

**PROPUESTA DE MEJORA PARA EL DESEMPEÑO DEL DEPARTAMENTO DE
URGENCIAS DE IPS DE PROPÓSITO GENERAL APLICANDO
SIMULACIÓN DISCRETA**

FELIX ANTONIO GONZÁLEZ HENAO

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
PROGRAMA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
SEDE BUGA
2018**

**PROPUESTA DE MEJORA PARA EL DESEMPEÑO DEL DEPARTAMENTO DE
URGENCIAS DE IPS DE PROPÓSITO GENERAL APLICANDO SIMULACIÓN
DISCRETA**

FELIX ANTONIO GONZÁLEZ HENAO

Trabajo de grado

Director: Ing. Mauricio Alejandro Buitrago Soto

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
PROGRAMA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
SEDE BUGA
2018**

AGRADECIMIENTOS

A mi madre.

Por apoyarme siempre, por sus consejos, sus valores, por la motivación constante que me ha permitido ser una persona de bien, pero, sobre todo, por su amor.

A mi padre.

Por su apoyo, su gestión, porque sin él el rigor técnico de esta investigación no habría sido el mismo, por toda su ayuda, Gracias...

En general a mis padres.

Por ser el pilar fundamental en todo lo que soy, de toda mi educación, tanto académica, como de la vida, por su apoyo incondicional que siempre se ha mantenido a través del tiempo.

Todo este trabajo ha sido posible gracias a ellos.

Al profesor Mauricio Buitrago.

Que, con paciencia y dedicación, y sin importar las inclemencias me apoyó y me guió en el desarrollo de este trabajo, aun sin la obligación de hacerlo, sin él esto nunca habría sido posible, muchas gracias...

A la coordinación académica de ingeniería industrial.

Porque sin su apoyo nunca habría superado las grandes inclemencias que se presentaron...

Al hospital municipal Rubén Cruz Vélez E.S.E, a sus directivos y al equipo de urgencias.

Por abrirme las puertas desde el primer momento, apoyarme, poner a mi disposición todos los recursos que necesité, este es solo solo un paso de un camino mucho más grande...

Al hospital departamental Tomás Uribe Uribe y al grupo de investigación E.S.I.

Por apoyarme, a pesar de las demoras administrativas y por ofrecer el rigor científico y revisiones necesarias para esta investigación.

A todos los que no pude mencionar.

Pero que con su ayuda o apoyo permitieron que esto fuera posible...

Muchas gracias.

CONTENIDO

	pág
1. INTRODUCCIÓN	9
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	11
2.1. Descripción del problema	11
2.2. Definición del problema	12
2.3. Formulación del problema	13
2.4. Sistematización del problema	13
3. JUSTIFICACIÓN	14
4. MARCO DE REFERENCIA	15
4.1. Marco teórico	15
4.2. Revisión del estado del arte	16
5. OBJETIVOS	20
5.1. Objetivo General	20
5.2. Objetivos específicos	20
6. METODOLOGÍA	21
6.1. Tipo de estudio	21
6.2. Área de estudio	21
6.3. Población y muestra	21
6.4. Variables de estudio	22

6.5.	Técnicas de recolección de la información y fuentes	22
6.6.	Plan de análisis	23
6.7.	Consideraciones éticas	23
6.8.	Diseño metodológico	24
6.8.1.	Plan metodológico	24
7.	CARACTERIZACIÓN DEL PROCESO	27
7.1.	Departamento de urgencias	27
7.2.	Sistema de atención por triage	27
7.3.	Proceso de atención en urgencias	28
7.3.1.	Proceso principal	29
7.3.2.	Subproceso de observación	32
7.3.3.	Subproceso código	33
7.3.4.	Subproceso remisión	34
8.	SIMULACIÓN DE EVENTOS DISCRETOS	36
8.1.	Análisis de datos	36
8.1.1.	Estructura de datos	37
8.1.2.	Características del sistema	38
8.1.3.	Análisis estadístico	40
8.2.	Modelo de simulación	52
8.2.1.	Recursos	53
8.2.2.	SIMAN	54
8.2.3.	Experimento SIMAN	56
8.2.4.	Modelo SIMAN	65
8.2.5.	Modelo VBA®	73
8.2.6.	Infraestructura técnica	76
8.2.7.	Simulación	76
8.2.8.	Verificación del modelo	76
8.3.	Resultados e indicadores de estado de la simulación	78
9.	MEJORA DEL PROCESO	80

9.1.	PLAN DE MEJORA	80
9.2.	OPTIMIZACIÓN ENTERA MIXTA	81
9.2.1.	Optimización multiobjetivo	81
9.2.2.	Modelo de optimización	85
9.3.	Resultados del modelo de optimización e Indicadores de estado	91
10.	RESULTADOS	93
10.1.	Comparación y análisis	93
10.2.	Propuesta de mejora	94
11.	CONCLUSIONES	95
12.	RECOMENDACIONES	96

GLOSARIO

ALTA CLINICA: Autorización que da el médico para la reincorporación de un paciente a la vida ordinaria (Real Academia Española, 2017).

ANAMNESIS: Información aportada por el paciente y por otros testimonios para confeccionar su historial médico (Real Academia Española, 2017).

ARQUETIPO: Modelo original y primario en un arte u otra cosa. (Real Academia Española, 2017).

ATRIBUTOS: Características comunes de todas las entidades pero con valores específicos que pueden diferir entre una entidad y otra (Kelton, 2015).

BINARIO: Dicho de un sistema de numeración: De base dos. El sistema binario utiliza como cifras exclusivamente el 0 y el 1 (Real Academia Española, 2017).

CONTÍNUO: Dicho de una magnitud: Que toma valores que no están separados unos de otros. (Real Academia Española, 2017).

DISCRETO: Dicho de una magnitud: Que toma valores distintos y separados. La sucesión de los números enteros es discreta, pero la temperatura no (Real Academia Española, 2017).

ESTOCASTICO: Teoría estadística de los procesos cuya evolución en el tiempo es aleatoria, tal como la secuencia de las tiradas de un dado (Real Academia Española, 2017).

ENTIDADES: Son representaciones de elementos reales en la simulación que pueden ser afectadas por otras entidades o cambios del sistema (Kelton, 2015).

EVENTOS: Un evento es cualquier cosa que pase en un instante de tiempo simulado que puede cambiar variables, atributos y acumuladores estadísticos (Kelton, 2015).

MODELO: Esquema teórico, generalmente en forma matemática, de un sistema o de una realidad compleja, como la evolución económica de un país, que se elabora para facilitar su comprensión y el estudio de su comportamiento (Real Academia Española, 2017).

RECURSOS: Entidades limitadas, como personal, servidores, materiales y espacio por las cuales una entidad puede competir con otra (Kelton, 2015).

SISTEMA: Conjunto de cosas que relacionadas entre sí ordenadamente contribuyen a determinado objeto (Real Academia Española, 2017).

VARIABLES: Pieza de información que refleja algunas características del sistema (Kelton, 2015)

RESUMEN

El nivel de ocupación del área de urgencias de las IPS en Colombia puede alcanzar hasta el 252% del total en su capacidad (Flórez & López, 2015) generando dificultades en la atención que llegan a la muerte del paciente en sala de espera. Sin embargo, el 63.8% de las personas que acuden a urgencias no presentan gravedad y sus casos no son urgentes (González, Valencia, Agudelo, Acevedo, & Vallejo, 2007), para dar prioridad a los casos importantes, se usa la herramienta "Triage" (M. de S. y la P. S. de Colombia, 2015), que permite priorizar la atención mediante un indicador de gravedad regulado por la ley, sin embargo esto no evita la saturación del sistema, y personas cuya gravedad es mínima terminan consumiendo recursos y espacio valioso para casos realmente urgentes.

El objeto de esta investigación aplicada cuantitativa consistió en la propuesta de mejora para el desempeño del departamento de urgencias de una IPS de la ciudad de Tuluá aplicando simulación discreta basada en optimización multi objetivo con el fin de reducir el tiempo en sistema sin incrementar costos y, usando como base herramientas de ingeniería industrial tales como teoría de colas, estadística aplicada, investigación de operaciones y simulación, que junto con los software "Lingo" y "Arena", y los lenguajes de programación "VBA®" y "C#®" permitieron una mejora de un 15% el tiempo en sistema y en 8% la tasa de hacinamiento.

Palabras clave: Simulación discreta, Optimización basada en simulación, Arena, Lingo

ABSTRACT

The level of occupation of the IPS emergency area in Colombia can reach up to 252% of the total capacity (Flórez & López, 2015) causing difficulties in the care that come to the death of the patient in the waiting room. However, 63.8% of people who come to emergencies are not serious and their cases are not urgent (González, Valencia, Agudelo, Acevedo, & Vallejo, 2007), to give priority to important cases, the "Triage" tool (M. de S. y la P. S. de Colombia, 2015) is used, which makes it possible to prioritize the attention by means of a gravity indicator regulated by the law, however this does not avoid the saturation of the system, and people whose gravity is minimal terminates consuming resources and valuable space for really cases Urgent.

The object of this quantitative applied research consisted of the proposed improvement for the performance of the emergency department of an IPS of the city of Tuluá applying discrete simulation based on multi-objective optimization in order to reduce the time in system without increasing costs and, using as a base industrial engineering tools such as queue theory, applied statistics, operations research and simulation, which together with the software "Lingo" and "Arena", and the programming languages "VBA ®" and "C# ®" allowed a 15% improvement in system time and in 8% the overcrowding rate.

Keywords: Discrete simulation, simulation-based optimization, Arena, Lingo

1. INTRODUCCIÓN

Actualmente Colombia se enfrenta a un problema de gran magnitud en calidad de atención en salud, según el reporte de competitividad mundial 2016-2017, el sistema general de seguridad social en salud ocupa el lugar 88 de 137 países (Schwab, 2017), esto se debe en gran parte a problemas administrativos de índole nacional (Álvarez, 2010), pero también a problemas operativos y de capacidad en las instituciones prestadoras de servicio IPS (Carrioni et al., 2007), se presentan las causas y las consecuencias de esto.

Es usual en Colombia que las personas que llegan a una IPS no encuentren atención oportuna debido a problemas en la prestación del servicio derivado de dificultades técnicas y administrativas (Merlano & Gorbanev, 2013), y, aunque los problemas administrativos son en su mayor parte problemas de país (Álvarez, 2010), queda la posibilidad de dirigir el enfoque a los problemas técnicos que estas ameritan (Flórez & López, 2015).

En Colombia, una IPS puede superar fácilmente el 252% de su capacidad de servicio (Flórez & López, 2015) esto se debe a que existe una cantidad insuficiente de recursos, derivada de problemas sociales, de morbilidad y ambientales que aumentan la demanda de los usuarios, a falta de presupuesto (Álvarez, 2010) y a que por ley sin importar la utilización actual de la IPS todas las personas deben ser atendidas (M. de S. y la P. S. de Colombia, 2015).

En promedio en las IPS en Colombia, cerca del 66% de las llegadas de pacientes se dan en el departamento de urgencias (Flórez & López, 2015) donde también se da una de las tasas más grandes de hacinamiento de toda la institución, que puede llegar a superar el 200% (ibid, 2015) esto, a pesar de que un 63.8% de los casos no representan realmente una urgencia y únicamente aumentan la saturación del sistema (González, Valencia, Agudelo, Acevedo, & Vallejo, 2007), sin embargo, es usual que estos casos se agraven por deficiencias en la atención, o retrasen la atención de casos más graves, lo que puede conllevar a efectos no deseados en la salud de los pacientes, problemas permanentes e incluso la muerte (Barragán & Phil Anderzon, 2017).

