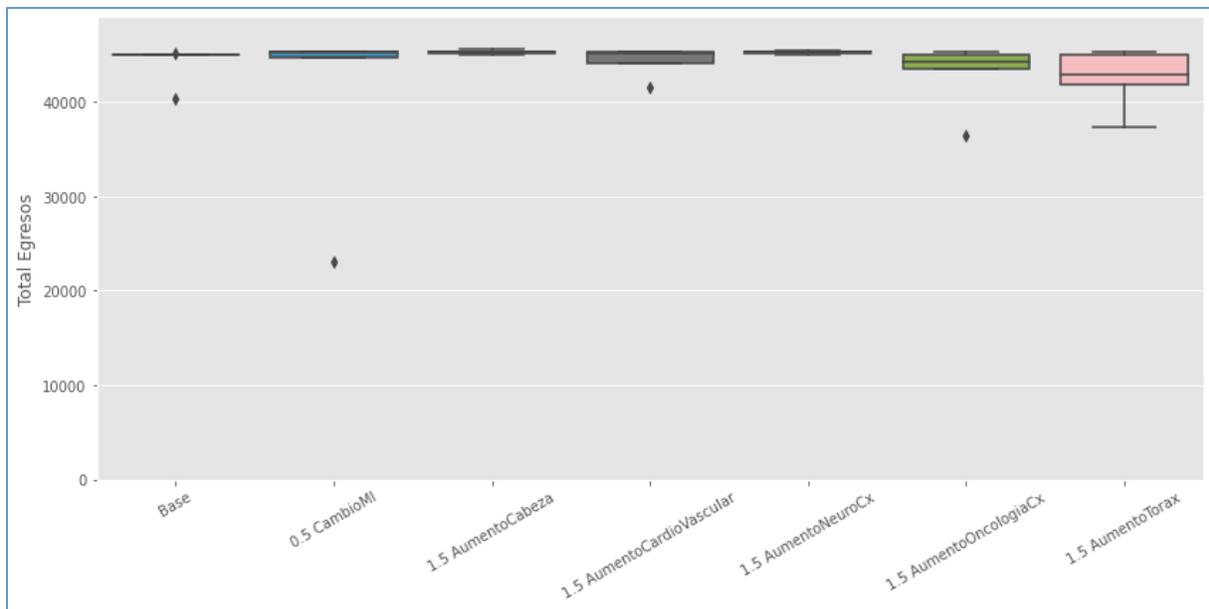


Figura 32. Egresos al aumentar la proporción de especialidades quirúrgicas

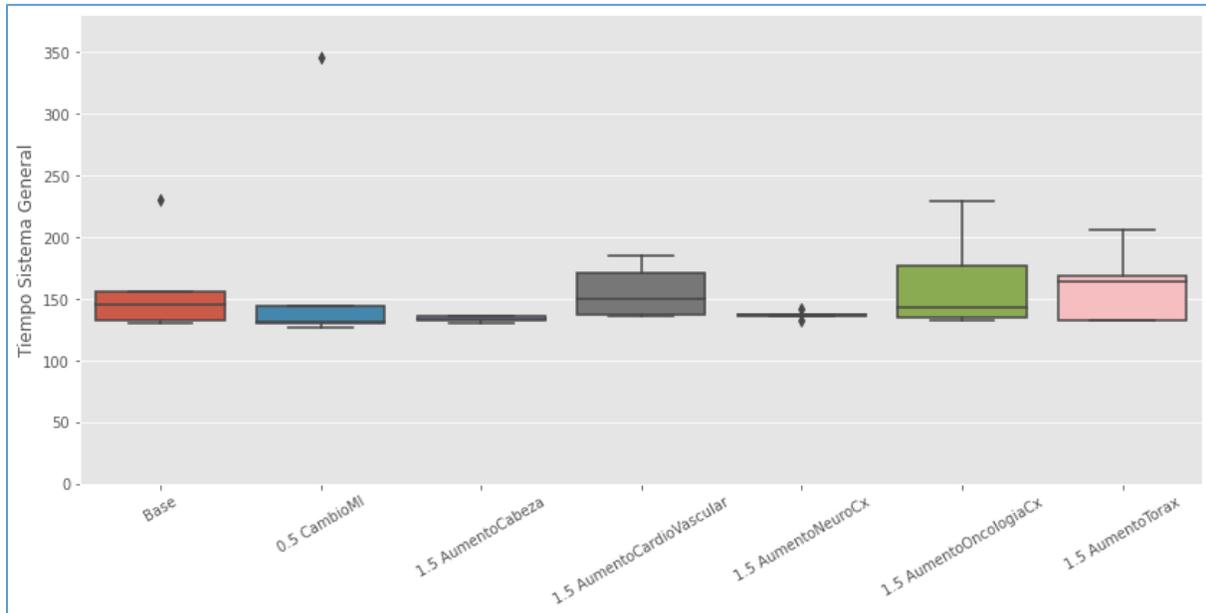


Figura 33. Tiempo estancia ante el aumento de proporción de especialidades quirúrgicas

El aumento de especialidades cardiovascular, oncológica y tórax parecen indicar un aumento en la variabilidad de tiempos, lo que a la larga puede reducir levemente el número de egresos. Efecto contrario ocurre con las especialidades de neurocirugía y cirugía de cabeza y cuello. Sin embargo, parece que ningún cambio en las proporciones (por sí solas) parecen generar efectos representativos en el funcionamiento del sistema.

Reducción de Tiempos y Aumento de Llegadas:

Se busca evaluar el efecto de reducir tiempos en los servicios de la clínica, además, de evaluar un eventual aumento de la demanda. Se reducen tiempos de infectología, hematología, MI, Cirugía General, Intensivista, Cirugía Vascular y Ortopedia en un 50%, y se aumenta la demanda en un 10%. La selección de las especialidades se hace considerando aquellas con una mayor estancia promedio, desviación estándar y la suma de tiempos de todos sus pacientes durante el año.

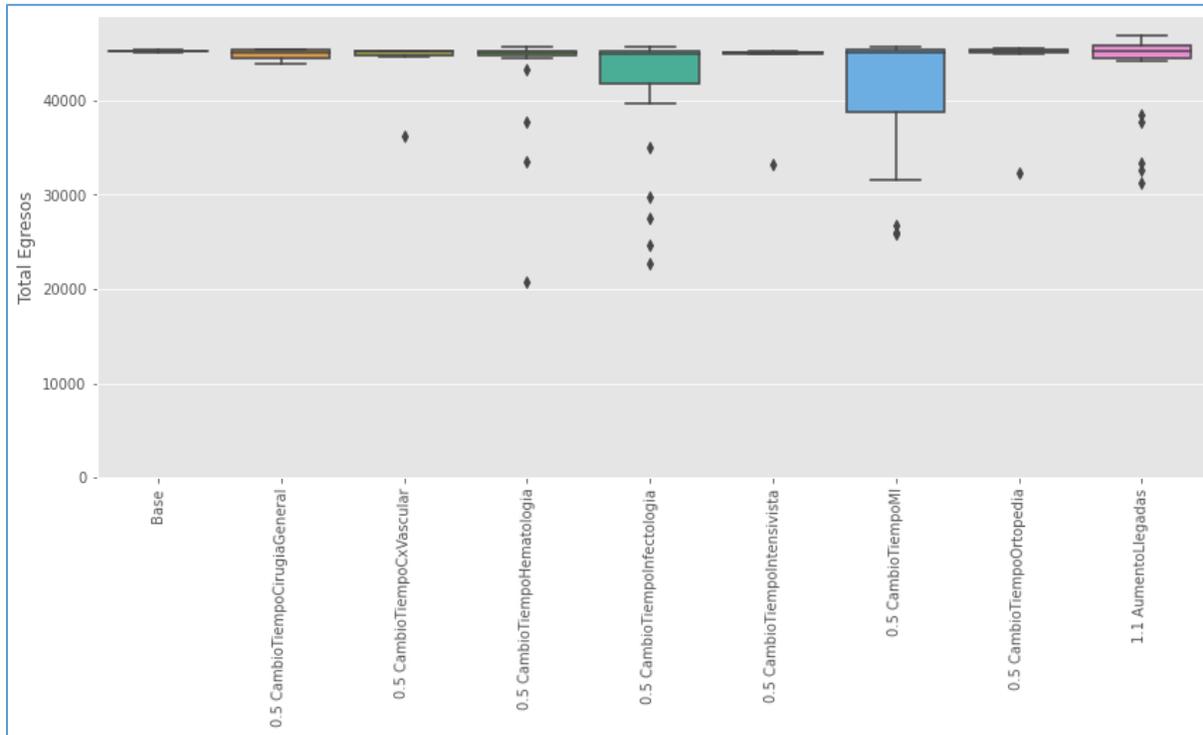


Figura 34. Egresos al reducir tiempos o aumentar llegadas

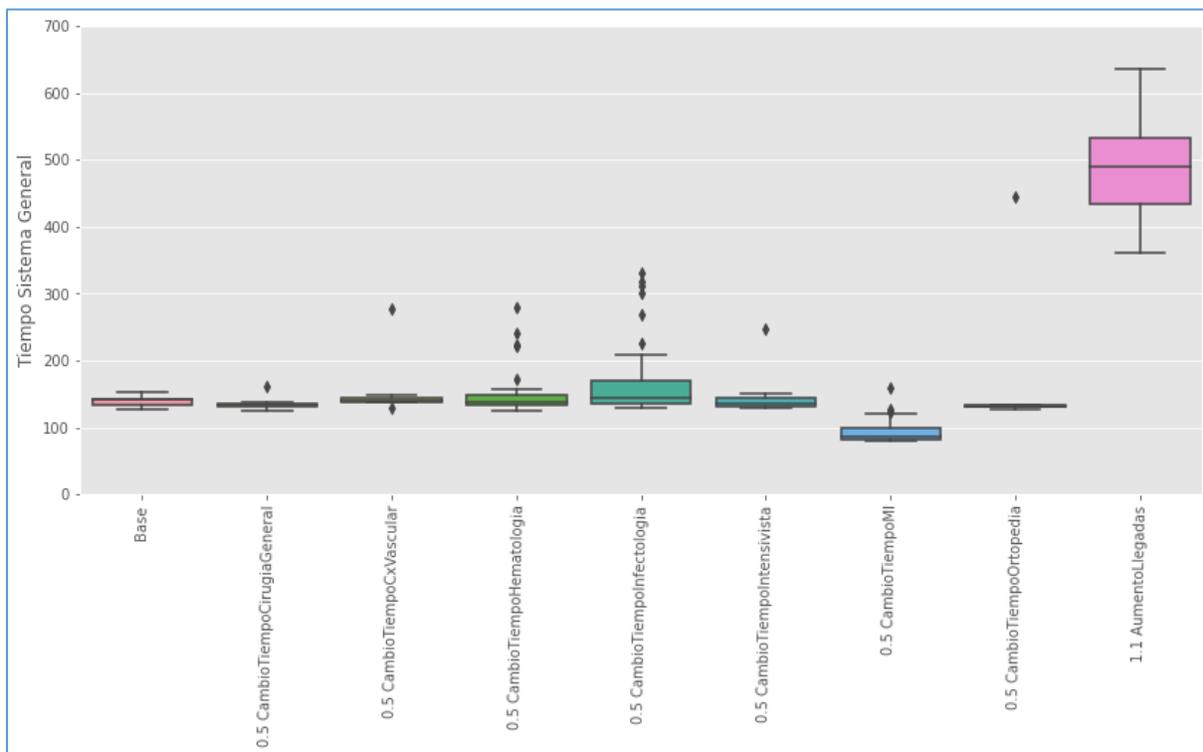


Figura 35. Tiempo estancia ante la reducción de tiempos o aumento de llegadas

La reducción de tiempos no evidencia un cambio en los egresos totales dado que no se aumenta la demanda. Por otro lado, pese a la reducción en tiempos de hospitalización, estos no son suficientes para reducir significativamente los tiempos promedios de todo el hospital, excepto en el caso de MI dado que esta es una de las poblaciones más grandes en el modelo y que puede tener estancias largas. La reducción en MI si es altamente sensible, al punto de generar capacidad sobrante en servicios que usualmente son altamente ocupados como Piso.

Finalmente, lo cambios en la demanda son altamente sensibles en el sistema. El aumento del 10% genera una saturación del sistema, ocupando los servicios de Piso y Urgencias, lo que a la larga provoca un mayor tiempo promedio de estancia para gran parte de los usuarios del sistema.