Es debido a esto, que se revela la necesidad de realizar un reconocimiento interno del área de atención en urgencias de una IPS, que pueda ser escalado a cualquier IPS de propósito general que utilice un sistema de atención similar (Eiset, Erlandsen, Møllekær, Mackenhauer, & Kirkegaard, 2016), y, que permita conocer

su reacción a los cambios y mejoras con un riesgo mínimo pre implementación (Abad, 2002), lo que conduce al objetivo de esta investigación.

Esta investigación buscó modelar mediante simulación discreta el sistema de atención en urgencias de una IPS de propósito general, con el fin de proponer cambios que permitan a los directivos de esta disminuir la cantidad de personas en sistema, para así permitir a los recursos mejorar su enfoque y la calidad del servicio.

La metodología está dividida en 4 etapas principales, subdivididas cada una en sus propios elementos para facilitar el desarrollo de los entregables. La primera etapa se enfocó en analizar datos reales extraídos del departamento de urgencias de una IPS de propósito general, se seleccionaron y procesaron como datos estadísticos de las llegadas y atención de pacientes en urgencia, con los cuales se procedió a la segunda etapa, donde se diseñó y evaluó un modelo de simulación con el objetivo de representar correctamente el sistema de atención en urgencias de la IPS, con el cual se procedió a hacer cambios planteando diferentes escenarios en la simulación mediante el cambio de valor de variables controladas mediante un modelo de optimización permitió la mejora en indicadores clave del mismo.

Por último, con toda la información obtenida en estas etapas, se compararon los modelos y presentaron los resultados y las conclusiones del estudio.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

2.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Actualmente, el sistema nacional de salud en Colombia según el reporte de competitividad mundial 2016-2017, ocupa el lugar 88 de 137 países (Schwab, 2017), por debajo de la media entre los países analizados, esto se debe a que es incapaz de mantener el alto volumen de demanda que afronta (Flórez & López, 2015), a causa de sus problemas administrativos y de recursos (Álvarez, 2010), dado esto, las Instituciones prestadoras del servicio (IPS) sufren constantemente de desbordamientos de capacidad graves que ponen en riesgo la vida de los colombianos (Barragán & Phil Anderzon, 2017), lo que hace necesario prestarle especial atención a este problema.

El “Sistema general de seguridad social en salud” en Colombia, está compuesto por 7 integrantes fundamentales (Congreso De Colombia, 1993), entre los cuales se encuentran las entidades de control, las entidades promotoras de salud (EPS), las instituciones prestadoras del servicio (IPS) y los usuarios cotizantes y beneficiarios; estos integrantes, en sincronía, son los encargados de hacer funcionar el sistema con el objetivo de garantizar la asistencia integral en salud de todos los colombianos.

Sin embargo, este objetivo se ve opacado por los problemas que enfrenta el sistema general de seguridad social en salud en lograr su meta, que aunque pese a que gran parte de estos se deben a condiciones políticas, administrativas y económicas, que deben subsanarse desde los diferentes niveles de autoridad estatales e institucionales encargados de controlarlas, (Álvarez, 2010), es pertinente enfocarse también en las tecnicidades operativas de los prestadores del servicio, en este caso las IPS.

Se estima que, en Colombia, las IPS atienden entre 12 y 14 millones de consultas en urgencias por año, cerca del 66% del total de las llegadas de toda la IPS (Flórez & López, 2015), este peso porcentual también se ve reflejado en el nivel de ocupación de esta área, que puede alcanzar hasta un 252%, pero con la particularidad de que el 63.8% del total de llegadas realmente no presentan una urgencia médica (González et al., 2007), llevando a una saturación innecesaria del sistema.

El Triage (Martinez, 2005), es el encargado de organizar estas urgencias, y de permitir la implementación de políticas de atención mediante un indicador de gravedad asignado por un profesional médico y regulado por la ley (Republica Colombia & Ministerio de Salud y Protección Social, 2015), sin embargo, debido a que sin importar su gravedad todas las personas deben ser atendidas (M. de S. y la P. S. de Colombia, 2015), este “filtro” no evita la saturación del sistema.

Esto hace que las personas cuya gravedad es mínima pasen mucho tiempo esperando ser atendidas o en su defecto si ya lo han sido, esperando ser eliminadas del sistema (González et al., 2007), que, junto con los retrasos en las autorizaciones de las EPS (Álvarez, 2010) y los tiempos muertos generados por tecnicidades y atención (Azadeh, Pourebrahim Ahvazi, Motevali Haghhighii, & Keramati, 2016) generan que estas personas estén mucho más tiempo de lo requerido (Barragán & Phil Anderzon, 2017) consumiendo recursos y espacio valioso necesario para otras urgencias.

El impacto de este problema es grande, se estima que en Colombia existe un hacinamiento que puede superar fácilmente el 252% de la capacidad de atención en la sección de urgencias, y que constantemente supera el 100% en la mayor parte de los hospitales y clínicas del país (Flórez & López, 2015), esto hace que los pocos recursos disponibles mantengan sobresaturados permitiendo fenómenos como los “paseos de la muerte” y la atención ineficiente que puede llevar al aumento de la gravedad en los pacientes y acarrear consecuencias permanentes en su salud e incluso llevando a su muerte (Barragán & Phil Anderzon, 2017).

Existen varias características importantes de este problema. Las IPS se diferencian en su enfoque de atención, además, la gran cantidad de instituciones prestadoras del servicio en el país hacen que tomar una muestra representativa del problema sea una tarea colosal e ignoraría factores clave individuales como las características poblacionales y sociales, sin embargo, es posible enfocarse en las instituciones de propósito general y, dado que el sistema de atención por triage es el mismo en todo el país (Republica Colombia & Ministerio de Salud y Protección Social, 2015), el problema es escalable partiendo de un único centro de servicio; además de esto, el problema es recurrente con picos periódicos, lo que hace la búsqueda de soluciones considerablemente más compleja.

2.2. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Actualmente se presentan tasas de hacinamiento que pueden exceder hasta en un 252% la capacidad del área de urgencias de IPS de propósito general.

2.3. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿Qué modificaciones se deberían proponer en los procesos o el uso de recursos del departamento de urgencias de una IPS de propósito general que permitan mejorar su desempeño en el indicador de hacinamiento?

2.4. SISTEMATIZACIÓN DEL PROBLEMA

- ¿Cómo se encuentra actualmente el sistema y que indicadores describen este estado?
- ¿Cómo se debería modelar el funcionamiento del proceso?
- ¿Qué cambios se deben proponer para el sistema real en base a comparación de escenarios planteados en el modelo?

3. JUSTIFICACIÓN

Este problema, aunque es de índole nacional, y tiene diversas causas mencionadas anteriormente (véase capítulo 2.1), permite limitar su alcance a características puntuales y lugares específicos, como es el caso de la IPS elegida en la ciudad de Tuluá, que presenta el problema llegando incluso a mostrar una sobreutilización de su capacidad de urgencias que puede ser mayor al 100% según el criterio de los profesionales que la administran.

Con el objetivo de enfrentar este problema, como se verá en el capítulo 4.2 se han realizado variedad de investigaciones, enfocadas principalmente en la mejora técnica general en la atención en urgencias, debido a que otras inclemencias políticas, ambientales, económicas y sociales no derivan en soluciones aplicables.

De estas investigaciones, la mayoría se enfocan en modelos de simulación, dado que este tipo de modelos, tienen un mayor margen de maniobra, permiten características estocásticas y modelos de múltiples servidores matemáticamente complejos, que dificultarían la realización de un modelo matemático puro que lo represente y además permiten la implementación efectiva.

Para esta investigación, se recolectaron datos estadísticos de la IPS, se organizaron y procesaron y, a partir de estos, se determinaron indicadores actuales del funcionamiento del sistema, ya que para proponer una mejora al sistema actual es necesario conocer el mismo. Estos datos, también permitirán modelar mediante software avanzado el sistema, lo cual llevó a un modelo con el cual es posible la realización de pruebas o integración de nuevas propuestas o herramientas que permitan la mejora del sistema en los indicadores planteados.

Por último, los resultados de esta investigación serán socializados con la IPS para que esta decida sobre la toma de medidas pertinentes en sus instalaciones, sin embargo, dado que este es un sistema normalizado (Republica Colombia & Ministerio de Salud y Protección Social, 2015) con procesos claros y pocas variaciones a escala nacional, queda abierta la adaptación de los resultados de esta investigación para ser implementados en otras IPS bajo el concepto de escalabilidad, variando factores socioculturales representados en los datos estadísticos de cada IPS y los recursos disponibles de estas, con cambios mínimos en la estructura de los modelos.

4. MARCO DE REFERENCIA

4.1. MARCO TEÓRICO

Con el fin de mejorar la comprensión de este documento, es necesario primero definir algunos conceptos fundamentales y algunas especificaciones clave de este trabajo; como primera instancia, se deben definir algunos términos clave usados en la atención de urgencias en las IPS.

Las Instituciones prestadoras de salud (IPS) usan un sistema de clasificación de usuarios en urgencias llamado Triage, este también es usado en la atención de los pacientes en ambulancias, y en la selección de la institución donde serán atendidos, el Triage es una clasificación inicial para los pacientes basándose en sus necesidades terapéuticas y en los recursos disponibles para su disposición (Martinez, 2005), es regulado directamente por la ley y depende de 5 clasificaciones, desde Triage5 (Complejidad baja) hasta triage1 (alta complejidad) (Republica Colombia & Ministerio de Salud y Protección Social, 2015)

Para efectos de este estudio, se entenderá como sistema de atención en emergencias o urgencias a todos aquellos procesos relacionados entre sí que permiten la atención de pacientes en el departamento de urgencias de una IPS, el cual es una unidad integral que la IPS dedica para atender, estabilizar y manejar pacientes que se encuentren en gran variedad de situaciones (Martinez, 2005) sean urgencias (necesidades de atención inmediata) o no; también es importante aclarar que algunos autores diferencian entre urgencias y emergencias mediante la cantidad de riesgo real que existe para la vida del paciente, o bien toman el concepto de emergencias como eventos que afectan negativamente a gran cantidad de personas o recursos al mismo tiempo, sin embargo, para facilitar la comprensión de este estudio, se usó el mismo concepto para urgencias y emergencias, definido como una situación que precise atención inmediata, sea un riesgo inminente para la vida del paciente o no y omitiendo el caso de emergencias de carácter externo o ambiental, que no serán tratadas en esta investigación.

Estas situaciones son atendidas por personal especializado, específicamente especialistas en medicina de urgencia y enfermería de urgencias encargados de reconocer y atender eficazmente los padecimientos que puedan tener los pacientes (Martinez, 2005).

La saturación de estos recursos puede ser analizada mediante herramientas de ingeniería como la teoría de colas (Abad, 2002), que además de esto provee indicadores de rendimiento como la tasa de utilización de recursos o la cantidad de entidades promedio en el sistema.

El análisis de datos por ende se convierte en una herramienta fundamental para el modelado de sistemas basados en la realidad, en el caso de las llegadas de entidades en teoría de colas es usual que estas se adapten a distribuciones de probabilidad que son funciones de probabilidad de ocurrencia, las cuales pueden ser estimadas mediante herramientas de inferencia estadística (Ruiz-Maya, Pérez, & Pliego, 2000) que es la rama de la estadística que busca obtener información por métodos inductivos de una población por medio de datos recolectados de una muestra representativa y pueden ser corroboradas mediante pruebas de bondad de ajuste y contraste de hipótesis.

Estas distribuciones de probabilidad pueden ser usadas en simulación discreta, que es una técnica de ingeniería usada para representar el comportamiento de eventos discretos, o eventos cuyos resultados posibles se encuentran perfectamente indexados.

La combinación adecuada de estas herramientas permite generar escenarios simulados, un escenario, es una representación de un sistema que se diferencia de otros escenarios del mismo sistema por cambios en variables o estructura, estos se pueden simular mediante software especializado como ARENA® (Drevna, Kasales, & Allen, 2011) capaz de generar un modelo o conjunto de variables, restricciones y funciones matemáticas que representan un sistema (Abad, 2002), este modelo, si es basado en la realidad, puede ser verificado mediante pruebas y comparación con el sistema real.

4.2. REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE

El sistema general de seguridad social en salud de Colombia es blanco de críticas por parte de diferentes medios y expertos debido a su complejidad, costos, baja competitividad y eficiencia (Merlano & Gorbanev, 2013). Significó un paso sustancial en la prestación de servicios de salud y cobertura en Colombia, la cual pasó de ser de un 30.4% a un 57% en tan solo dos años desde su implementación (Zambrano, Ramírez, Yepes, Guerra, & Rivera, 2008), pero, pese esto, el sistema mantiene presentando problemas en tención y cubrimiento.

Para (Álvarez, 2010) estos problemas, se deben principalmente a la estructura del sistema, donde la salud, a partir de la ley 100 de 1993 se convierte en un negocio de trueque que únicamente garantiza responsabilidad contractual de atención universal, y que depende directamente del mercado y de la legalidad laboral que determinan el número de cotizantes al sistema, sin embargo, el número de beneficiarios aumenta cada vez más, disminuyendo la cantidad de recursos limitados de los que estos disponen y que las EPS pueden asignar.

Las IPS no son entidades verdaderamente autónomas administrativa y financieramente, según (Carrioni et al., 2007) la autonomía de las IPS se ve opacada por factores externos e internos, así como por la posición predominante de las EPS, quienes pueden retrasar servicios y pagos incrementando los problemas de eficiencia en las prestadoras del servicio. Las IPS por ende, sufren de problemas de recursos y de capacidad que se ven reflejados en el cuidado de sus pacientes, según (Flórez & López, 2015), la ocupación en entidades prestadoras de servicio de salud en Colombia en general sobrepasa la capacidad instalada, llegando incluso a un 252% en el departamento de urgencias de IPS de tercer nivel.

Aunque los defectos del sistema deben ser solucionados desde los organismos que los controlan, estas tasas de ocupación específicamente en el departamento de urgencias con un peso de llegadas mayor al 66% de toda la IPS tienen una causa específica, para (Flórez & López, 2015) el 63.8% de estas no corresponden a una urgencia, y pueden ser atendidas de forma que eviten la congestión en urgencias reales. Las consultas no graves, deben ser atendidas (M. de S. y la P. S. de Colombia, 2015), y usualmente corresponden a lesiones leves y problemas respiratorios que pueden ser tratados en centros prehospitalarios (González et al., 2007), sin embargo, estos casos se combinan con urgencias reales en los departamentos de urgencias de las IPS, lo que genera consternación, malos tratos y un decremento sustancial en la calidad del servicio.

Esta saturación hace que los usuarios prefieran quedarse en casa que sufrir la inclemencia de ir a una IPS en una urgencia, para (Barragán & Phil Anderson, 2017), hasta 20% de las personas prefieren automedicarse con drogas restringidas a orden médica poniendo en grave riesgo su salud con el fin de evitar malos tratos por la calidad de un servicio de urgencias que asistir a este.

Teniendo en cuenta este problema, y su naturaleza dinámica, ha sido frecuentemente estudiada la forma de medir y pronosticar esta saturación (Ajami, Ketabi, Yarmohammadian, & Bagherian, 2012) describen un proceso estadístico

conveniente para encontrar la probabilidad de llegadas y atención, con el fin de mejorar el control de los procesos, (Au et al., 2007) va un poco más allá, usando las distribuciones de probabilidad para intentar predecir la ocupación en el departamento de urgencias de un hospital.

Esta ocupación, ha sido representada mediante modelos matemáticos, como muestran (Eiset et al., 2016), cuyo modelo dependiente del tiempo intenta predecir datos importantes del rendimiento de colas de un departamento de urgencias, también ha sido representada mediante modelos de simulación, que a diferencia de los modelos matemáticos pueden tener mayor cantidad de factores manteniendo una baja complejidad para el modelador, como lo demuestran (Maria & Antonio, 2008), que no solo buscaron modelar el sistema, sino también compararlo con uno en plan de implementación para conocer sus efectos, así mismo (Garde, Azcárate, & Mallor, 2011) usa un modelo similar para permitir la toma de decisiones relacionadas con la planificación de recursos.

En el campo de la simulación, también se ha aplicado el concepto de dirección de procesos empresariales (BPM), que a (Sbayou, Bouanan, Zacharewicz, Ribault, & François, 2017) les permitió mejorar criterios importantes como la cantidad de recursos usados. La simulación predictiva basada en la realidad es la que ha sido usada con mayor frecuencia en este tipo de situaciones, como lo demuestra (Kolker, 2008), que desarrolló una metodología para conocer las relaciones cuantitativas entre las características del departamento de urgencias y el tiempo que los pacientes se mantienen en espera. La simulación del entorno real queda entonces como la de mayor uso en este problema, inclusive en Colombia, donde (Grimaldo-León, Silva-Rodríguez, Espitia-García, & Pan-Chaparro, 2015) lograron usarla para encontrar en el departamento de urgencias de una IPS de Tunja (Boyacá) una combinación factible de recursos capaz de mejorar los tiempos de espera de los pacientes hasta en un 18%.

Estos modelos de simulación basados en la realidad como demuestran (Evans, Gor, Unger, & Gor, 1996) pueden ser útiles para evaluar diversos factores y asignaciones de recursos, siendo completamente compatibles con la teoría de colas actual (Laskowski, McLeod, Friesen, Podaima, & Alfa, 2009), con datos que se pueden medir con facilidad y pueden ser modelados en un sistema capaz de optimizar los recursos (US 2003/0050794A1, 2003).

Debido a esto, en la literatura es muy común encontrar modelos de simulación basados en la realidad específicamente enfocados no solo en medir el estado actual

de los sistemas de atención en urgencias, sino también en mejorarlos, (Taboada, Cabrera, Luque, Epelde, & Iglesias, 2012) usó un sistema de simulación para diseñar un soporte que permitiera tomar la mejor decisión informada representando agentes pasivos y reactivos del sistema, (Wang, Li, Tussey, & Ross, 2012) emularon el flujo de pacientes en una sala de urgencias con el fin de encontrar los procesos más críticos y sensibles a alteraciones, y ver que sucedía si les cambiaba las políticas del estado original, con esto lograron una mejora sustancial en las operaciones de atención en urgencias.

Sin embargo, la simulación también es usualmente fusionada con otras herramientas avanzadas de ingeniería, como la optimización, (Ghanes et al., 2014) usó un modelo de simulación basado en optimización para mejorar las operaciones de un departamento de urgencias y permitirles a los administradores tomar la mejor decisión sobre en qué recursos invertir llegando a una mejora de hasta 50% en el tiempo de estadía de los pacientes, (Wargon et al., 2015) llegó a resultados similares optimizando el recurso humano del sistema.

Así mismo, es posible usar la simulación no solo para modificar políticas y recursos, (Azadeh et al., 2016) describió un modelo de simulación basada en optimización con el objetivo de reducir los errores humanos en el procedimiento, esto les permitió conocer la solución de su problema particular con una alta tasa de éxito, (Kuo, Rado, Lupia, Leung, & Graham, 2016) y (Weng & Wang, 2011) en cambio, usaron un modelo de simulación en ARENA® (Drevna et al., 2011) para analizar el flujo de pacientes en un departamento de urgencias y conocer el impacto de su relocalización y la relocalización de sus recursos respectivamente, mejorando el rendimiento general del departamento de urgencias en el caso de (Weng & Wang, 2011) hasta en 8%, así mismo, estudios basados en estadística, simulación y teoría de colas también lograron una mejora en los tiempos de espera llegando en el caso de (Ibrahim, Liong, Bakar, Ahmad, & Najmuddin, 2017) hasta una disminución del 25%, o en los de (Ahmed & Alkhamis, 2009) y (YEH & LIN, 2007), a un 40% y 43% respectivamente de mejora en este mismo indicador.

Los problemas de atención en urgencias han sido frecuentemente estudiados, tanto en sus orígenes como en el desarrollo y uso de técnicas que permitan mejorar indicadores clave de desempeño, La literatura actual muestra el predominio de técnicas de simulación estadística, optimización y teoría de colas, que han demostrado su efectividad en la búsqueda del objetivo teniendo en cuenta las necesidades y el contexto de cada institución.

5. OBJETIVOS

5.1. OBJETIVO GENERAL

Proponer una mejora para el desempeño en la tasa de hacinamiento del departamento de urgencias de IPS de propósito general aplicando simulación discreta.

5.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar la caracterización de los procesos que se manejan en el sistema de estudio, en función del desempeño en la tasa de hacinamiento.
- Diseñar un modelo de simulación con las características del sistema original.
- Definir la propuesta de mejora, mediante la comparación de posibles escenarios utilizando el modelo de simulación.

6. METODOLOGÍA

6.1. TIPO DE ESTUDIO

Las condiciones de este estudio hacen que el mismo pueda ser tomado como una investigación aplicada cuantitativa (Sabino, 1992), dado que el objetivo del mismo es la aplicabilidad de una ciencia a un caso particular con el fin de resolver o mitigar un problema real partiendo de datos numéricos medidos objetivamente.

6.2. ÁREA DE ESTUDIO

El estudio se realizó en el departamento de urgencias de una institución prestadora del servicio de salud de propósito general de la ciudad de Tuluá - Valle del Cauca.

El área a estudiar, por disposición legal para cualquier IPS debe contar con acceso desde el exterior y debe tener las funciones de recepción, valoración, examen y tratamiento de los pacientes que requieran el servicio, así mismo, la situación de cualquier entidad que ingrese al sistema debe ser resuelta en un plazo no mayor a 24 horas (CAMPOS, 2010).

6.3. POBLACIÓN Y MUESTRA

Dado que el problema es escalable (véase capítulo 2.1), es posible reducir la complejidad del mismo a un caso particular, cuyos parámetros y recursos varían dependiendo del lugar de la investigación debido a factores socio-culturales políticos y ambientales, sin embargo, aunque los valores cambian, el procedimiento para este estudio es similar independientemente del lugar, siempre y cuando se mantenga cubierto bajo la normativa nacional de organización del sistema de atención en urgencias (CAMPOS, 2010) determinado por la clasificación triage (Republica Colombia & Ministerio de Salud y Protección Social, 2015) por esto, usando este documento como guía metodológica, será posible para cualquier IPS bajo esta normativa generar resultados especializados con base en sus datos particulares, que permitan la búsqueda de objetivos similares.