Planteamiento de Escenarios

Según los resultados de sensibilidad y de las necesidades del hospital, se buscan escenarios que permitieran aumentar el número de egresos, considerando a la vez la ocupación de los servicios en términos de camas y el tiempo de estancia. En menor medida se analiza el efecto sobre la facturación. A continuación se explican 6 escenarios que se cree pueden permitir visualizar que estrategias o contextos son más favorables para el hospital.

Escenario 1: Reducir Tiempos MI – Aumentar Llegadas

Como se logró ver inicialmente, los tiempos de MI tienden a ser de los más altos, adicionado a que existe una alta cantidad de pacientes de esta especialidad. Por lo anterior, se espera que al reducir fuertemente la estancia de esta especialidad es posible admitir una mayor cantidad de pacientes en el hospital, aumentando la cantidad de egresos y con ello la facturación. En concreto, se realizan las siguientes modificaciones al modelo Base:

- -7% Tiempos MI
- +1% Llegadas

Escenario 2: Menos MI – Más Pacientes Quirúrgicos – Aumentar Llegadas

Adicional a la reducción de tiempos, también es de interés conocer qué pasaría si se atienden menos pacientes de especialidad de complejidad baja, como MI, y en su lugar se aceptan pacientes

de complejidades altas, como especialidades quirúrgicas. Lo anterior es de interés para el hospital dado análisis anteriores que ha llevado a cabo, donde se encuentra que estas especialidades no complejas son de una baja rentabilidad. En concreto, se plantea la reducción de pacientes de MI. En su lugar, serán aumentadas las especialidades Neurocirugía y Cirugía de cabeza y cuello. Adicionalmente, como el objetivo primordial es aumentar la cantidad de egresos, se aumenta la tasa de llegadas:

- +30% Neuro
- +30% Cabeza y Cuello
- -10% MI
- +3% Llegadas

Escenario 3: Menos MI – Reducir Tiempo MI – Más Pacientes Quirúrgicos – Aumentar Llegadas

La reducción en la proporción de pacientes de MI puede no ser suficiente para aumentar significativamente los egresos. Por lo anterior, se ajusta el mismo escenario anterior con la adición de que los tiempos de estancia de los pacientes restantes de MI serán reducidos en 3% durante su hospitalización (aproximadamente 9 horas por paciente).

- +30% Neuro
- +30% Cabeza y Cuello
- -3% MI
- -3% Tiempos MI
- +3% Llegadas

Escenario 4: Más Trasplantes – Camas Trasplantes – Reducir Tiempo MI

Como se visualiza en la [Figura 23](#) las camas de Trasplantes presentan una ocupación muy variable con máximos del 100% de ocupación. Adicionalmente, la cirugía de trasplantes es una de las especialidades que la clínica quisiera aumentar en su proporción para generar una mayor facturación. Por lo anterior, se aumenta la proporción de la especialidad cirugía de trasplantes, a la vez que se aumenta en una cama para la misma. La cama adicionada realmente proviene de las camas general en piso, por lo que estas se reducen en 1. Finalmente, nuevamente se quiere evaluar el aumento de egresos totales durante el año, por lo que la tasa de llegadas es aumentada en un 2% y para generar capacidad para atender la misma se reducen los tiempos de MI en 3%.

- +1 Cama Trasplante, -1 Cama general
- +8% Trasplantes
- -3% Tiempos MI
- +2% Llegadas

Escenario 5: Reducir Tiempos MI – Más Pacientes Quirúrgicos – Aumentar Llegadas

Tomando de referencia el escenario 4, se modera el aumento de llegadas adicional en un 1% y se reduce los tiempos de estancia de MI en un 7% (aproximadamente 0.89 días). Adicional al aumento de especialidad de trasplantes, para el hospital es de relevancia ver el efecto de aumentar otras especialidades quirúrgicas. Por lo anterior, se aumentan en una proporción del 5% los pacientes de cirugía hepatobiliopancreática, trasplantes, tórax, neurocirugía, cirugía oncológica, cardiovascular y cabeza y cuello.

- +1 Cama Trasplante, -1 Cama general
- +5% Hepatobiliopancreática
- +5% Trasplantes
- +5% Tórax
- +5% Neurocirugía
- +5% Cirugía Oncológica
- +5% Cirugía Cardiovascular
- +5% Cirugía de Cabeza y Cuello
- -7% Tiempos MI
- +1% Llegadas

Escenario 6: Reducción Tiempo Criticas – Aumentar Llegadas

Por último, se quiere evaluar la reducción de tiempos no solo de MI sino de otras especialidades médicas y quirúrgicas que hacen parte del Pareto de mayor uso de camas. En concreto se plantean los siguientes:

- -3% Tiempos MI
- -4% Tiempos Cirugía General
- -3% Tiempos Cirugía Vascular
- -3% Tiempos Intensivista
- -4% Tiempos Ortopedia
- +1% Llegadas

Los resultados son presentados y analizados en el siguiente capítulo “[Análisis](#)”.

OptQuest

Adicionalmente a los escenarios planteados se utiliza la herramienta OptQuest disponible en la licencia de Simio. Esta opción utiliza la búsqueda dispersa y por medio de los resultados que se obtienen en el modelo el algoritmo itera sobre distintos cambios a las variables de control hasta encontrar un conjunto de escenarios satisfactorios según el objetivo indicado.

Para su aplicación se consideran 2 objetivos o variables respuestas a maximizar: Cantidad de egresos netos y Cantidad de egresos ponderados por facturación promedio. Para el segundo caso se tomó de base el atributo especialidad de cada paciente y calcularon los promedios de facturación de cada especialidad. Para las especialidades anestesiología, cardiología, dermatología, epileptología, medicina de cuidados paliativos y reumatología no se tienen datos de facturación. En estos casos se usó un promedio general. Así, el objetivo consta de la suma ponderada de egresos de cada especialidad por su facturación promedio. Los resultados son presentados y analizados en el siguiente capítulo “[Análisis](#)”.

5 Análisis

Del grupo de escenarios creados manualmente se ejecutaron 100 réplicas en cada uno, con un tiempo de simulación de 390 días de los cuales 25 correspondieron al tiempo de calentamiento. Se obtuvieron los siguientes resultados.

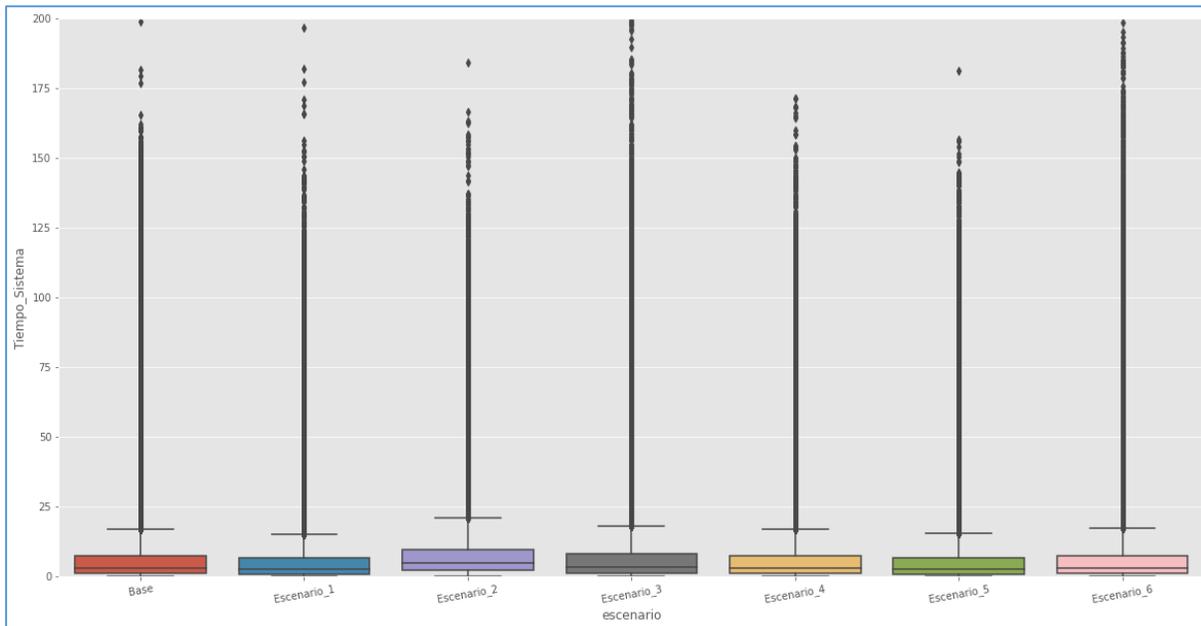


Figura 36. Comparación tiempos sistema en escenarios planteados

Tabla 4. Estadísticas de tiempo de los escenarios

Escenario	Media	Desviación	Mediana
Base	5.918	8.618	2.844
Escenario 1	5.210	7.834	2.327
Escenario 2	7.485	9.057	4.824
Escenario 3	6.475	9.784	3.136
Escenario 4	5.926	8.709	2.828
Escenario 5	5.354	8.169	2.321
Escenario 6	6.060	9.431	2.762

El escenario 5 es quien ofrece un tiempo promedio de estancia menor que el resto, teniendo en cuenta que este escenario reduce drásticamente los tiempos de MI en un 7%. Llama la atención que el escenario 2, 3 y 6 generen un aumento de la estancia promedio. Considerando los cambios que se realizan sobre los escenarios 2 y 3 es posible que este aumento de la estancia promedio esté relacionado al aumento de especialidad de alta complejidad.

Respecto a los egresos anuales se obtiene:

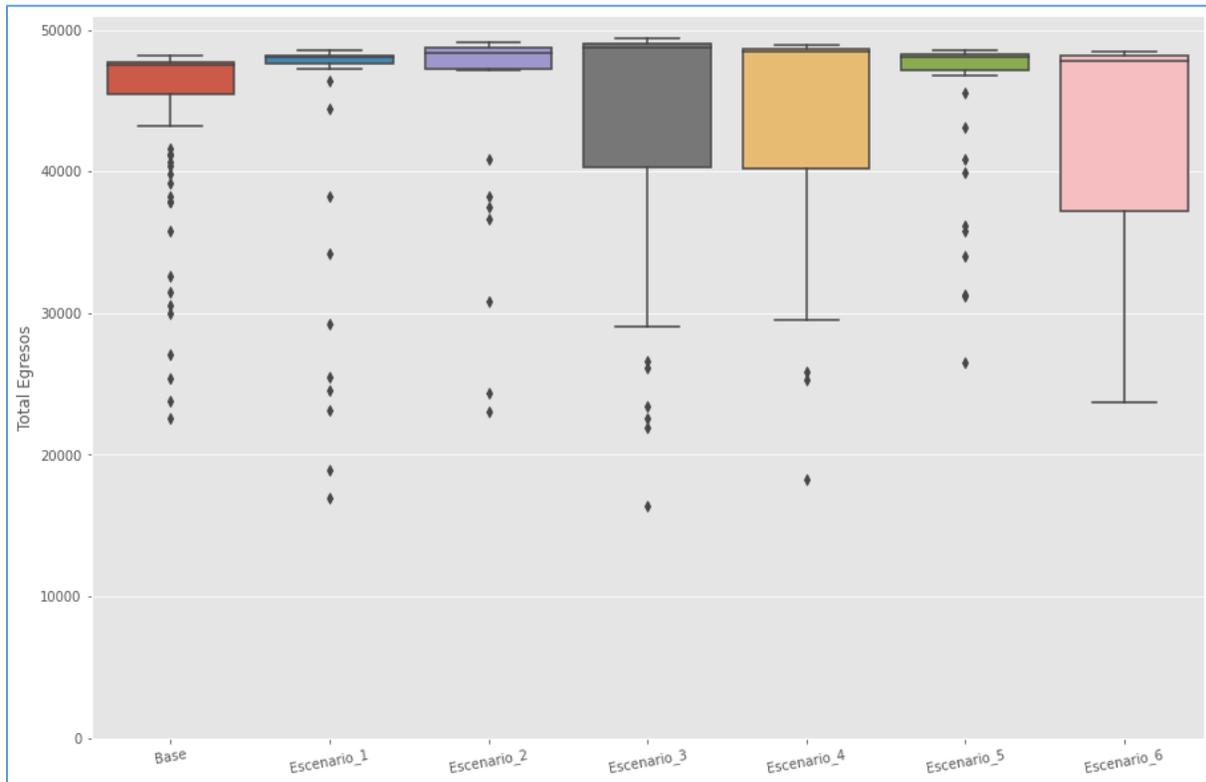


Figura 37. Comparación de egresos en escenarios planteados.