Para esta investigación, con una duración estimada de 8 meses, se usaron datos históricos generales de llegadas y atención de pacientes en el departamento de urgencias de la IPS a estudiar, estos datos deberán ser proporcionados por la IPS o serán medidos si el caso amerita, teniendo en cuenta factores de inferencia estadística como confiabilidad y error esperado.

6.4. VARIABLES DE ESTUDIO

Es necesario aclarar que las variables de respuesta, serán definidas en la primera parte de la investigación (caracterización del proceso) y son los indicadores de desempeño del servicio usados actualmente por la IPS o propuestos en el desarrollo de este estudio con base en fundamentos de teoría de colas (Abad, 2002).

Como variables independientes serán usadas las marcas de tiempo de llegadas de entidades al departamento de urgencias de la IPS, las cuales según el artículo 10 la resolución 5596 de 2015 (Republica Colombia & Ministerio de Salud y Protección Social, 2015) deben ser almacenadas por la institución con el fin de mantener un indicador de tiempos promedio de atención para cada triage, son variables fijas discretas no controladas que identifican el estudio particular en cada IPS, se encuentran en la dimensión de tiempo y entidades o pacientes, estos parámetros fueron operados con técnicas estadísticas (véase capítulo 6.6) para obtener indicadores de razón continuos en forma de funciones de probabilidad de llegadas con dimensiones de [entidades/tiempo].

Así mismo, se usaron las marcas de tiempo de salidas reales, que son parámetros discretos fijos no controlados ubicados en las dimensiones de tiempo y entidades, y proporcionados por la institución.

También se tendrán en cuenta variables de recursos, que son variables controladas discretas en la dimensión de entidades o tiempo, y serán categorizadas según el tipo de recurso y definidas de forma específica en la primera parte de esta investigación.

6.5. TÉCNICAS DE RECOLECCIÓN DE LA INFORMACIÓN Y FUENTES

Teniendo en cuenta lo anterior, se plantea una estrategia de recopilación de datos por medio de fuentes primarias como las bases de datos de la IPS, libros, mediciones, artículos, tesis, investigaciones, estudios estadísticos del gobierno o encuestas, y secundarias como artículos de revisión. De igual forma, se tomaron como bases técnicas la inferencia estadística, el manejo de datos, la teoría de colas, la investigación de operaciones, la simulación, la programación y la teoría general de sistemas, con el fin de realizar el debido seguimiento a los factores analizados en cada fase del estudio.

6.6. PLAN DE ANÁLISIS

Para el análisis de datos, se usaron técnicas de agrupación por marcas de tiempo, que permitirán gestionar la información de forma más detallada y computacionalmente menos exigente, en este paso, los datos obtenidos mediante mediciones, bases de datos e investigación, se agruparon en rangos de tiempo, con el objetivo de hacer más preciso el análisis, y, a su vez hacer este más apegado a cada IPS.

Estos datos agrupados serán procesados mediante herramientas de estadística inferencial como los métodos de rango mediano o de frecuencias relevantes, que permitirán obtener distribuciones de probabilidad afines juzgadas mediante contraste de hipótesis, que resultaron en parámetros válidos descriptivos del estado actual del sistema real por cada rango de tiempo establecido.

Así mismo, se usaron herramientas avanzadas de ingeniería que permitan generar datos probabilísticos y simular cambios en el sistema, y, que ayuden a conocer la reacción de los indicadores propuestos en la primera parte de este documento a estos cambios, con el fin de permitir comparar los indicadores originales y modificados.

6.7. CONSIDERACIONES ÉTICAS

Es necesario contemplar que para la realización de este proyecto se deben tener en cuenta aspectos éticos y legales, que restringen los resultados y posibles cambios a realizar para el bienestar de los pacientes o entidades involucradas, como la normativa de la atención por clasificación triage, que mediante los artículos 3 y 5 de la resolución 5596 de 2015 (Republica Colombia & Ministerio de Salud y Protección Social, 2015) restringe la prioridad de atención, la asignación de triage y los tiempos máximos de atención en el área a estudiar.

También se deben considerar, los requerimientos mínimos necesarios en cualquier entidad que preste el servicio de urgencias médicas, teniendo en cuenta que estas cambian según el tipo de entidad bajo la resolución 2003 de 2014 (Salud, 2014), y las normativas o políticas de organización del sistema derivadas de esta ley y contempladas bajo el mandato y supervisión de entes locales, departamentales e institucionales.

Así mismo, es necesario también que las modificaciones sugeridas a los procesos respeten el plan estratégico de la IPS, las condiciones de trabajo de los recursos

humanos involucrados reglamentadas por el actual código sustantivo del trabajo y las normativas de salud ocupacional (República de Colombia, 1994).

A su vez, se deben tener en cuenta los recursos técnicos que limitan la capacidad del área estudiada y el riesgo que los cambios sugeridos puedan suponer para la vida de los pacientes.

6.8. DISEÑO METODOLÓGICO

Para lograr el perfecto cumplimiento de los objetivos, es necesario tener una guía metodológica que muestre de manera general los pasos necesarios a seguir, para esto, se usó una metodología basada en la estructura de descomposición del trabajo (EDT), que permitirá dividir el trabajo en hitos entregables con recursos conocidos.

Diagrama 1. Estructura de descomposición del trabajo



Fuente: Elaboración propia.

Teniendo en cuenta la estructura de descomposición de trabajos, es posible entonces elaborar un plan metodológico que servirá como guía principal para el desarrollo de este proyecto; no obstante, es importante aclarar que el plan metodológico no es una guía rígida para la estructura física de este documento, aunque si es una guía práctica metodológica fundamental para el desarrollo del estudio en sí.

6.8.1. Plan metodológico

Con base en lo anterior, el plan metodológico está compuesto por 5 elementos clave, cada uno con sus propia desagregación y resultados.

6.8.1.1. IPS

En este elemento se establecen los requerimientos básicos del proyecto, como el establecimiento de relaciones con al menos una IPS dispuesta a colaborar con la investigación y los trámites legales relacionados.

Pasos:

- Adquisición de permisos en IPS
- Legalización de procedimientos

Resultados:

Se obtendrá permiso de acceso a las bases de datos de una IPS, así como acceso físico y guía sobre los procesos en el área de urgencias.

6.8.1.2. Datos

En este proceso se realiza la adquisición y posterior tratamiento de todos los datos necesarios para la simulación.

Pasos:

- Mapeo de procesos
- Recolección de datos
- Clasificación de datos
- Digitalización de datos
- Agrupación de datos
- Inferencia estadística

Resultados:

Este elemento genera la secuencia de procesos del sistema, así mismo, provee las funciones de distribución de probabilidad que rigen las llegadas, salidas y atención de los pacientes en el tiempo, mediante datos obtenidos de la base de datos de la IPS y métodos de inferencia estadística.

6.8.1.3. Modelo

Se crea un modelo de simulación que permite representar el ala de atención en urgencias de la IPS.

Pasos:

- Estructura del modelo
- Modelado de datos
- Simulación
- Verificación del modelo

- Indicadores de estado

Resultados:

Este ítem genera un modelo de simulación verificado, además de eso, provee indicadores generados por la simulación.

6.8.1.4. Mejora

En este elemento se procederá a plantear e implementar un plan de cambios en la simulación original, basado en técnicas de ingeniería o métodos de optimización basada en simulación con el objetivo de mejorar los indicadores obtenidos en el punto 6.8.1.3, priorizando el indicador de entidades en sistema.

Pasos:

- Plan de mejora
- Implementación de cambios
- Simulación
- Indicadores de estado

Resultados:

Este ítem genera los mismos indicadores de estado planteados en el punto 6.8.1.3, pero esta vez, sus valores dependen de los cambios efectuados en el sistema simulado.

6.8.1.5. Resultados

Por último, se comparan e interpretan los resultados de la simulación sin modificar, así como la simulación modificada, con el fin de distinguir si estos fueron favorables y, socializarlos con la IPS.

Pasos:

- Comparación de resultados
- Análisis de resultados
- Generación de propuesta de mejora
- Socialización de propuestas

Resultados:

Este punto recopila la información obtenida a lo largo de toda la investigación, la homogeneiza y muestra en forma simple las características y resultados importantes obtenidos, así mismo, permite conocer el grado de cumplimiento de los objetivos y, según sea la favorabilidad de los resultados permite proponer a la IPS cambios que le permitan mejorar su servicio de urgencias.

7. CARACTERIZACIÓN DEL PROCESO

7.1. DEPARTAMENTO DE URGENCIAS

El departamento de urgencias es una unidad integral que las IPS dedican para atender, estabilizar y manejar pacientes que se encuentren en gran variedad de situaciones (Martinez, 2005) sea necesidades de atención inmediata o no.

En Colombia, este departamento es categorizado dependiendo de las capacidades técnicas y tecnológicas de la IPS, dividiéndose en urgencias de baja complejidad y urgencias de mediana y alta complejidad, y regulado en cuanto a sus requisitos mínimos de operación por la resolución 2003 de 2014.

Sin embargo, aunque esta normativa es a nivel nacional, los procesos necesarios para llegar cumplirla pueden ser modificados localmente, a nivel departamental, municipal e incluso de IPS, siempre y cuando conserven el sistema de clasificación por triage, garanticen las demás condiciones de calidad y atención decretadas por la legislación nacional y cumplan con los requisitos indispensables del proceso asignados por el ente regulador local.

7.2. SISTEMA DE ATENCIÓN POR TRIAGE

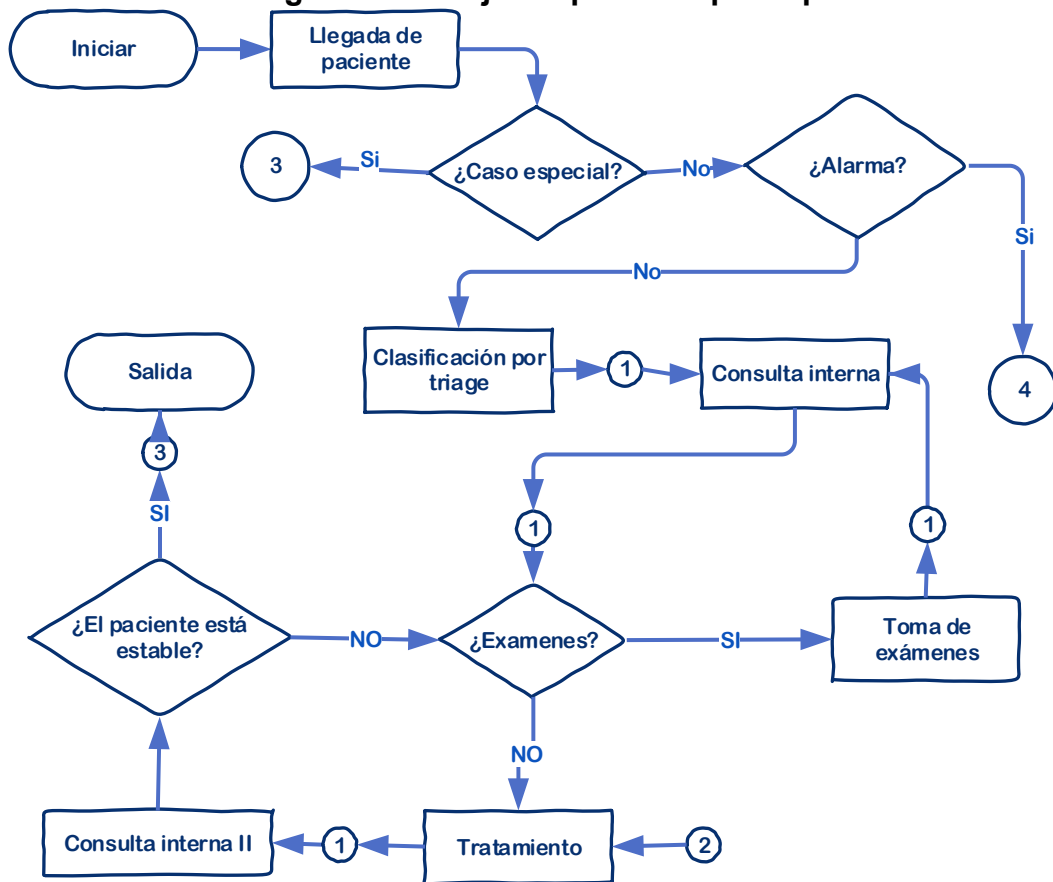
La resolución 5596 de 2015 establece en Colombia los criterios técnicos nacionales para el sistema de clasificación por triage, donde se especifica la prioridad de atención que se debe prestar a los pacientes y se regulan los tiempos máximos permitidos para cada clasificación, según esta resolución, la clasificación de todos los pacientes que ingresen en el servicio de urgencias debe ser:

Tabla 1. Niveles de Triage

Triage	Tipo	¿Puede evolucionar ?	Tiempo de atención
1	Vida u órganos comprometidos, u otras condiciones que por norma exijan atención inmediata.	Si	Inmediata
2	Vida u órganos no comprometidos, pero puede incrementar rápidamente el riesgo de pérdida de un miembro u órgano o tener presencia de un dolor extremo.	Si	Máximo 30 minutos
3	Requiere de medidas diagnósticas y terapéuticas en urgencias, y, un examen complementario o un tratamiento rápido.	Si	Promedio definido por la IPS

7.3.1. Proceso principal

Diagrama 3. Flujo de proceso principal



Fuente: Elaboración propia con base en entrevistas y visitas con los involucrados.

El proceso principal que rige todos los subprocesos operativos para la atención en urgencias de una IPS inicia con la llegada del paciente, la cual se puede dar desde una remisión externa en unidades ambulatorias o como llegada independiente. En caso de remisión externa, los pacientes ya han sido evaluados mediante una clasificación especial de atención en terreno o en el lugar desde el que se ordenó la remisión, que determina su gravedad, prioridad de atención y lugar de traslado, sin embargo, el paciente es reclasificado tras su llegada. Para las llegadas independientes, el paciente pasa por el primer subproceso o recepción, donde son solicitados sus datos básicos, se clasifican los casos especiales y se pone en cola al paciente para el proceso de clasificación por triaje.

La atención en el proceso de triaje, depende del orden de llegada de los pacientes, sin embargo, si es una remisión clasificada como alta prioridad, o si el paciente está visiblemente más afectado o corresponde a un caso especial será atendido con

prioridad sobre el orden de llegada, no obstante, si un paciente recién llegado se presenta en paro cardio-respiratorio, pasa inmediatamente al subproceso código, y su triage será automáticamente asignado como 1, omitiendo el proceso de clasificación por triage en el consultorio triage; así mismo, si una paciente que llega es gestante, su consulta es relacionada con el proceso de embarazo, y no se encuentra en parto expulsivo será enviada al área de ginecología omitiendo el resto del proceso.

El proceso de triage como se mencionó en la sección 7.2 es el encargado de asignar un valor de prioridad de atención a cada paciente mediante un número o un color, este procedimiento normalmente se realiza en un consultorio con personal especializado asignado únicamente a catalogar a los pacientes, pero puede darse fuera del consultorio si la situación lo amerita.

En este proceso el paciente expondrá sus síntomas si le es posible, y será examinado rápidamente para conocer el grado de estabilidad física y mental que posee, además de esto, se clasifican algunos casos especiales o códigos.

Luego de la clasificación por triage, si el paciente es clasificado como triage 1 pasa inmediatamente a consulta interna, en cambio, si es clasificado con un triage mayor pasa al área general de urgencias donde se mantendrá en observación hasta que sea llamado.

Dado el caso de que se presenten 2 o más pacientes con la misma clasificación Triage, se deben atender primero a las mujeres en estado de gestación, seguidas de los niños, mujeres, hombres y finalmente ancianos.

Algunas IPS remiten a los pacientes con un triage mayor o igual a 3 a edificios o áreas del edificio diferentes a la sección de urgencias llamados CAP (Centro de atención prioritaria) o inclusive a consulta externa en el área de hospitalización de la IPS con el fin de disminuir la cantidad de personas en urgencias, sin embargo, dado que este sistema aun no es muy común, es conveniente enfocarse en el proceso clásico.

Luego del proceso de clasificación, el paciente será llamado a la primera consulta interna, dependiendo de la disponibilidad de consultorios y su prioridad de atención, los tiempos máximos para la atención en triage 1 y 2 son estrictamente regulados por la ley, sin embargo, para triage mayores la única regulación que existe es que

la situación del paciente sea definida en menos de 24 horas (Republica Colombia & Ministerio de Salud y Protección Social, 2015).

La consulta interna, será atendida siempre por médicos calificados, y se efectúa en el consultorio al menos que la situación amerite otro lugar, es común que, en muchas IPS, existan varios consultorios de consulta interna funcionando al mismo tiempo.

En la consulta interna, el médico realiza la anamnesis y el examen físico, y, dependiendo de los resultados decide el tratamiento a efectuar, o la toma de exámenes si es necesario, en tal caso, luego de tomados los exámenes, el paciente será llamado de nuevo para definir su tratamiento apropiado.

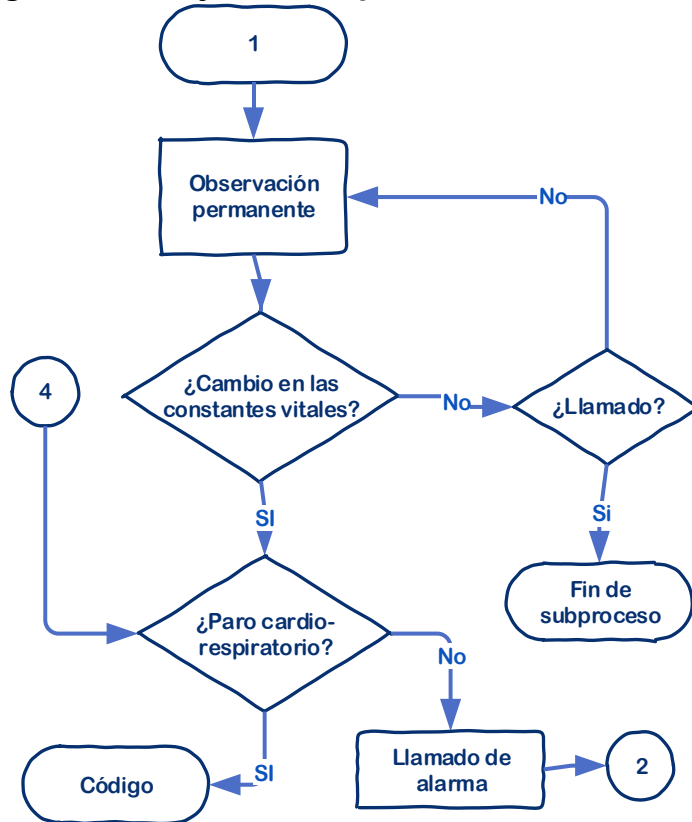
El proceso de toma de exámenes o paraclínicos tiene una duración dependiente del examen a realizar, todas las IPS de baja, mediana y alta complejidad salvo centros o puestos de salud deben tener como mínimo capacidad para prestar radiología básica y laboratorio clínico para el análisis de muestras (Salud, 2014).

Luego de la consulta interna, se inicia el tratamiento correspondiente recomendado por el médico, este proceso debería ser el más largo y depende del diagnóstico, es usualmente supervisado por auxiliares de enfermería que se encargan de la aplicación de medicamentos y tomas recurrentes de las constantes vitales de los pacientes, esto, hasta que el tratamiento recomendado por el médico finalice y el paciente sea llamado a otra consulta interna.

En la consulta interna post tratamiento, el médico tratante o aquel que haya sido asignado al paciente después del cambio de turno revalora del diagnóstico para corroborar la efectividad del tratamiento, y si el paciente se ha estabilizado es enviado al proceso de remisión o alta, si no, es posible que se le envíen más exámenes o continúe con el tratamiento.

7.3.2. Subproceso de observación

Diagrama 4. Flujo del subproceso “Observación”



Fuente: Elaboración propia con base en entrevistas y visitas con los involucrados.

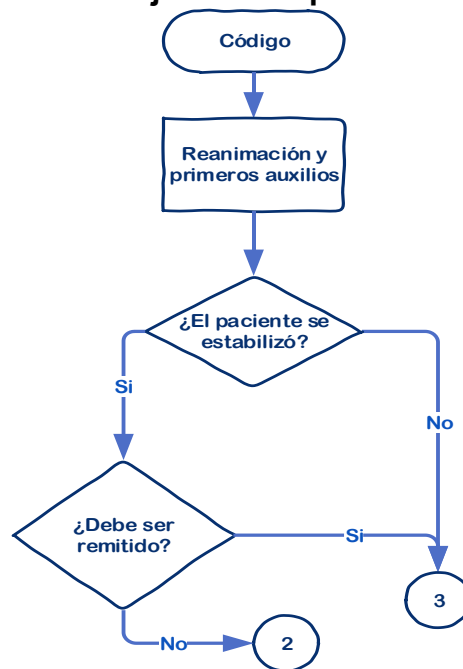
Durante las esperas del paciente en todo el proceso principal y la realización del tratamiento, el paciente debe mantenerse en observación permanente, este proceso es realizado en el área principal de urgencias por cualquier personal capacitado cercano que pueda notar un cambio indebido en la vitalidad del paciente, además de esto, durante intervalos de tiempo periódicos, se realiza la toma de las constantes vitales de los pacientes para mantener el control de cambios en su salud, este subproceso es relevado cuando el paciente es llamado a otra parte del proceso principal, o, si los signos vitales del paciente se alteran repentinamente, es declarada una alarma o un código si esta alteración implica paro cardio-respiratorio.

En un llamado de alarma, el paciente es tratado como triage 1 y pasa inmediatamente a ser prioridad, por lo que es atendido por cualquier médico disponible con el objetivo de iniciar lo más rápido posible un tratamiento eficaz, y se prioriza por sobre todas las consultas agendadas, a excepción de consultas en ejecución; el proceso es similar al de consulta interna, con la particularidad de que

muchas veces el médico debe desplazarse a la ubicación del paciente y este mantiene la atención constante de algún auxiliar o enfermero disponible hasta la llegada del médico.

7.3.3. Subproceso código

Diagrama 5. Flujo del subproceso “Código”



Fuente: Elaboración propia con base en entrevistas y visitas con los involucrados.

Existe cierta variedad de códigos usados en el área de urgencias, discriminados por colores, desde códigos que pueden detener todo el servicio como pérdida del orden público en el área o emergencias en el entorno, hasta procedimientos para abusos sexuales y violencia entre otros, sin embargo, el código azul es el más común, y recae directamente en el paciente y los recursos disponibles.