Tabla 5. Estadísticas de egresos en escenarios planteados

Escenario	Media	Desviación	Mediana
Base	44872.86	5815.05	47514.0
Escenario 1	44518.60	8483.95	48095.0
Escenario 2	44890.57	7382.39	48390.5
Escenario 3	43545.68	9174.83	48765.5
Escenario 4	43137.53	9309.52	48507.5
Escenario 5	45753.32	5357.62	48072.0
Escenario 6	43043.05	8038.64	47829.0

El escenario que genera un mayor número de egresos en el sistema es el escenario 5. De hecho, este escenario también demuestra ser el de menor variabilidad, lo cual hace que el promedio sea más acertado que el resto. Sin embargo, los escenarios 1 al 4 tienen una mediana de egresos mayor al escenario 5.

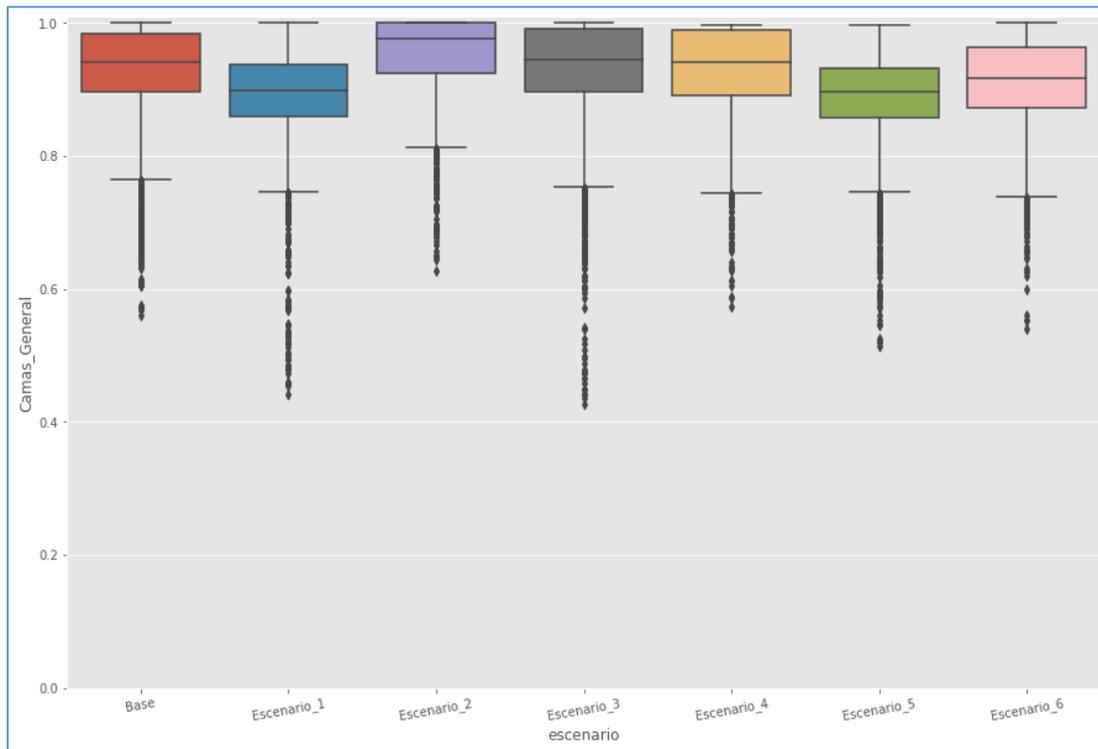


Figura 38. Ocupación camas Piso en escenarios planteados

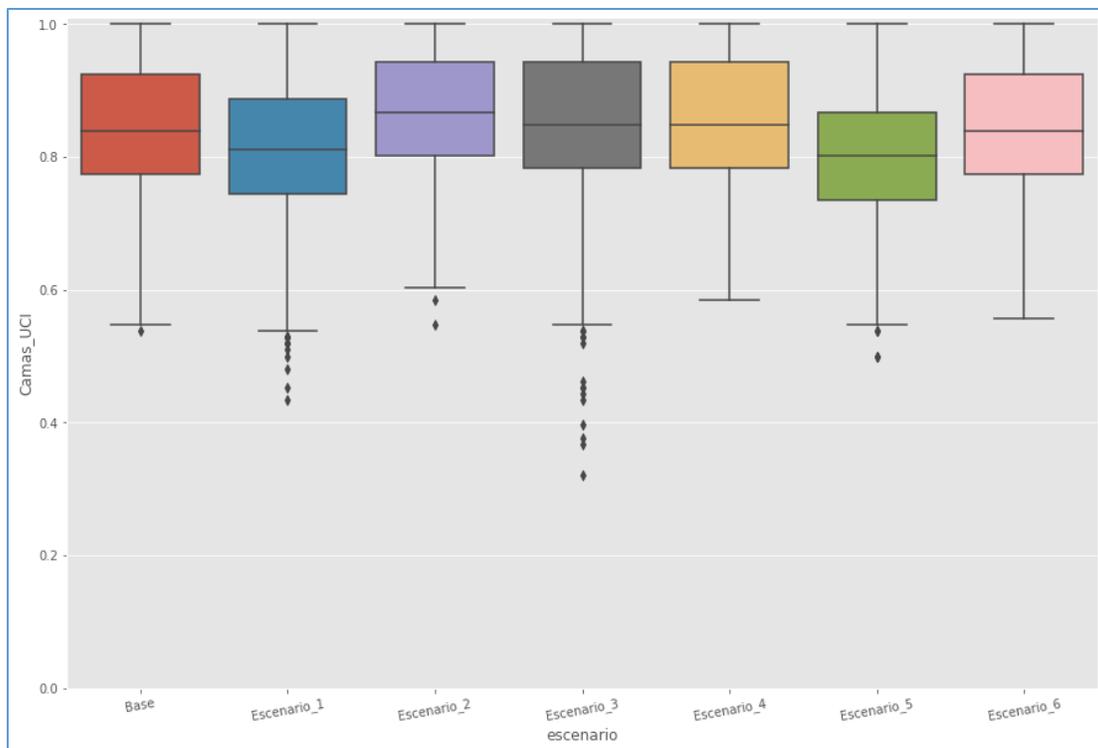


Figura 39. Ocupación camas UCI en escenarios planteados.

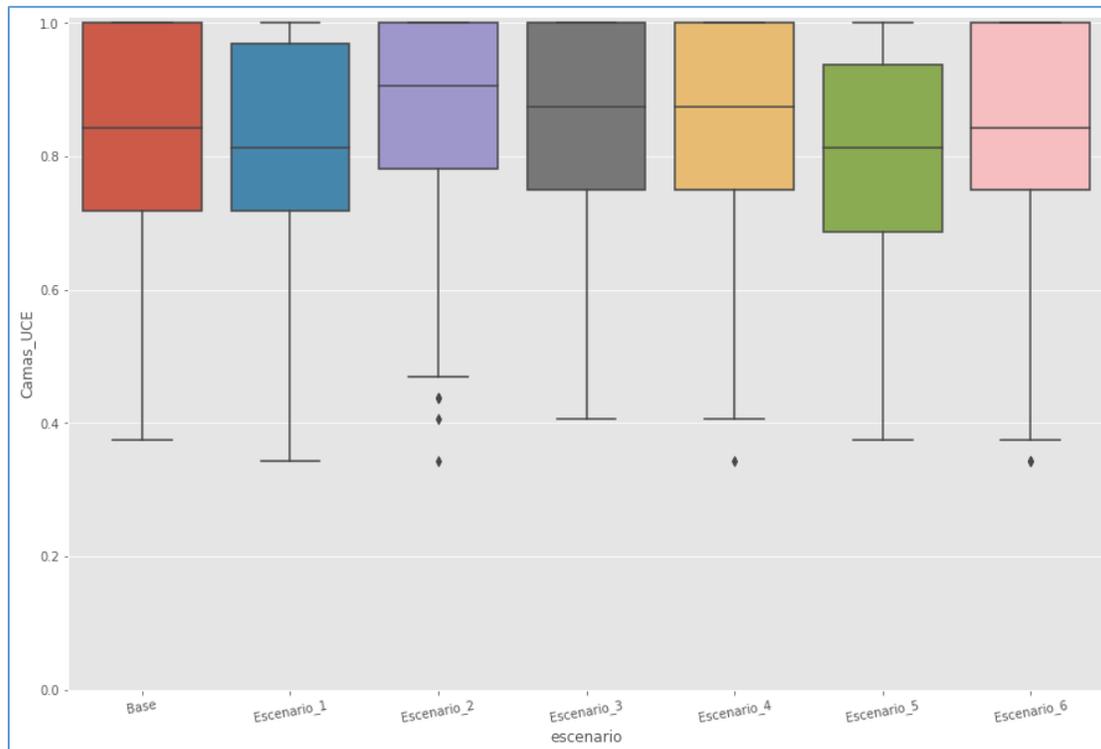


Figura 40. Ocupación camas UCE en escenarios planteados

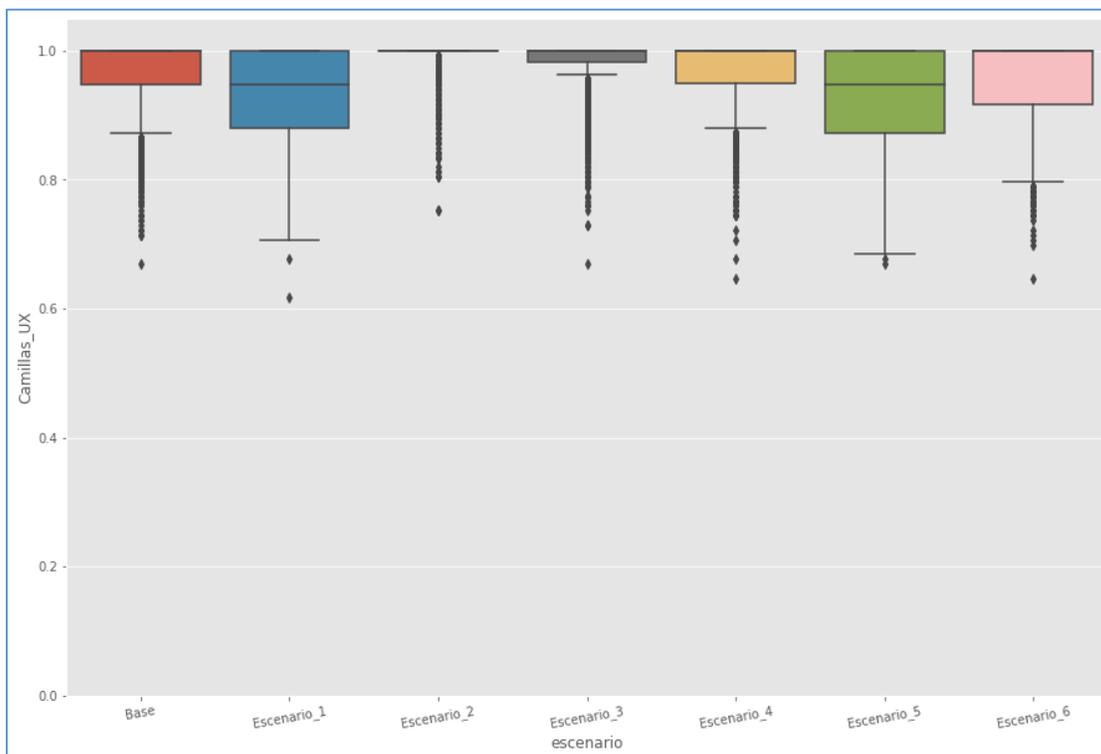


Figura 41. Ocupación camas UX en escenarios planteados

Los escenarios 1 y 5 tienden a una menor ocupación de las camas en Piso, UCI, UCE y Urgencias. Por el contrario, los escenarios 2 y 3 llevan al límite la capacidad en urgencias, convirtiéndola en un cuello de botella crítico para el sistema entero.