Un código azul es un sistema de alarma que implica el manejo de los pacientes en estado de paro cardio-respiratorio (Escobar Toro Fabio Alberto, 2013), y provee una forma eficiente de movilización de recursos y atención oportuna; en cada turno el jefe de enfermería es el encargado de asignar los recursos para un eventual código azul, entre ellos se encuentra el propio jefe de enfermería, un médico, y los auxiliares que considere necesarios, además de esto, se mantiene un espacio asignado únicamente para las reanimaciones o procedimientos necesarios en un código azul conocido comúnmente como unidad de reanimación.

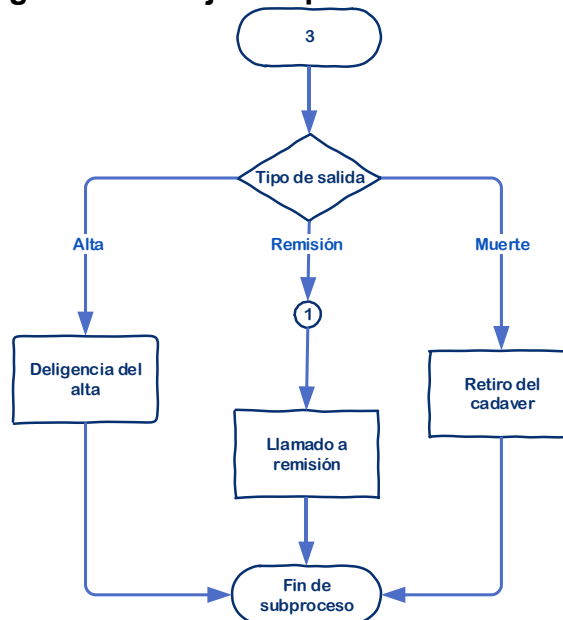
En un llamado de alarma por código azul, el personal asignado debe desplazarse inmediatamente al área de reanimación o el lugar en el área general que necesite, así, si un médico asignado se encuentra en consulta interna con otro paciente deberá pausar este procedimiento y dirigirse a atender el código; si se presentan más de un código azul simultáneamente, el jefe de enfermeros asumirá la labor de médico en los nuevos códigos hasta que otro médico sea llamado, y si todos los médicos y jefes están ocupados, los auxiliares deberán prestar primeros auxilios hasta que otro médico así sea de otro departamento de la IPS se presente.

Todos los médicos están en la obligación de atender un código azul como prioridad inmediata si son solicitados, sin embargo, si se presenta únicamente un código el encargado será el médico asignado para código en ese momento, aun así, mientras este llega el paciente debe ser atendido por cualquier profesional que se encuentre en el lugar.

Usualmente, si después de 10 minutos de reanimaciones el paciente sigue sin responder, es declarado fallecido.

7.3.4. Subproceso remisión

Diagrama 6. Flujo del proceso “Remisión”



Fuente: Elaboración propia con base en entrevistas y visitas con los involucrados.

Este subproceso es el encargado de definir el tipo de salida del paciente, si el paciente llega muerto al área de urgencias es remitido directamente a la morgue de

la IPS al igual que si fallece después de un código, algunas veces, luego de un código un paciente es remitido inmediatamente al quirófano, o a la unidad de cuidados intensivos, por tanto, también se considera que salió del área de urgencias al igual que si es dado de alta después de la consulta interna post tratamiento o es remitido a otras áreas de la IPS como la sección de hospitalización o ginecología.

Sin embargo, si no es un alta o una defunción, es probable que el paciente deba esperar la remisión en el área de urgencias hasta que el lugar a donde es remitido esté disponible.

Lo anterior permitió conocer específicamente el flujo del proceso, y los caminos que puede llegar a tomar un paciente en el sistema, mediante la caracterización y el entendimiento de este, lo cual es usado en el capítulo 8 más adelante para modelar el proceso mediante simulación de eventos discretos tomando como base la equivalencia estadística en función de la tasa de hacinamiento reflejada en el tiempo en sistema de los pacientes en diferentes secciones del flujo base del proceso.

8. SIMULACIÓN DE EVENTOS DISCRETOS

Es posible la simulación de eventos de naturaleza discreta a partir de datos característicos del sistema real, para este caso en particular, la IPS permitió el uso de su base de datos de pacientes en el área de urgencias, un compilado de más de 654.636 registros de todos los pacientes que llegaron a urgencias entre abril del año 2017 y abril del año 2018.

A partir de los datos brutos, se realizó el análisis de datos que permitió obtener una serie de distribuciones de probabilidad del sistema y finalmente conllevó a la creación de un modelo de simulación basado en el sistema real, teniendo en cuenta su variabilidad estocástica natural.

8.1. ANÁLISIS DE DATOS

Los datos otorgados por la IPS consisten en una serie de más de 38.500 registros con 17 columnas cada uno recopilados gracias al sistema de información de la IPS, cada registro corresponde a un paciente que entró y salió del sistema entre 2017 y 2018, cada columna corresponde a una característica básica del paciente, entre las que destacan fecha de nacimiento, fecha de llegada, hora de llegada, Fecha y hora de atención en triage, fecha y hora de atención, diagnóstico, triage, sexo y fecha y hora de salida, es importante destacar que la IPS filtró los datos de identificación de los pacientes, con el fin de garantizar la anonimidad de sus usuarios sin interferir en la realización del estudio.

Tabla 2. Ejemplo de estructura de datos proporcionados por la IPS

Parámetro	Valor
Fecha de nacimiento	6/09/1981
Sexo id	F
Plan descripción	COOMEVA EVENTOS URGENCIAS
Nivel triage id	2
Ingreso	209880
Departamento	10102
Llegada	6/07/2017 8:03
Clasificación	6/07/2017 8:11
Atención en urgencias	6/07/2017 8:19
Tipo de diagnóstico id	N390
Diagnóstico nombre	SINDROME DE LA ARTICULACION CONDRUCOSTAL [TIETZE]
Fecha de cierre	6/07/2017 16:30
Médico final	XXX

Fuente: Base de datos de la IPS estudiada.

8.1.1. Estructura de datos

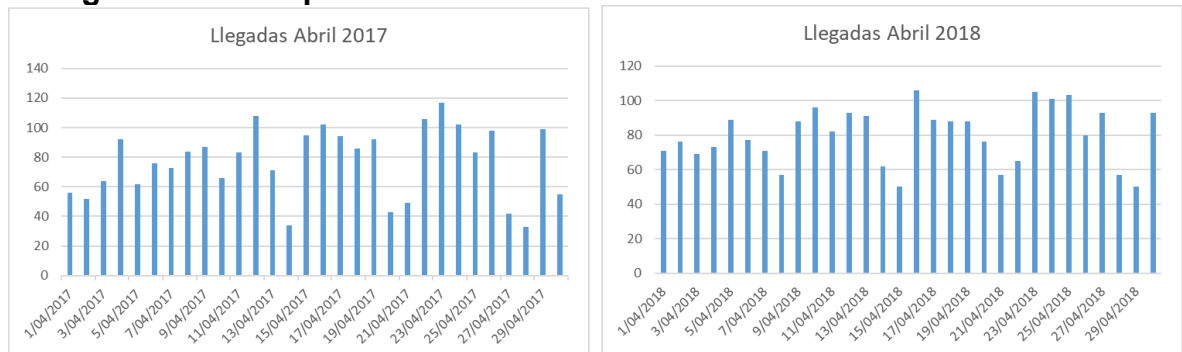
Para un correcto análisis estadístico, es necesario, en primera instancia, preparar los datos brutos, para esto, se usó la herramienta Microsoft® Excel™ que permitió automatizar en gran medida el proceso.

La estructura de los datos permite establecer de forma clara cuantos, y que datos son necesarios para el análisis, para esto, teniendo en cuenta las características de la IPS, se analizaron los siguientes factores clave:

8.1.1.1. Turnos

Una de las características principales de la IPS es su distribución de turnos, en esta, es posible reasignar recursos y agrupar eventos por cada uno de los turnos diarios que se dan en la IPS, de forma particular, la IPS a analizar usa 3 turnos al día (6 am a 2 pm, 2pm a 10 pm y 10 pm a 6 am), esto da como resultado 3 poblaciones de eventos, con características y recursos diferentes cada uno, sin embargo, esto no cubre características específicas del comportamiento del sistema a mediano y largo plazo.

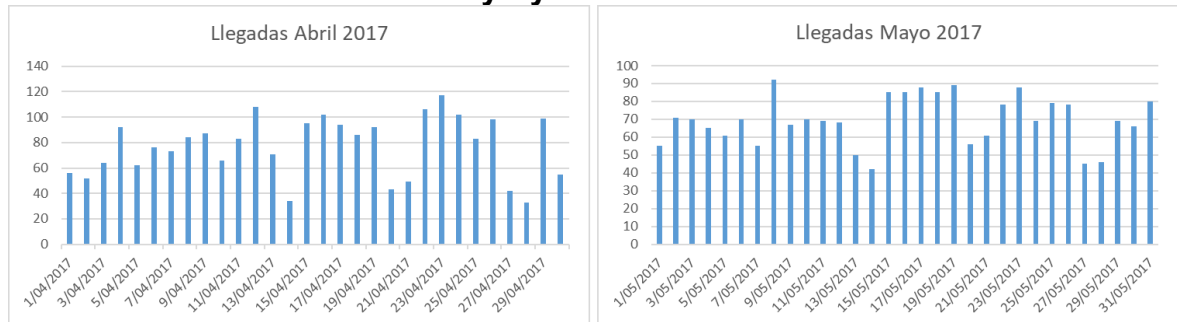
Diagrama 7. Comparación entre entradas en el mes de abril 2017 - 2018



Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de la IPS.

Como se puede observar en el Diagrama 7, la cantidad de entradas de pacientes de los días en el periodo correspondiente al mes de abril es similar tanto en 2017 y 2018 con un desplazamiento atribuible a la diferencia entre los días de semana en los dos años, sin embargo, como lo demuestra el Diagrama 8 el mes de abril tiene un comportamiento menos similar con el mes de mayo del mismo año:

Diagrama 8. Comparación entre entradas de pacientes en los meses de mayo y abril de 2017



Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de la IPS.

Esto en general ocurre en todos los meses, y también con atributos del sistema como el desarrollo estacional de algunas enfermedades reflejado en las consultas que suelen darse por periodos, es destacable, que este comportamiento periódico es observable inclusive a nivel de precisión diario, según (Wargon et al., 2015) factores sociales como las fiestas sabatinas pueden ser causantes de incrementos en consultas por accidentes el domingo, o la simple pereza de pasar un domingo en urgencias represa la llegada de pacientes hacia los días lunes (ibid., 2015), esto hace necesario presentar un intervalo de análisis que garantice la periodicidad del sistema, pero que a su vez no pierda la precisión con la que es posible controlar el área a simular.

Con base en lo anterior, una propuesta acertada de simulación consiste en simular los 365 días del año, teniendo en cuenta los 3 turnos de cada día, dando un total de 365 simulaciones con un nivel de precisión capaz de permitir el control realista de los recursos sin perder la periodicidad a largo plazo.

8.1.2. Características del sistema

Teniendo en cuenta los datos suministrados por la IPS, es necesario conocer algunos parámetros específicos del comportamiento del sistema en el mundo real para así poder comparar estos mismos con su equivalente en la simulación, y conocer estadísticamente el grado con el que la simulación se alinea con su arquetipo, para esto, se definieron los siguientes parámetros obtenidos de los datos reales, los cuales se dan para cada uno de los 1095 turnos analizados:

Tabla 3. Indicadores de estado del sistema promedio

Indicadores de estado	M	T	N
Promedio en sistema	13:10:50	12:42:13	11:25:37
Promedio en espera triage	0:32:18	0:38:21	0:27:18
Promedio de atención CI	0:19:14	0:16:48	0:08:41

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de la IPS.

8.1.2.1. Tiempo promedio en sistema

Es el promedio de tiempo en que todos los pacientes que ingresaron al área de urgencias en cada turno estuvieron en esta área.

Tabla 4. Resumen de indicadores de estado del tiempo en sistema por día

	Promedio de tiempo en sistema		
	M	T	N
1/05/2017	10:05:31	18:36:12	2:44:35
2/05/2017	15:06:02	6:19:55	7:22:57
3/05/2017	8:52:31	8:15:44	5:50:46
4/05/2017	15:09:25	11:11:51	4:57:06
5/05/2017	14:19:49	19:24:38	6:02:07
6/05/2017	16:05:45	8:04:11	11:42:13
7/05/2017	5:31:20	5:23:58	3:16:32
...
30/04/2018	10:46:40	10:07:06	18:31:43

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de la IPS.

8.1.2.2. Tiempo promedio en espera de atención Triage

Es el tiempo promedio en que todos los pacientes de cada turno estuvieron desde que llegaron al área de urgencias hasta que fueron atendidos en el consultorio triage.

Tabla 5. Resumen de indicadores de estado del tiempo de espera a triage por día y turno

	Promedio en espera triage		
	M	T	N
1/05/2017	0:28:31	0:41:29	0:30:06
2/05/2017	0:22:29	0:19:56	0:22:27
3/05/2017	0:25:29	1:06:07	0:32:34

4/05/2017	0:21:15	0:26:05	0:32:52
5/05/2017	0:29:34	0:31:34	0:38:24
...
30/04/2018	0:26:25	0:35:40	0:17:30

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de la IPS.

8.1.2.3. Tiempo promedio en espera de atención Consulta interna

Es el tiempo promedio en que todos los pacientes de cada turno estuvieron desde que entraron al consultorio Triage hasta que fueron atendidos en el consultorio de consulta interna por turno.

Tabla 6. Resumen de indicadores de estado del tiempo de espera a consulta interna por día

	Promedio de atención CI		
	M	T	N
1/05/2017	0:08:53	0:04:43	0:06:55
2/05/2017	0:13:42	0:23:16	0:05:02
3/05/2017	0:14:43	0:14:14	0:05:07
4/05/2017	0:27:34	0:42:23	0:07:39
5/05/2017	0:08:30	0:20:55	0:20:10
6/05/2017	0:09:03	0:06:00	0:04:09
...
30/04/2018	0:17:10	0:18:29	0:03:08

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de la IPS.

Estos parámetros suplirán el análisis del número de personas en sistema, debido a que dada la complejidad del sistema no es factible calcular este factor únicamente a partir de los datos brutos mediante ecuaciones de teoría de colas, como sí lo son los anteriores parámetros que miden indirectamente el objeto de este estudio:

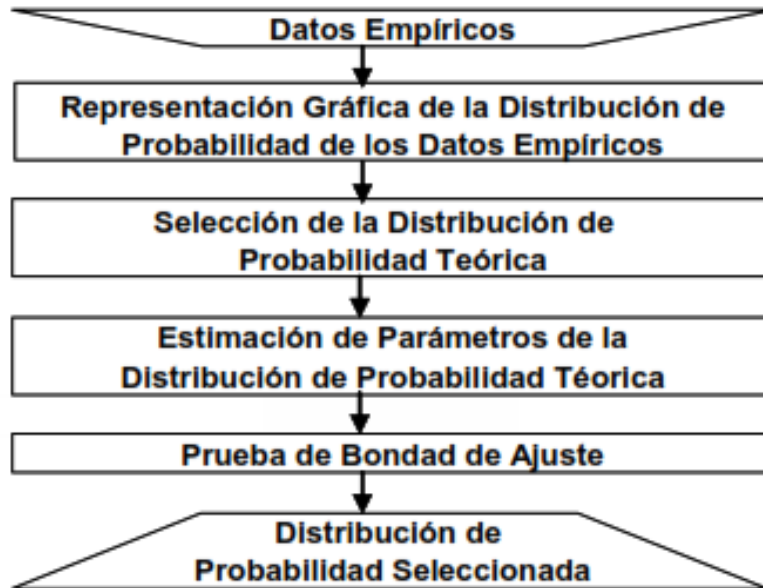
8.1.3. Análisis estadístico

Debido a la naturaleza estocástica del fenómeno a estudiar, se debe tener en cuenta que los parámetros del sistema cambian en el tiempo de forma estadística, siguiendo distribuciones de probabilidad que los regulan.

Tales distribuciones de probabilidad dependen del sistema real y se deben derivar de sus datos con el fin de llegar a la aproximación estadística más exacta posible de la naturaleza del sistema (Juan & Vargas, 2005).

Para conocer la distribución de probabilidad estadística mejor adaptada a una serie de datos es común utilizar el siguiente algoritmo:

Diagrama 9. Algoritmo para estimación de distribuciones de probabilidad a partir de datos

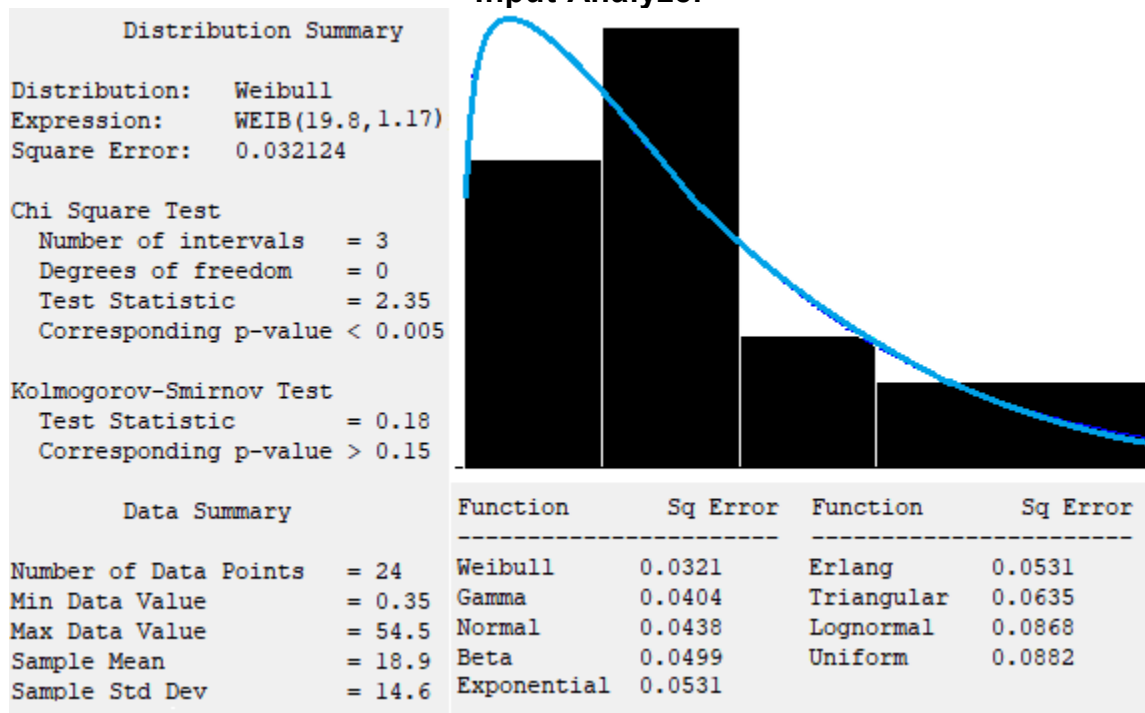


Fuente: (Juan & Vargas, 2005).

Que consiste en, a partir de la distribución de frecuencias (Método de frecuencias relevantes) de la muestra de datos empíricos recolectados del sistema real generar una serie de distribuciones de probabilidad teóricas que hipotéticamente se ajustan a las frecuencias de los datos originales, y, mediante pruebas de bondad de ajuste reconocer cuál de las distribuciones hipotéticas corresponde mejor a la serie de datos analizados.

Rockwell Automation® cuenta con el módulo *“Input Analyzer®”*, que evalúa una serie de datos y de ella obtiene diversas distribuciones de probabilidad que luego son evaluadas mediante las pruebas de bondad de ajuste *“Chi cuadrado”* y *“Kolmogórov-Smirnov”* y priorizadas bajo el menor error cuadrático con el objetivo de conocer la distribución que mejor se adapta a los datos analizados (Kelton, 2015), como lo muestra el diagrama 10.

Diagrama 10. Ejemplo de salida de estimación de distribución por "Arena Input Analyzer"



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos proporcionados por la IPS.

8.1.3.1. Automatización robótica de procesos (RPA)

Obtener funciones estadísticas de 1.095 turnos y más de 1500 enfermedades implican una cantidad considerable de tiempo, sin embargo, dada la naturaleza repetitiva del trabajo y las herramientas informáticas avanzadas actuales, es posible programar el trabajo para su posterior ejecución automática en una computadora, reduciendo cientos de horas de trabajo manual humano a poco tiempo de trabajo computacional programado, a esta forma de automatización se le llama "*Automatización robótica de procesos*" (Deloitte, 2017).

Para la automatización del proceso, se usó un robot o script programado en VBA® y en el núcleo de código abierto de la herramienta "AutoHotKey", controlada por la interfaz "Putlover's Macro Creator", que, dada su capacidad avanzada de programación, no se limitó a la grabación de acciones, si no a la programación de eventos óptima sin tiempos de desperdicio y con la menor carga computacional posible.

Algoritmo 1. Rutina VBA para la generación de listas de datos planas

```
1 subrutina VBA
2 {
3     Expandir "día" en tabla dinámica de "turno"
4     calcular "tiempo entre llegadas" en "Dia"
5     guardar vector "de tiempo entre llegadas" en "Archivo"
6     Eliminar datos generados
7 }
```

Fuente: Elaboración propia.

El algoritmo 1 muestra el pseudocódigo del robot programado, que se encarga de preparar los datos en Excel™ gracias a las subrutinas del lenguaje “VBA®”, y exportarlo a un formato compatible con “Arena input Analyzer®”, donde son ejecutados, almacenados en carpetas independientes y archivados en una base de datos de distribuciones de probabilidad en Excel, este algoritmo, se ejecutó para todos los turnos donde es necesario.

8.1.3.2. Tiempo entre llegadas

A partir de los datos brutos, y con los rangos de tiempo definidos, es necesario agrupar las llegadas por intervalos de tiempo, para esto se hizo uso de herramientas de Excel™ avanzado como tablas dinámicas y fórmulas condicionales, con las cuales se obtuvieron tres tablas dinámicas, una por turno, donde se agrupan todos los registros de ese turno por día en cada uno de los 365 días del rango a analizar.

Tabla 7. Resumen de tabla dinámica de llegadas de pacientes por turno

Fecha	Cuenta de llegadas
1/05/2017	25
2/05/2017	36
3/05/2017	29
4/05/2017	37
5/05/2017	27
6/05/2017	31
...	...
30/04/2018	55

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos proporcionados por la IPS.