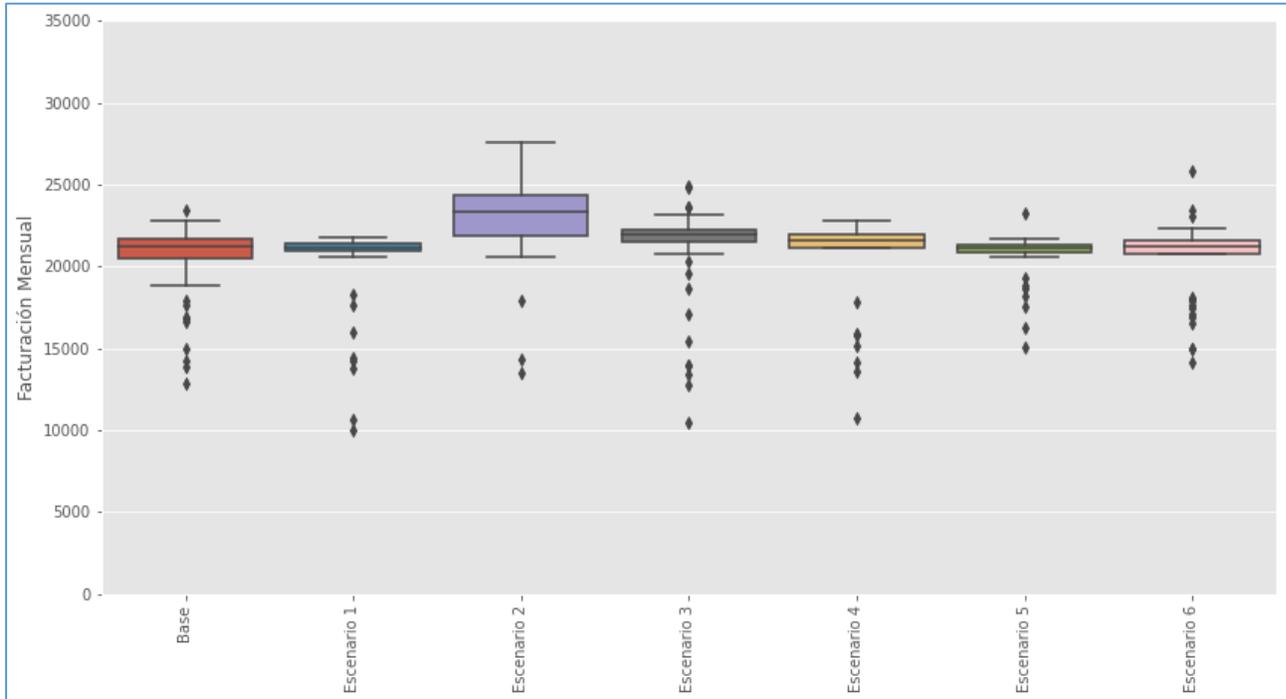


Figura 42. Comparación de facturación mensual en escenarios planteados

Según la Figura 42, el único escenario que parece aumentar sus niveles de ingresos es el escenario 2. Sin embargo, debido a la sobreocupación de servicios como urgencias, este escenario puede no ser tan rentable en la realidad. El resto de los escenarios parecen indicar únicamente una menor variabilidad al reducir su intervalo en la caja de bigotes.

En resumen, el escenario 5 apunta a ser el escenario más favorable para el hospital dentro de los estudiados hasta el momento. Este escenario aumenta el número de egresos sin provocar una saturación crítica de los servicios del hospital. Los cambios de este escenario implican el aumento de una cama de trasplantes, aumento en la población de pacientes quirúrgicos (especialmente, hepatobiliopancreática, trasplantes, tórax, neurocirugía, cirugía oncológica, cardiovascular y cabeza y cuello), reducción de tiempos de pacientes de MI en un 7%, y es permisible un aumento en la cantidad de pacientes que entren en 1%.

Respecto a los resultados de OptQuest se encontraron soluciones a los dos objetivos planteados. Con el objetivo de maximizar número de egresos neto se generaron 31 escenarios, con replicas variables entre 6 y 15 en cada escenario, 390 días simulados de los cuales 25 son de calentamiento. Los resultados son presentados a continuación.

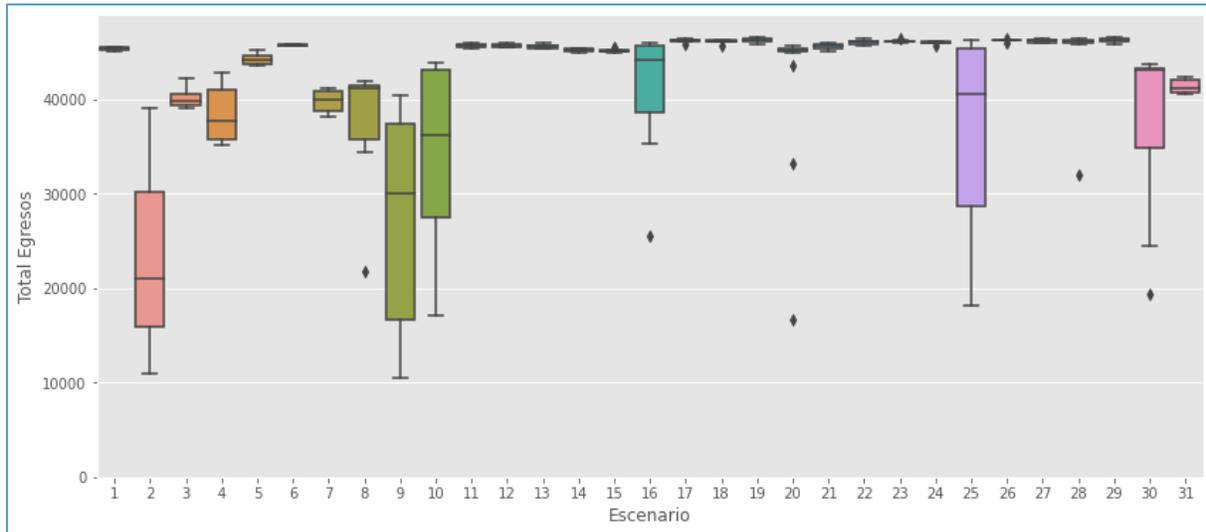


Figura 43. Egresos en los escenarios OptQuest

Dentro de los escenarios buscados, aquellos que implican un mayor número de egresos son:

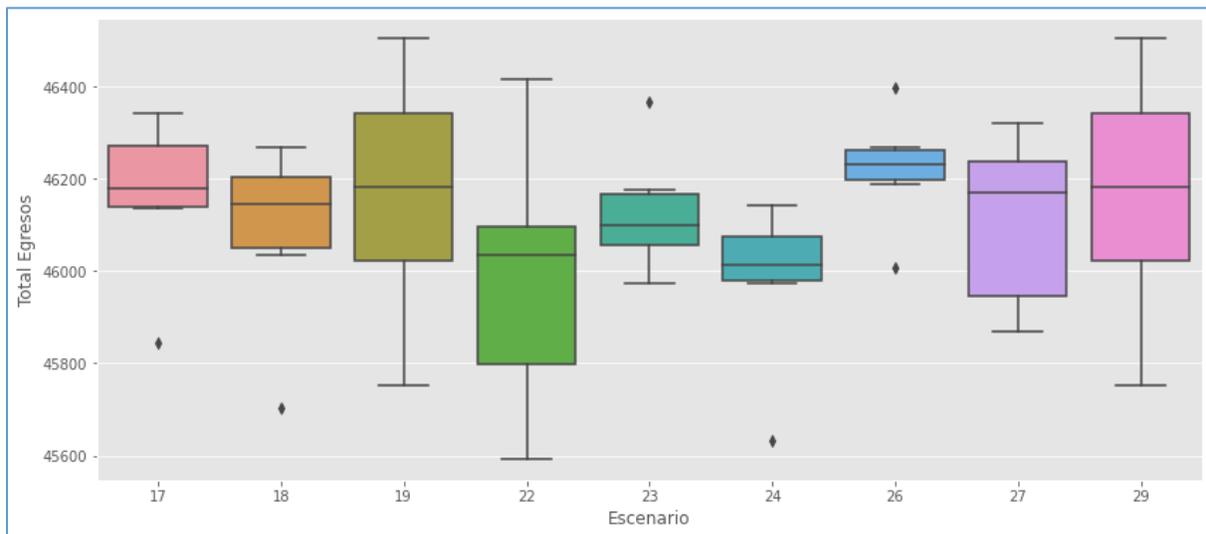


Figura 44. Egresos en los escenarios más relevantes de OptQuest

Tabla 6. Estadísticas de egreso en escenarios relevantes OptQuest

Escenario	Media	Desviación	Mediana
17	46161,7647	174,408061	46178,9412
18	46084,4706	203,66412	46144,5882
19	46163,9118	271,886663	46183,2353
22	45985,7059	291,709371	46035,0882
23	46128,4853	136,644734	46098,9632
24	45977,8333	180,523688	46014,1544
26	46220,8088	127,255581	46232,0809
27	46109,6985	192,875625	46168,7426
29	46163,9118	271,886663	46183,2353

Comparando la tabla de estadísticas de estos escenarios con el escenario Base ([Tabla 5](#)), se evidencia que existe un aumento significativo en el número de egresos anuales (2.8% en promedio).

Estos escenarios buscados por el algoritmo tienen en común las siguientes características:

- Aumento en las camas de UCI, UCE y Pediatría. Sin embargo, evaluando la ocupación de estos servicios en los escenarios estos son de alrededor del 80%. Es decir, el algoritmo solo sugiere su aumento con el fin de evitar que se conviertan en cuellos de botella.
- Aumento en la proporción de las especialidades de cirugía hepatobiliopancreática, hematología, oncología, cirugía de cabeza y cuello (todas entre un 5% y 10% máximo), y una reducción en pacientes de MI (en un 10% aproximadamente).
- Reducción en los tiempos de MI, intensivista, cirugía general y cirugía vascular. Todas en un 5% máximo.
- Aumentar la demanda (tasa de llegadas) en un 2% aproximadamente.

Un segundo uso del algoritmo tuvo como objetivo maximizar los egresos ponderados por la facturación de su especialidad. Se generaron 41 escenarios, con replicas variables entre 6 y 15 en cada escenario, 390 días simulados de los cuales 25 son de calentamiento.

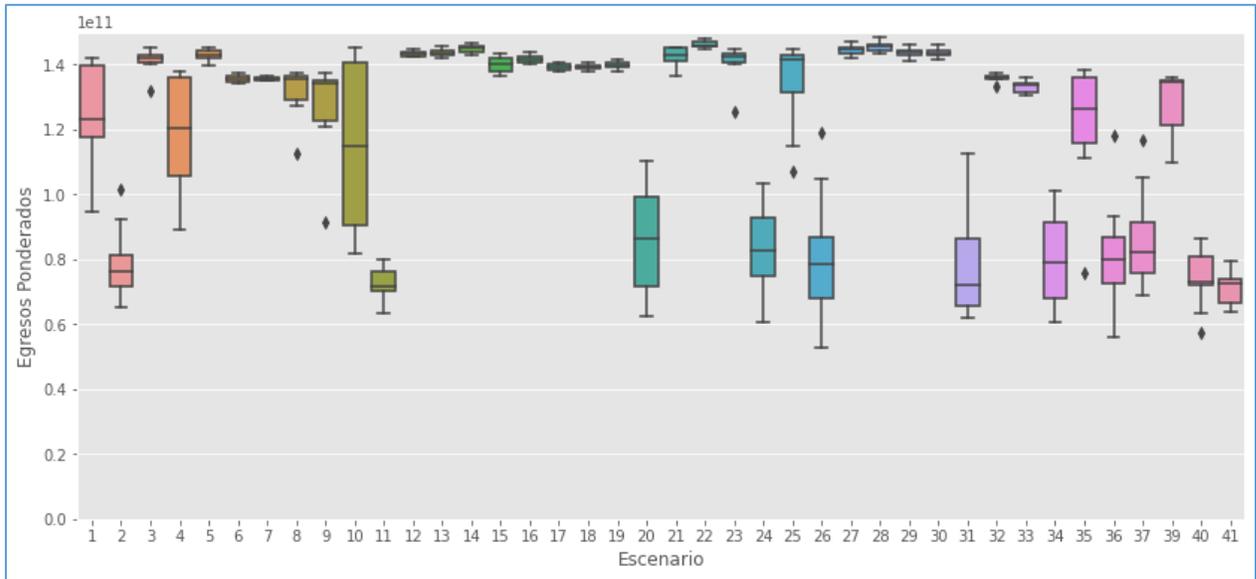


Figura 45. Egresos ponderados en escenarios OptQuest

Dentro de los escenarios buscados, aquellos que implican una mayor cantidad de egresos ponderados por facturación son:

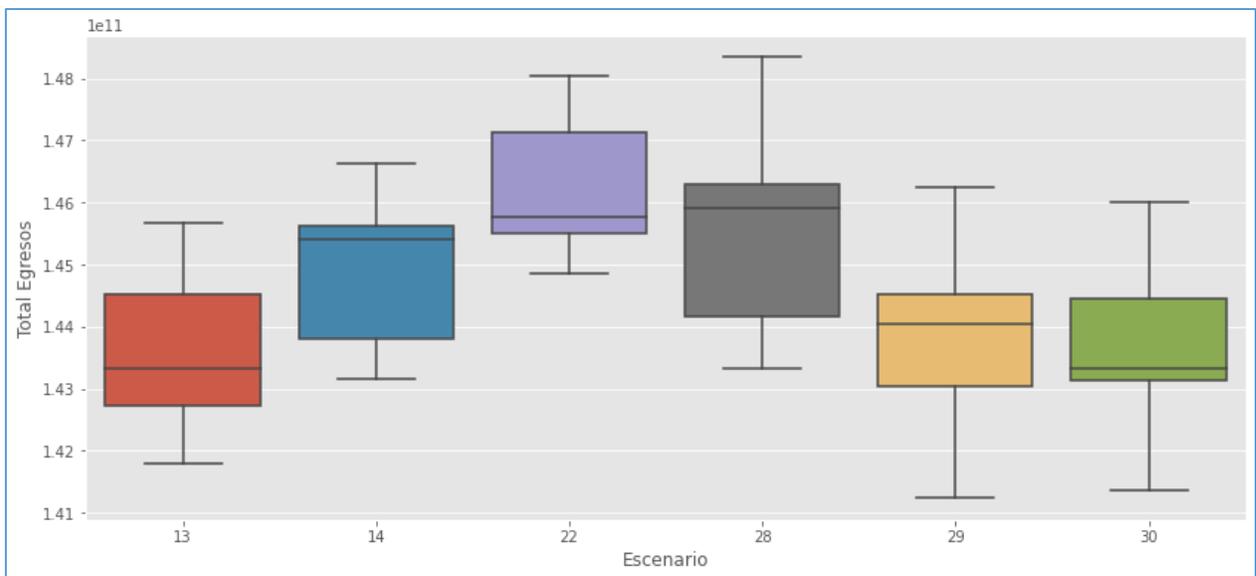


Figura 46. Egresos ponderados en escenarios relevantes OptQuest

Estos escenarios generan las siguientes estadísticas de egresos netos:

Tabla 7. Estadísticas de egreso en escenarios relevantes OptQuest

Escenario	Media	Desviación	Mediana
13	46205,17	752,13	46286
14	45018,17	755,24	44958
22	45552,00	1068,89	45820
28	44952,33	1329,33	44966
29	45044,33	528,86	44903
30	45241,33	1119,56	45334

En este caso el promedio de egresos de los escenarios representa un aumento aproximado del 1% respecto al escenario Base ([Tabla 5](#)). Los escenarios tienen en común las siguientes características:

- Aumento de camas de urgencias, UCE y trasplantes. Similar a los escenarios anteriores, el aumento sugerido aparentemente surge para evitar que estos servicios se conviertan en cuellos de botella al momento de aumentar las llegadas.
- Aumento en la proporción de pacientes de hepatología, hematología, trasplantes, cirugía de tórax, cirugía vascular, cirugía de cabeza y cuello. Todas entre un 5% y un 10%.
- Reducción de tiempos de MI, hematología, intensivista y ortopedia en un 5%.
- Aumentar la tasa de llegadas entre un 8 y 10%.

6 Conclusiones

Se creó un modelo de simulación de eventos discretos que apoyará al Hospital Alma Mater en la toma de decisiones respecto al uso de su capacidad instalada. Para su formulación se tuvo en cuenta las necesidades y preguntas estratégicas que requería la institución, se realizó un análisis de información disponible del año 2021, se caracterizaron los servicios de hospitalización y finalmente se generaron escenarios que permitieran maximizar las métricas de egreso.

Entre las principales conclusiones, se encontró que los tiempos de hospitalización de un paciente varían según los servicios que usa, la especialidad médica o quirúrgica y su EPS. Los dos últimos atributos también se encontraron significativos a la hora de explicar la facturación por paciente. Sin embargo, para el presente trabajo no fue posible obtener datos de facturación del año 2021, lo que a la larga generó problemas en su implementación y validación. El diagnóstico principal del paciente también es un factor que influye en el tiempo de estancia, sin embargo, su complejidad de modelación obligó a dejarlo por fuera del alcance del presente trabajo.

Para los servicios modelados existen principalmente cuatro formas de ingreso y de egreso. En todos los ingresos se detectó un comportamiento estacional que obligó a calcular tasas de ingreso promedio por hora para su modelación. Respecto a los egresos, las modalidades de alta médica y remisiones tienen la particularidad de que sus pacientes, tras la orden de alta, permanecen en promedio 3.7 horas adicionales debido a procesos administrativos. Este proceso se representó dentro del modelo final con el objetivo de generar egresos similares a los datos disponibles.

Se desarrolló un algoritmo que permite conocer las rutas del paciente, es decir, identificar en orden temporal que servicios de hospitalización y cirugía utilizó durante su estancia. Su implementación fue útil para el desarrollo del modelo e información relevante para el hospital.

Se caracterizaron los servicios de hospitalización, especialmente los de UCE, UCI y Piso General, por medio de análisis de datos y realización de entrevistas virtuales. Durante el proceso, se logró identificar la especialización de algunas camas en el servicio de Piso, validar los resultados

del algoritmo anteriormente mencionado y conocer algunas prioridades y reglas de asignación de camas en el hospital.

Finalmente, se implementa el modelo DES en el software SIMIO, por medio del cual se validan los principales comportamientos del sistema. De la validación, los ítems que no se logran aproximar a la realidad son la facturación total del sistema y la variación de niveles de ocupación en algunas camas (esto último debido a la irregular disponibilidad del recurso durante el año 2021).

Dentro del modelo creado, se generan escenarios acordes a las necesidades iniciales del hospital, donde se evalúa que efecto tienden a tener el aumento o priorización de especialidades, la reducción de tiempos y el aumento de la demanda o tasa de llegada de pacientes. Dentro de estos escenarios, se encuentra que el aumento de especialidades quirúrgicas y la reducción de tiempos de medicina interna generan niveles de desocupación tales que permiten el aumento en la cantidad de pacientes atendidos, y por consiguiente, un aumento en los egresos y la facturación.

Por otro lado, se utiliza el software OptQuest para la búsqueda de escenarios que maximicen el número de egresos netos y el número de egresos ponderados por facturación. De ambas aplicaciones se encuentra que el algoritmo recomienda aumentar capacidad en servicios críticos y de fácil saturación (como Urgencias) con el único fin de prevenir la aparición de cuellos de botella. Adicionalmente, tiende a aumentar la proporción de pacientes de especialidades como hematología, hepatología, cirugía de trasplantes, tórax, cabeza y cuello, vascular y neurocirugía a la vez que se recomienda reducir los tiempos de medicina interna principalmente. Las acciones anteriores se complementarían con el aumento de la tasa de llegadas en valores que varían aproximadamente entre un 2 y un 10% del valor actual.

Finalmente, se dispone del modelo DES y su respectiva documentación para futuro uso dentro de la institución hospitalaria.

7 Recomendaciones y Trabajo Futuro

Durante el desarrollo del presente trabajo tuvieron que ser omitidas algunas actividades y análisis, en gran parte debido a la información faltante e inexacta, complejidad de modelación y cronograma de tiempo de proyecto. En concreto, para el modelo DES se sugiere:

- Incluir el servicio de atención domiciliaria. Para ello es necesaria información más detallada del servicio por parte del hospital.
- Adicionar cambios de especialidad dentro de la simulación, acorde a los pacientes pluripatológicos de la clínica y a la especialidades relevantes de cada servicio.
- Generar las rutas del paciente según especialidad.
- Inclusión de atributos correspondientes al diagnóstico del paciente modelado, preferiblemente en términos de CIE-10
- Mejorar la calidad de los datos de facturación en el sentido que sea temporalmente compatible con el resto de información y los rubros puedan ser desagregados por servicio o días de hospitalización. Tras esto se propone su implementación dentro del modelo con una estructura similar al de los tiempos según los atributos del paciente o mediante el uso de opciones avanzadas del software como la integración de modelos de Deep Learning para la predicción de su facturación mediante el historial del paciente.

Referencias

- Aghaabdellahian, Z., & Bijari, M. (2020). Bed management considering bed-blocking and elective patient admissions using simulation optimisation. *International Journal of Simulation and Process Modelling*, 15(3), 278–294. <https://doi.org/10.1504/IJSPM.2020.107330>
- Avantsim Software SL. (n.d.). *Simio Simulación – Software simulación de procesos logísticos*.
- Bedoya-Valencia, L., & Kirac, E. (2016). Evaluating alternative resource allocation in an emergency department using discrete event simulation. *Simulation*, 92(12), 1041–1051. <https://doi.org/10.1177/0037549716673150>
- Burdett, R., & Kozan, E. (2016). A multi-criteria approach for hospital capacity analysis. *European Journal of Operational Research*, 255(2), 505–521. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.05.041>
- Chang, J., & Zhang, L. (2019). Case Mix Index weighted multi-objective optimization of inpatient bed allocation in general hospital. *Journal of Combinatorial Optimization*, 37(1), 1–19. <https://doi.org/10.1007/s10878-017-0204-3>
- Devapriya, P., Strömblad, C. T. B., Bailey, M. D., Frazier, S., Bulger, J., Kemberling, S. T., & Wood, K. E. (2015). StratBAM: A Discrete-Event Simulation Model to Support Strategic Hospital Bed Capacity Decisions. *Journal of Medical Systems*, 39(10). <https://doi.org/10.1007/s10916-015-0325-0>
- Diagrams Net. (n.d.). *Diagrams.net*.
- dos Santos, C. H., Lima, R. D. C., Leal, F., de Queiroz, J. A., Balestrassi, P. P., & Montevechi, J. A. B. (2020). A decision support tool for operational planning: a Digital Twin using simulation and forecasting methods. *Production*, 30, 1–17. <https://doi.org/10.1590/0103-6513.20200018>
- Duarte Forero, E., & Camacho Oliveros, M. Á. (2020). Planeación de la capacidad hospitalaria: un enfoque desde el flujo de pacientes con Dinámica de Sistemas. *Inge Cuc*, 16(1), 217–233. <https://doi.org/10.17981/ingecuc.16.1.2020.16>
- Hakim, I. M., & Nabila, D. A. (2019). Optimization model to minimize cost of inpatient bed provision in public hospital. *ACM International Conference Proceeding Series*, 128–132. <https://doi.org/10.1145/3364335.3364366>
- Hof, S., Fügenger, A., Schoenfelder, J., & Brunner, J. O. (2017). Case mix planning in hospitals: a review and future agenda. *Health Care Management Science*, 20(2), 207–220.

- <https://doi.org/10.1007/s10729-015-9342-2>
- Hulshof, P. J. H., Boucherie, R. J., Hans, E. W., & Hurink, J. L. (2013). Tactical resource allocation and elective patient admission planning in care processes. *Health Care Management Science*, 16(2), 152–166. <https://doi.org/10.1007/s10729-012-9219-6>
- Humphreys, P., Spratt, B., Tariverdi, M., Burdett, R. L., Cook, D., Yarlagaadda, P. K. D. V, & Corry, P. (2022). *An Overview of Hospital Capacity Planning and Optimisation*.
- Ibrahim, I. M., Liong, C. Y., Bakar, S. A., Ahmad, N., & Najmuddin, A. F. (2017). Minimizing patient waiting time in emergency department of public hospital using simulation optimization approach. *AIP Conference Proceedings*, 1830. <https://doi.org/10.1063/1.4980949>
- Irfan Fahmi, M., Zarlis, M., & Efendi, S. (2021). An Optimization Model for Solving Integrated Hospital Capacity Planning Problem. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education*, 12(6), 4816–4824.
- Jaen Posada, J. S., & Arroyave Guerrero, M. A. (2016). *Determinación del número de camas para la atención de pacientes bajo la modalidad pago global prospectivo en la IPS Universitaria – Sede Clínica León XIII Juan Sebastián Jaén Posada PhD*.
- Laguna, M., & Martí, R. (2002). The OptQuest Callable Library. In *Operations Research/Computer Science Interfaces Series* (Vol. 18, Issue May 2014). https://doi.org/10.1007/0-306-48126-x_7
- Lepenioti, K., Bousdekis, A., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2020). Prescriptive analytics: Literature review and research challenges. *International Journal of Information Management*, 50(October 2018), 57–70. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.04.003>
- Ma, G., & Demeulemeester, E. (2013). A multilevel integrative approach to hospital case mix and capacity planning. *Computers and Operations Research*, 40(9), 2198–2207. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2012.01.013>
- Montoya, C., Velásquez-Restrepo, P. A., & Jaén-Posada, J. S. (2013). Determinación del flujo de pacientes y capacidad de camas hospitalarias en la clínica León XIII. *XI Encuentro Colombiano de Dinámica de Sistemas*, 3(6), 7.
- Oddoye, J. P., Jones, D. F., Tamiz, M., & Schmidt, P. (2009). Combining simulation and goal programming for healthcare planning in a medical assessment unit. *European Journal of Operational Research*, 193(1), 250–261. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.10.029>
- Ozen, A., Marmor, Y., Rohleder, T., Balasubramanian, H., Huddleston, J., & Huddleston, P.

- (2016). Optimization and simulation of orthopedic spine surgery cases at Mayo Clinic. *Manufacturing and Service Operations Management*, 18(1), 157–175. <https://doi.org/10.1287/msom.2015.0564>
- Python. (n.d.). *Lenguaje Programación Python*.
- Rossetti, M. D. (2021). *Simulation Modeling and Arena*.
- Shapoval, A., & Lee, E. K. (2017). Optimizing inpatient bed capacity to improve care delivery. *Proceedings - 2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, BIBM 2017, 2017-Janua*, 855–860. <https://doi.org/10.1109/BIBM.2017.8217767>
- Sitepu, S., Mawengkang, H., & Husein, I. (2018). Optimization Model for Capacity Management and Bed Scheduling for Hospital. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 300(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/300/1/012016>
- Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z., & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of Business Research*, 70, 263–286. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.001>
- Uribe Gómez, J. A., & Barrientos Gómez, J. G. (2020). Modelo de simulación sistémica para el dimensionamiento de camas hospitalarias en una institución de salud de alta complejidad utilizando la metodología de dinámica de sistemas. *Gerencia y Políticas de Salud*, 19, 1–20. <https://doi.org/10.11144/javeriana.rgps19.mssd>
- van Aken, J., Chandrasekaran, A., & Halman, J. (2016). Conducting and publishing design science research: Inaugural essay of the design science department of the Journal of Operations Management. *Journal of Operations Management*, 47–48, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2016.06.004>
- Villegas, J. G. (2021). *Algunas referencias útiles sobre investigación en diseño aplicada a la gestión de operaciones*.
- Yahia, Z., Eltawil, A. B., & Harraz, N. A. (2016). The operating room case-mix problem under uncertainty and nurses capacity constraints. *Health Care Management Science*, 19(4), 383–394. <https://doi.org/10.1007/s10729-015-9337-z>
- Zhou, L., Geng, N., Jiang, Z., & Wang, X. (2017). Public Hospital Inpatient Rooms configuration and capacity. *IEEE Conference on Automation Science and Engineering*, 71432006, 9–14.
- Zhou, L., Jiang, Z., Geng, N., & Wang, X. (2016). Capacity allocation for balancing cost and fairness in a imaging facility setting. *IEEE International Conference on Industrial*

Engineering and Engineering Management, 2016-Janua, 721–725.

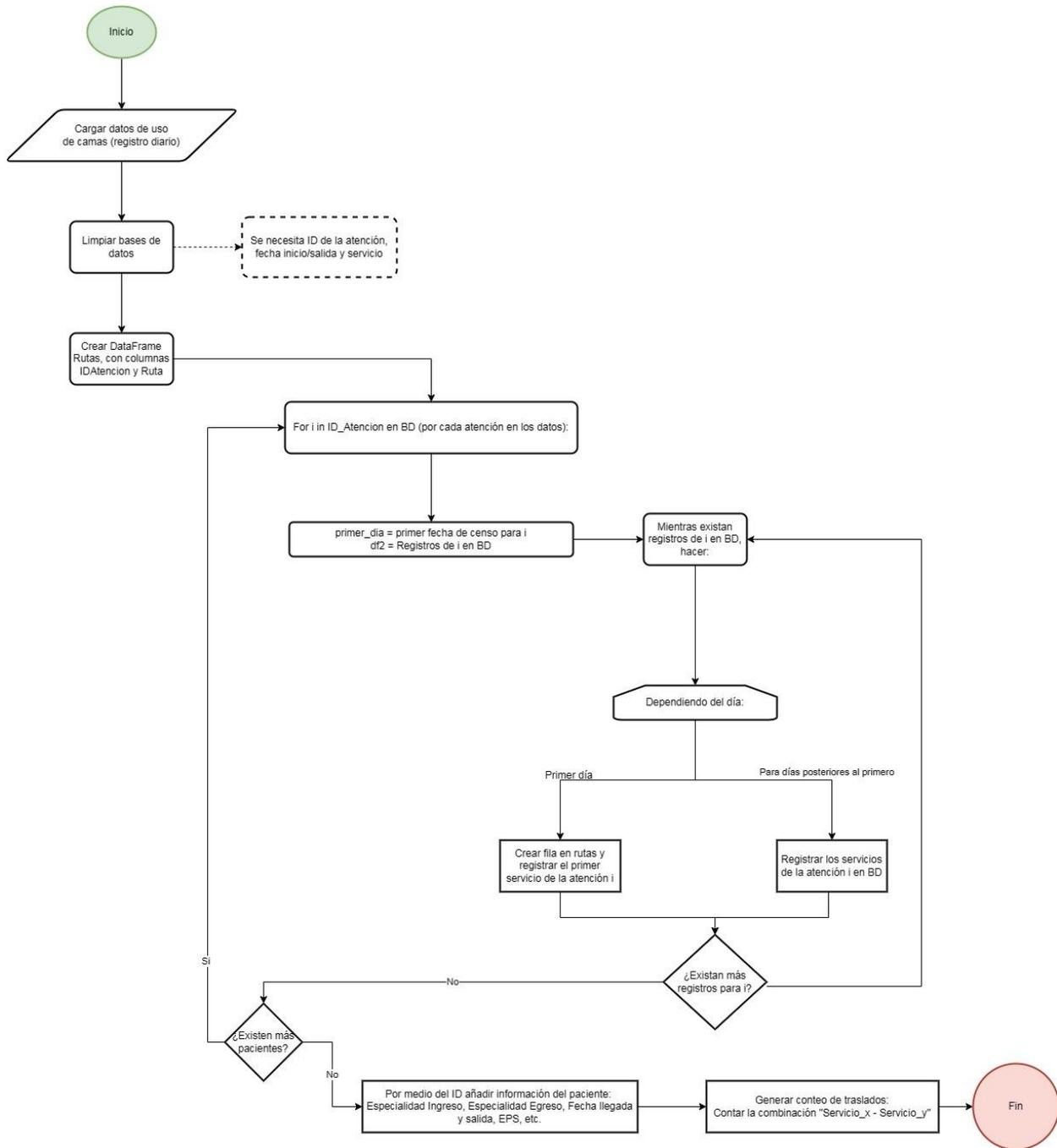
<https://doi.org/10.1109/IEEM.2015.7385742>

Zhu, T., Liao, P., Luo, L., & Ye, H. Q. (2020). Data-Driven Models for Capacity Allocation of Inpatient Beds in a Chinese Public Hospital. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/8740457>

Zychlinski, S. (2018). *The Search for Categorical Correlation _ by Shaked Zychlinski _ Towards Data Science*. <https://towardsdatascience.com/the-search-for-categorical-correlation-a1cf7f1888c9>

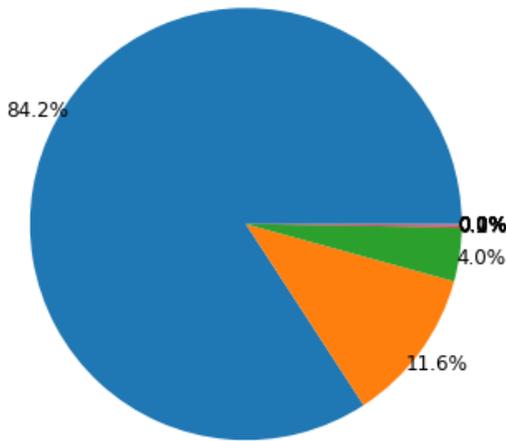
Anexos

Anexo 1. Diagrama de Flujo para la generación de rutas del paciente

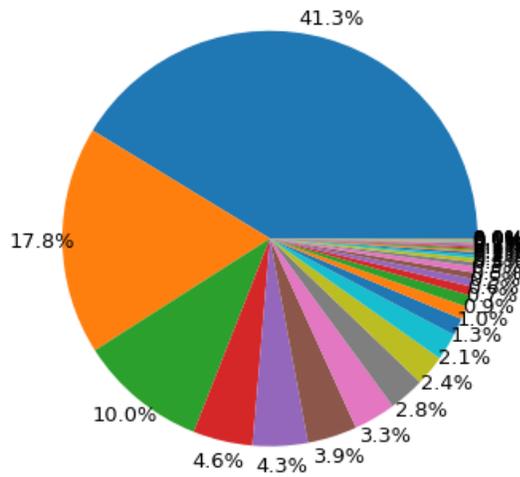


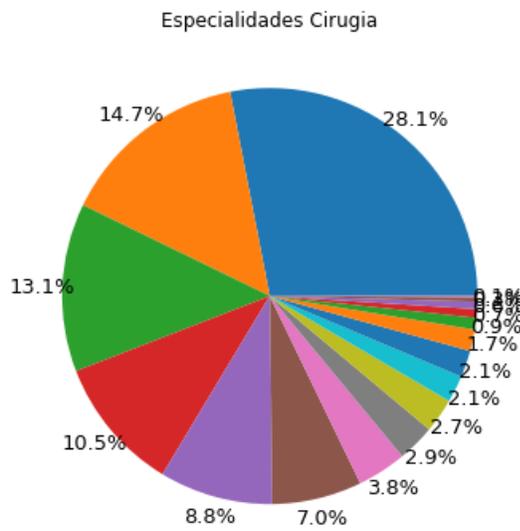
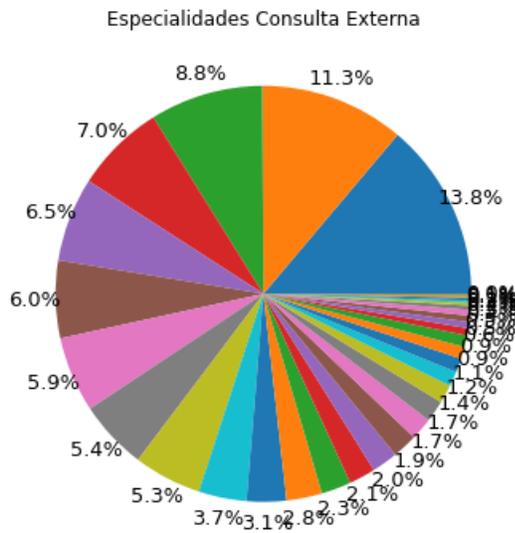
Anexo 2. Especialidades de ingreso

Especialidades Urgencias

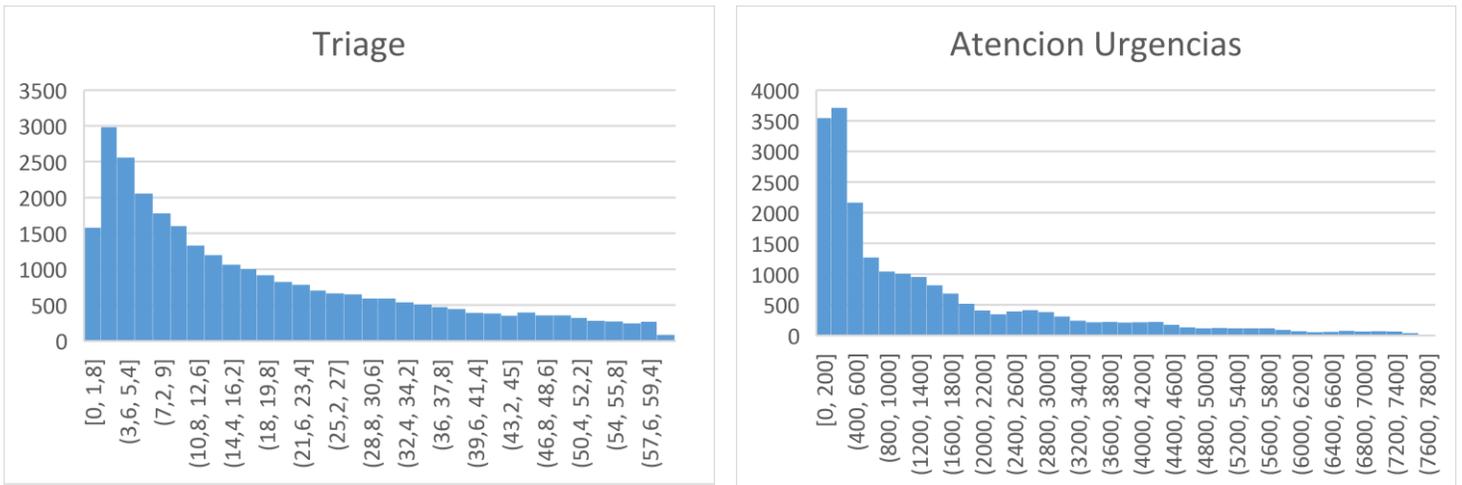


Especialidades Remitidos

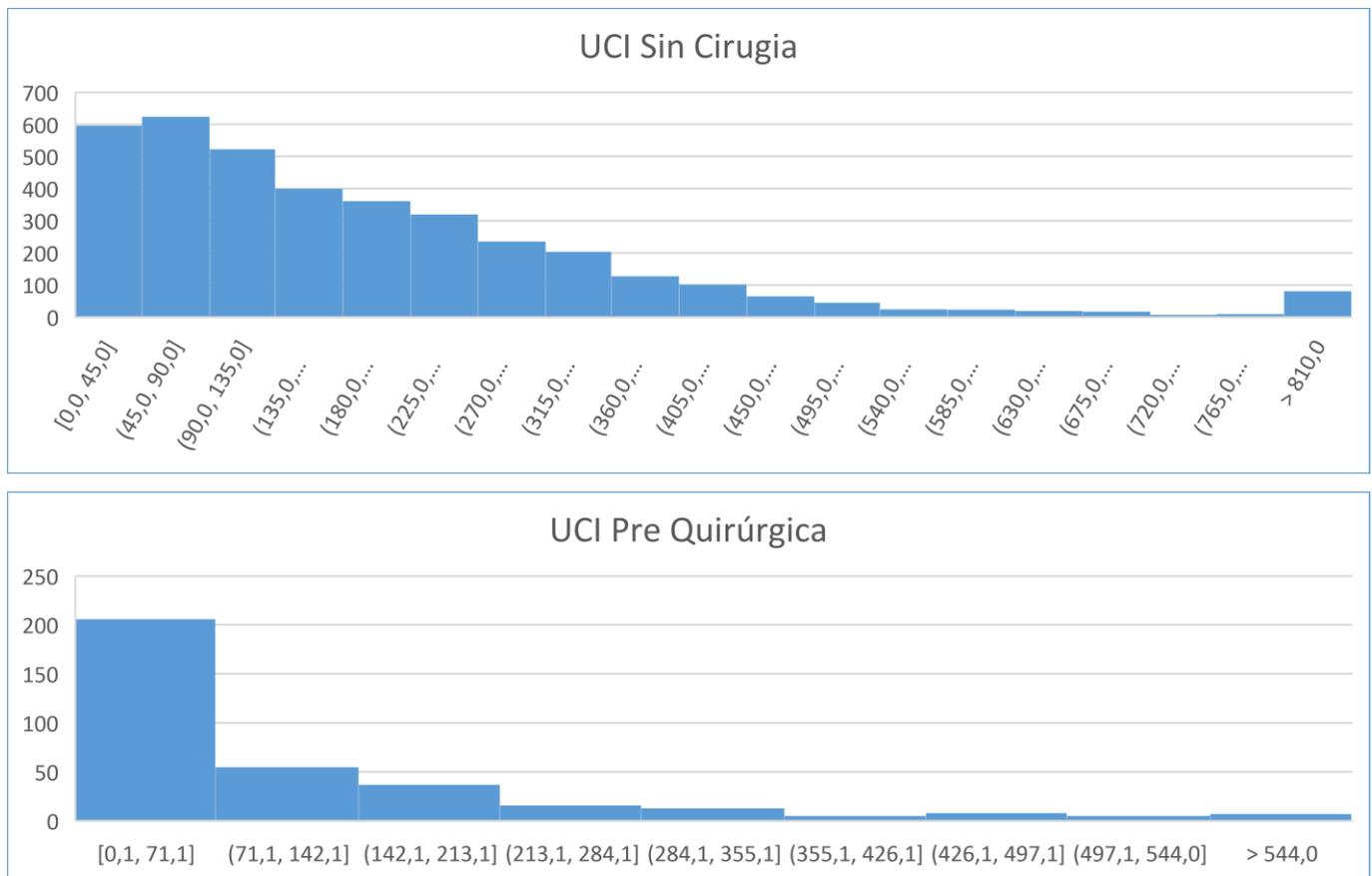


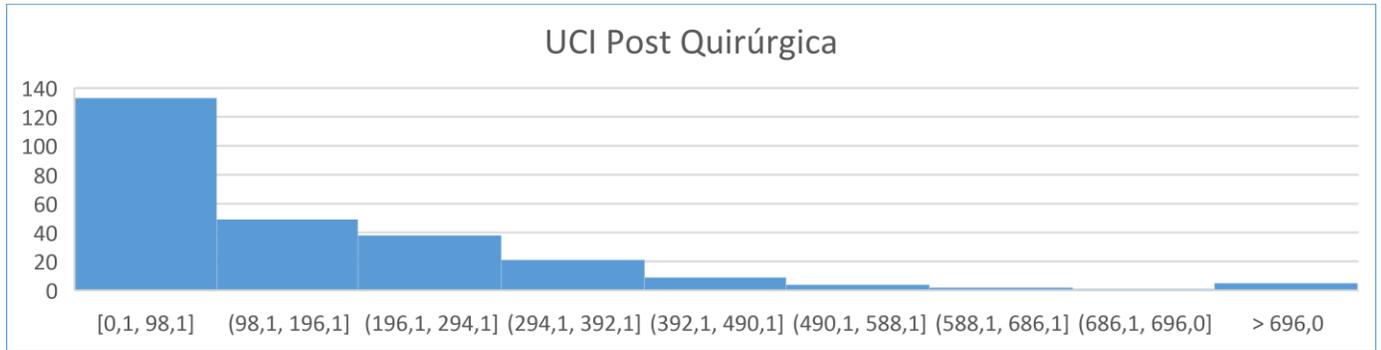


Anexo 3. Distribución de tiempos en servicio de urgencias

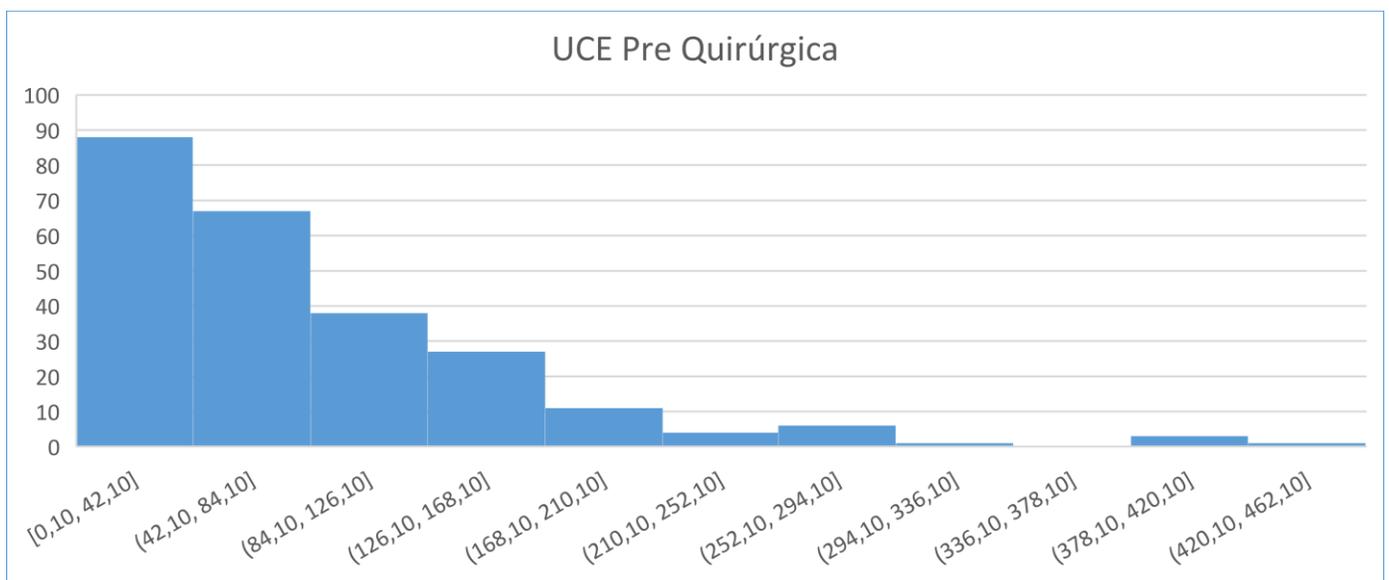
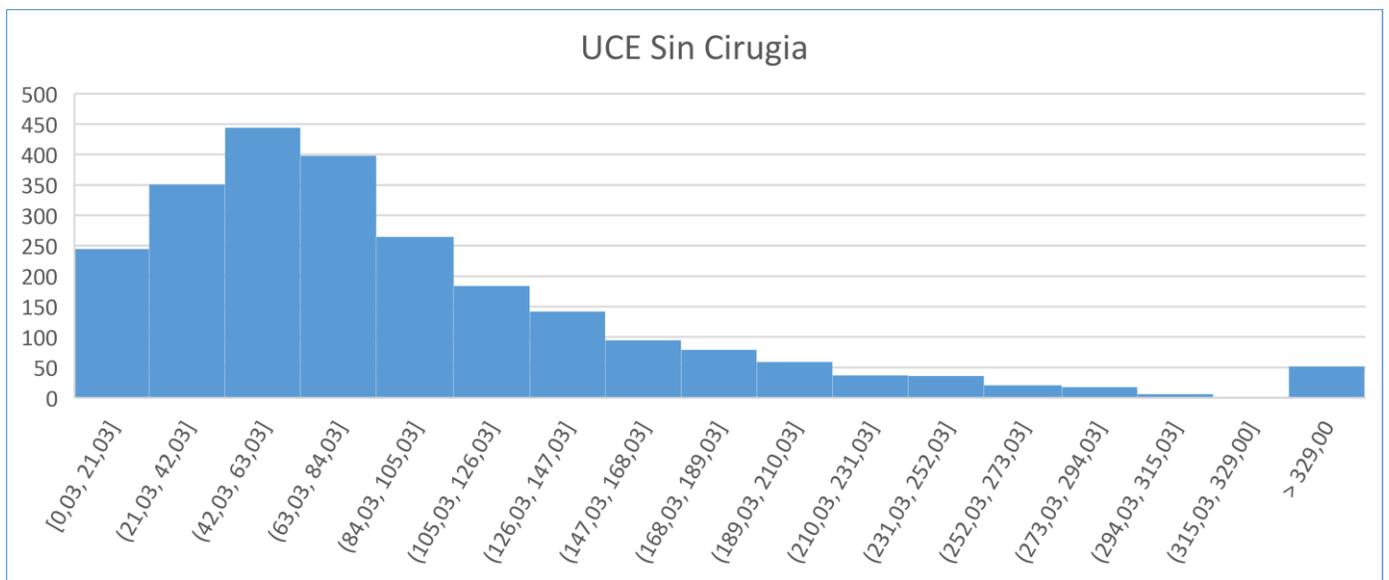


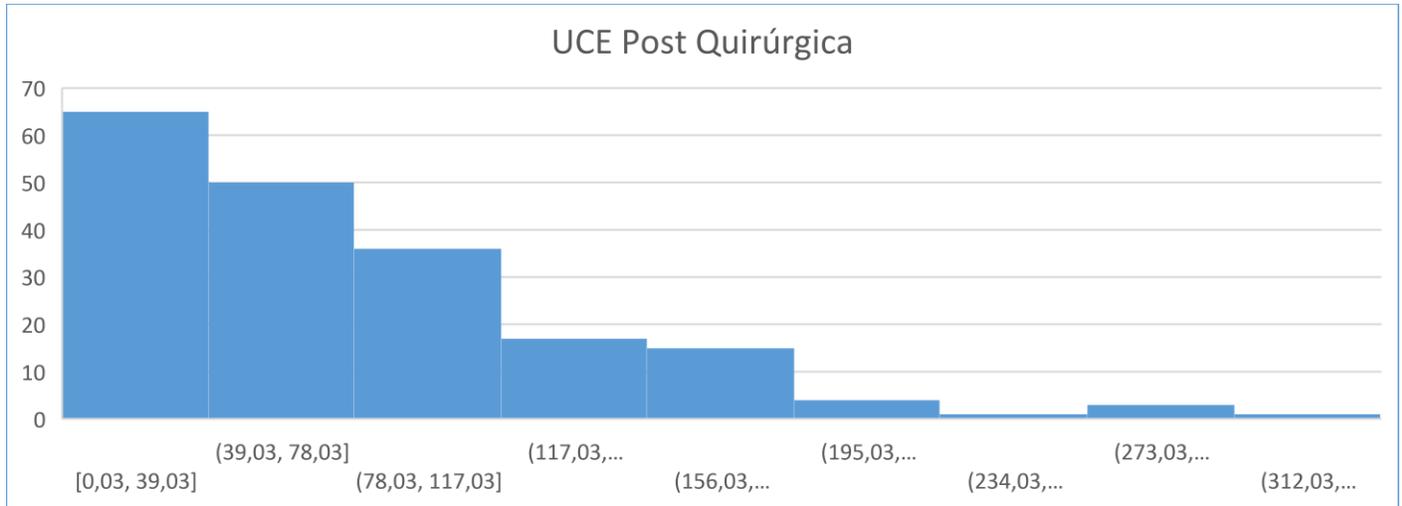
Anexo 4. Distribución de tiempos en servicio UCI



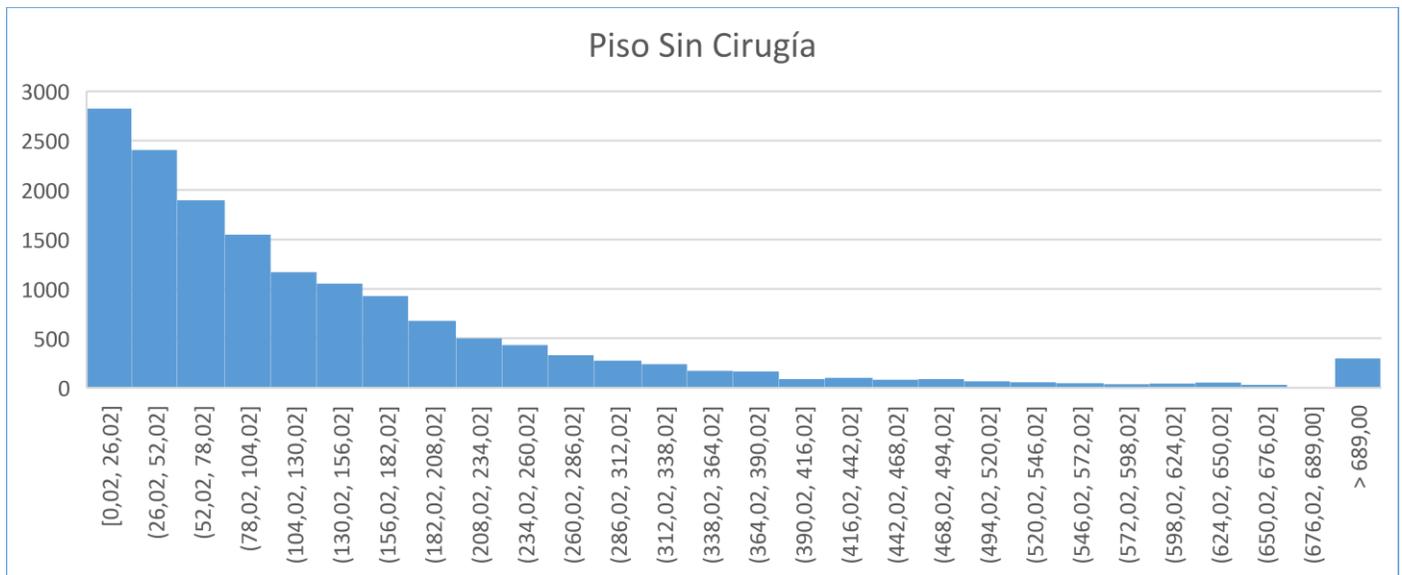


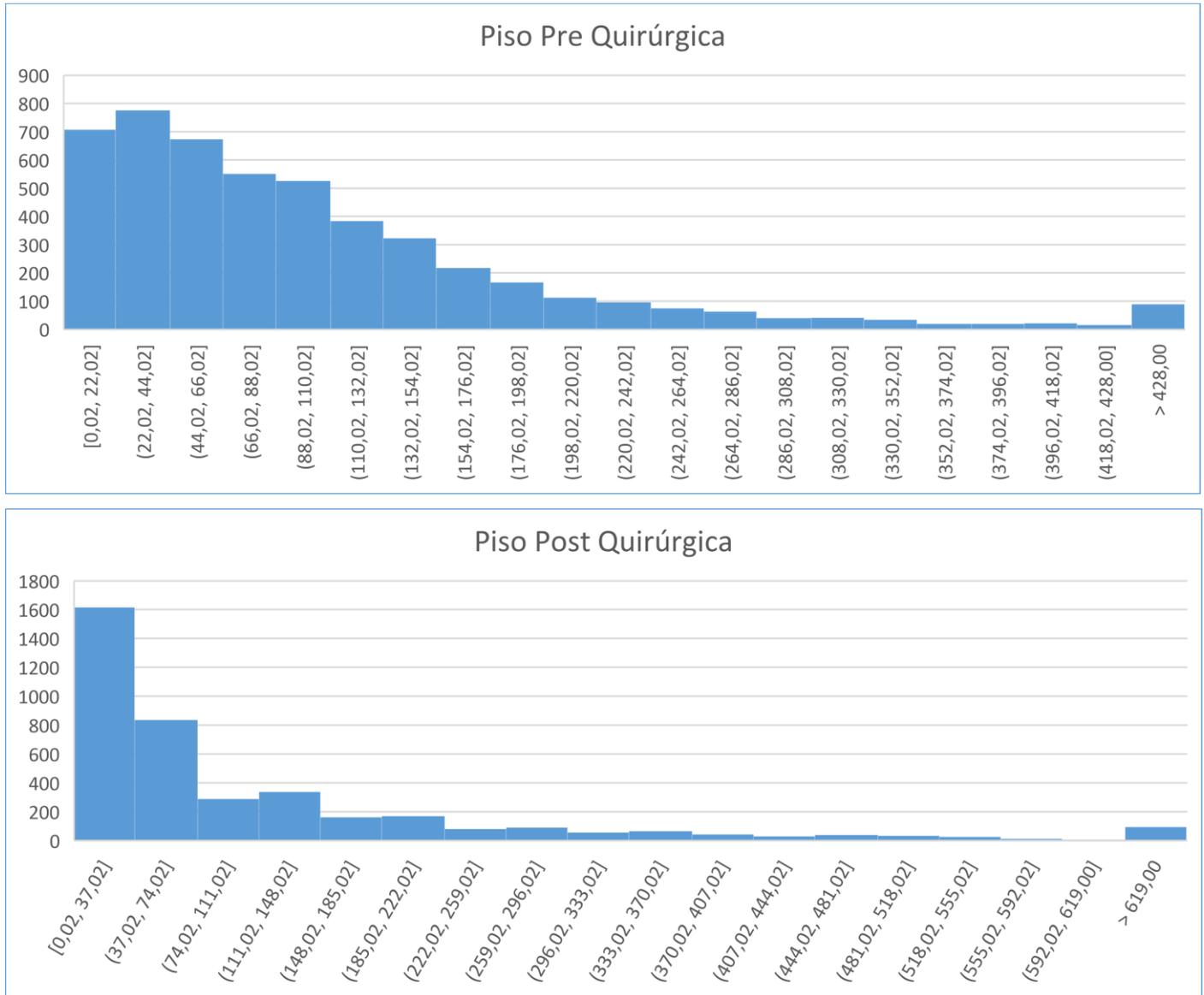
Anexo 5. Distribución de tiempos en servicio UCE



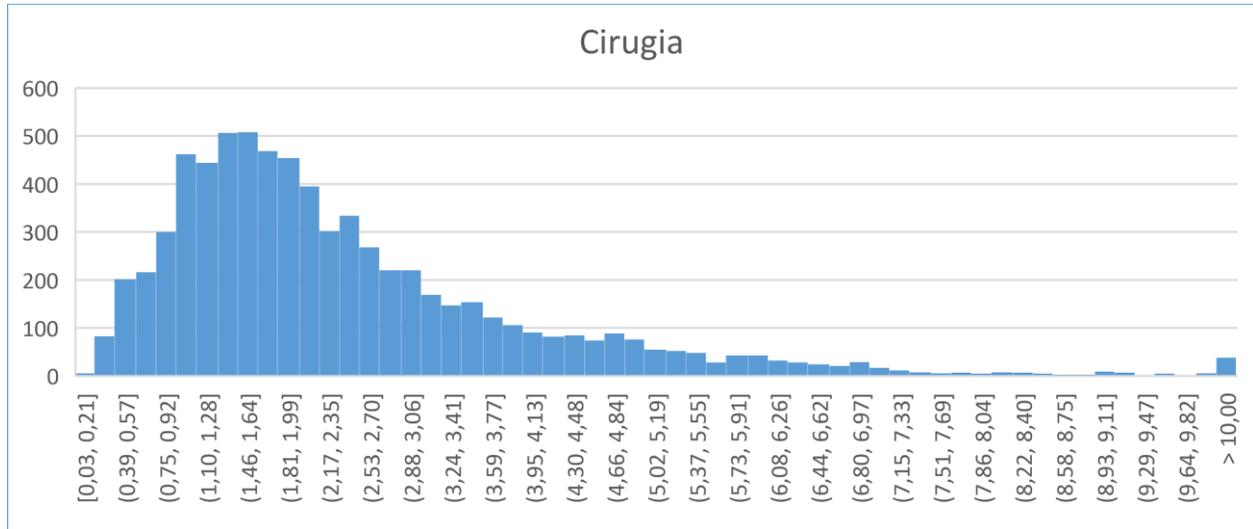


Anexo 6. Distribución de tiempos en servicio Piso



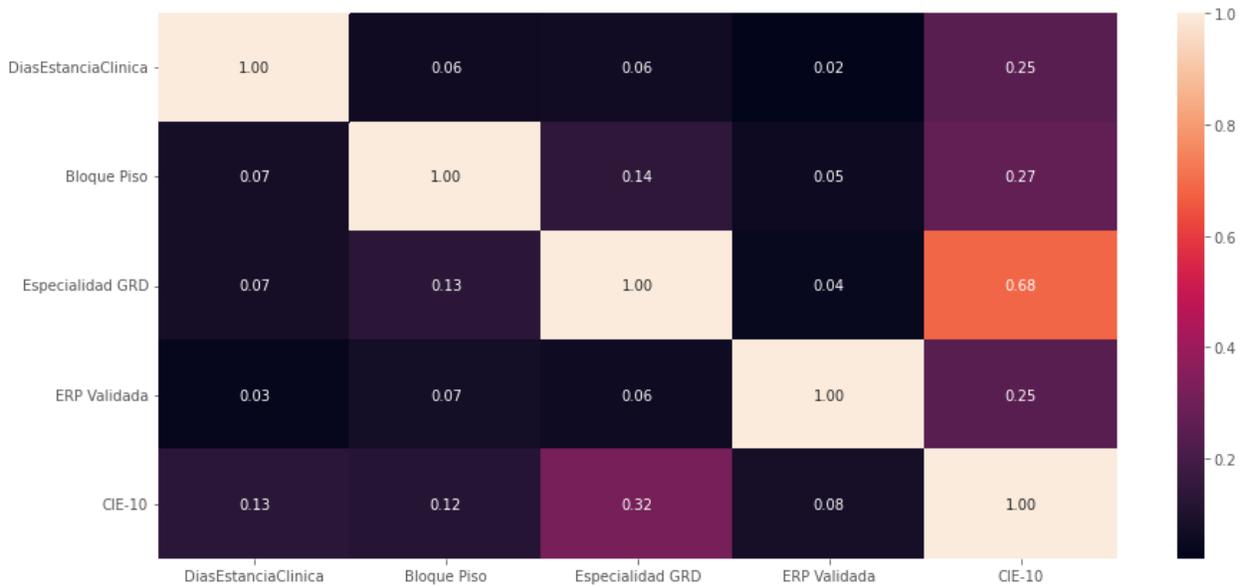


Anexo 7. Distribución de tiempos en servicio Cirugía



Anexo 8. Correlación entre atributos del paciente y el tiempo de estancia total

Para complementar el análisis de tiempos, se analiza la correlación entre los tiempos de estancia, especialidad, EPS y diagnósticos. Debido a la naturaleza cualitativa de las 3 últimas variables, se utiliza un método de correlación por entropía (Zychlinski, 2018). Por medio de este método podremos conocer la posibilidad de acertar un valor de una variable en el eje y a partir de la información de otra variable en el eje x.



Por ejemplo, si conocemos el diagnóstico del paciente, existe una probabilidad de 0.68 de conocer la especialidad que lo atiende. Este resultado implica una alta correlación entre ambas variables y es otra razón para en este trabajo omitir la inclusión del CIE-10 dentro del modelo.