A partir de estas tablas dinámicas, se ejecutó el algoritmo de automatización 1, que se encargó de capturar todos los datos de cada turno, y realizar cálculos y metodología basada en teoría de colas para obtener finalmente una serie de tiempos entre llegadas almacenados en una base de datos plana, a partir de la base

de datos, el algoritmo de automatización 2 se encargó de por cada una de las series de datos de cada día utilizar el software “Input Analyzer” de Rockwell automation® para calcular la distribución de probabilidad correspondiente a ese turno, y almacenarla en una base de datos de distribuciones de probabilidad.

Algoritmo 2. Robot script de generación automática de distribuciones de probabilidad

```

1  Dia := 1
2  Mientras Dia<365
3  {
4      Abrir subrutina VBA // (Expandir tabla dinámica,
5                          // calcular tiempo entre llegadas en "Dia",
6                          // guardar vector de tiempos en "Archivo")
7  Abrir "Input Analyzer"
8  Abrir archivo D:\Distribuciones\Llegadas\Noche\%Dia% con "Input Analyzer"
9  Analizar archivo
10 Abrir "Notepad"
11 Copiar resultados de "Input Analyzer" en "Notepad"
12 Guardar "Notepad"
13 Incrementar Dia en 1
14 }

```

Fuente: Elaboración propia.

Para finalmente obtener 1.095 distribuciones de probabilidad, correspondientes al tiempo entre llegadas de cada uno de los 3 turnos en los 365 días del año.

Tabla 8. Resumen de distribuciones de probabilidad de llegadas

Fecha	Mañana	Tarde	Noche
1/05/2017	WEIB(19.8,1.17)	69*BETA(0.653,1.85)	30+WEIB(37.3,0.412)
2/05/2017	1+LOGN(14.1,24.3)	GAMM(20.1,0.77)	LOGN(50.3,202)
3/05/2017	EXPO(15.2)	LOGN(16.8,33.6)	LOGN(16.3,25.6)
4/05/2017	41*BETA(1.04,2.53)	83*BETA(0.535,1.07)	60*BETA(0.477,1.07)
5/05/2017	EXPO(16.7)	GAMM(16.7,1.11)	GAMM(13.7,0.913)
...
30/04/2018	TRIA(0,4.1,41)	1+LOGN(24.4,43.6)	EXPO(16.8)

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos proporcionados por la IPS.

8.1.3.3. Edad

La base de datos de entradas brutas, contiene la fecha de nacimiento de cada uno de los más de 33.000 pacientes almacenados, la edad de los pacientes atendidos, depende de las características demográficas de la población y de la capacidad técnica de la IPS, así, una IPS de baja complejidad sin unidad pediátrica, atenderá niños en casos graves únicamente con el fin de estabilizarlos, remitiéndolos lo más

rápida mente posible a IPS de mayor complejidad y con unidad pediátrica; por tanto, la edad de atención usual varía considerablemente con la IPS.

Con el fin de conocer la probabilidad de que un paciente que llega tenga una edad específica, fue necesario calcular la edad de los pacientes restando la fecha de llegada a la IPS con su fecha de nacimiento, esto permitió tener un vector de edades que llevadas al software “Input Analyzer” de Rockwell automation® generó la distribución de probabilidad de edades mostrada en la ecuación 1.

$$102 * BETA(0.958,1.8) - 0.001 \quad (1)$$

8.1.3.4. Sexo

El sexo de los pacientes que llegan a una IPS al igual que la edad dependen de las características demográficas de la población tanto como de las capacidades técnicas de la institución prestadora del servicio (áreas de ginecología y salas de parto), teniendo en cuenta los datos de la IPS analizada, y limitando el sexo a masculino y femenino, se elaboró una tabla de frecuencias de llegada por sexo.

Tabla 9. Tabla de frecuencias de llegadas por sexo

Sexo	Cantidad de llegadas	Probabilidad
F	22975	0.59662927183961800000
M	15533	0.40337072816038200000
Total general	38508	

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos proporcionados por la IPS.

Esto permitió conocer la probabilidad de llegada de las dos posibilidades, y generó la probabilidad discreta de sexo por llegada necesaria para el modelo de simulación, donde “0” es femenino y “1” es masculino, mostrada en la ecuación 2.

$$Discrete(0.596629271839618,0,1,1) \quad (2)$$

8.1.3.5. Embarazo

Dado que en la base de datos existen una serie de diagnósticos dependientes del estado de embarazo, y este estado no está catalogado entre los datos brutos, es necesario investigar en fuentes externas la probabilidad de embarazo, para esto, se obtuvieron estadísticas del DANE (Departamento nacional de estadística DANE, 2018) del estimado de población de mujeres en edad fértil (entre 12 y 65 años) para la ciudad donde se realizó el estudio en el año 2017, esta población, fue luego

cruzada con la cantidad de nacimientos en la misma ciudad para el mismo año (Departamento nacional de estadística DANE, 2017), lo que permitió conocer una frecuencia aproximada de mujeres embarazadas y no embarazadas, que dio lugar a su vez a la ecuación 3, la distribución de probabilidad discreta aproximada de embarazos de mujeres en edad fértil en el año 2017, donde “1” es embarazada y “0” no embarazada.

$$Discrete(0.0288572671347791,1,1,0) \quad (3)$$

8.1.3.6. Diagnóstico por sexo

La base de datos original cuenta con más de 33.000 pacientes distribuidos en 1.535 diagnósticos diferentes, sin embargo, algunos diagnósticos están limitados al sexo, como los abortos o problemas de próstata, por tanto, fue necesario, en entrevista con expertos reconocer y clasificar cada uno de los diagnósticos que son específicos para cada sexo.

Conociendo la cantidad de pacientes y teniendo en cuenta que dependiendo del sexo existe cierta susceptibilidad a algunos diagnósticos comunes, fue posible generar 2 tablas de frecuencia con los 1.535 diagnósticos, una tabla por cada sexo filtradas por profesionales, lo que a su vez permitió generar 2 distribuciones de probabilidad discretas donde cada diagnóstico en cada sexo tiene su propia probabilidad de salir efectivo.

Tabla 10. Ejemplo de tabla de frecuencias de diagnósticos por sexo

Motivo de consulta	Cantidad por sexo		ID	Probabilidad	
	F	M		F	M
ALERGIA NO ESPECIFICADA	6	7	1	0.02611%	0.04506%
AGRESION CON DROGAS	8	6	2	0.03482%	0.0234%
ABORTO ESPONTANEO	8		3	0.03482%	0.0000%
...
VULVITIS AGUDA	2		1.535	0.008%	0.0000%

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos suministrados por la IPS y entrevistas con profesionales.

Sin embargo, el software de simulación posee una limitante de hasta 24 parámetros por distribución de probabilidad, lo que hizo necesario convertir cada una de las 2 distribuciones de probabilidad discreta con 1.535 posibilidades a 307 distribuciones de probabilidad por sexo con únicamente 5 posibilidades cada una.

Tabla 11. Ejemplo de distribución de probabilidad generada para 5 diagnósticos

Diagnóstico mujeres				
ID	Probabilidad	Probabilidad convertida	Probabilidad normalizada	Acumulado
1	0.000260206	0.079883327	0.24	0.24
2	0.000346942	0.106511103	0.32	0.56
3	0.000346942	0.106511103	0.32	0.88
4	0.000043368	0.013313888	0.04	0.92
5	0.000086735	0.026627776	0.08	1
		0.332847196		
Discrete(0.24,1,0.56,2,0.88,3,0.92,4,1,5)				

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos generados por la IPS.

Para esto, con el fin de no alterar la probabilidad de ocurrencia de cada evento, suponiendo uniformidad en las frecuencias de las posibilidades ordenadas de forma aleatoria, se usó el código de generación de números aleatorios “Random” de Visual Basic®

Que, junto con el teorema especial estadístico para eventos secuenciales

$$P(AyB) = P(A) * P(B) \quad (4)$$

permitió generar una serie de 307 distribuciones de probabilidad discretas con 5 posibilidades cada una; como consecuencia de lo anterior, las 1535 posibilidades se dividen en 5, dando como resultado 307 grupos de 5 posibilidades, así, la probabilidad $P(B)$ para cada grupo queda definida por la ecuación 4 de esta forma:

Dado $P(A)$ como la probabilidad de que uno de los 307 grupos sea favorecido: $1/307$ y $P(AyB)$ la probabilidad inicial de cada posibilidad, entonces:

$$P(AyB) = P(A) * P(B)$$

$$P(B) = \frac{P(AyB)}{P(A)}$$

$$P(B) = \frac{P(AyB)}{1/307}$$

$$P(B) = 307 * P(AyB)$$

Obteniendo en total 614 distribuciones de probabilidad discretas (307 por cada sexo) cada una con 5 posibilidades.

8.1.3.7. Triage

Como se indica en el capítulo 7.2, el triage establece el nivel de prioridad de atención por consulta, siendo una calificación entre 1 y 5 donde 1 es prioridad inmediata y 5 baja prioridad, sin embargo, es usual que una persona tenga un diagnóstico más grave que otra, aunque ambas lleguen con el mismo motivo de consulta.

Teniendo en cuenta que algunos diagnósticos son más graves que otros y que dos diagnósticos similares pueden tener niveles de gravedad y prioridades de atención diferentes, se estableció la probabilidad de triage como una serie de distribuciones de probabilidad discreta con un rango de posibilidades entre 1 y 5, para cada uno de los 1.535 diagnósticos, esto se hizo, generando la tabla de frecuencias específica de triages en cada diagnóstico usando los datos proporcionados por la IPS y obteniendo en esta la distribución de probabilidad que establece con que probabilidad cada diagnóstico puede encontrarse en un nivel de triage entre 1 y 5.

Tabla 12. Resumen de distribuciones de probabilidad de triage por diagnóstico

ID	Distribución
1	Discrete(0.0769230769230769,1,0.923076923076923,2,1,3,1,4,1,5)
2	Discrete(0,1,1,2,1,3,1,4,1,5)
3	Discrete(0.125,1,0.875,2,1,3,1,4,1,5)
4	Discrete(0,1,1,2,1,3,1,4,1,5)
5	Discrete(0,1,1,2,1,3,1,4,1,5)
6	Discrete(0,1,1,2,1,3,1,4,1,5)
...	...
1535	Discrete(0,1,0.437956204379562,2,0.992700729927007,3,1,4,1,5)

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos generados por la IPS.

8.1.3.8. Tiempos de servicio

Cuando un paciente ingresa al área de urgencias de una IPS, como se explicó en el capítulo 7 es atendido en el consultorio triage después de pasar por la recepción, y luego es dirigido al consultorio de consulta interna donde es diagnosticado.

En los procesos de triage y consulta interna, al paciente se le revisa el motivo de la consulta y se le realizan exámenes físicos primarios “Anamnesis”, con tiempos de atención muy estandarizados, e incluso en algunas ocasiones regulados por la EPS, sin embargo no se realizan exámenes profundos dependientes de la enfermedad; y, dependiendo del nivel y los recursos con que cuente la IPS después de la anamnesis, a algunos pacientes solo se les realizan los exámenes básicos de radiología y análisis de muestras (Salud, 2014) regulados por la ley (M. de S. y la P. S. de Colombia, 2015).

Por tanto, al no depender de la IPS específica, diagnósticos, intervalos de tiempo, ni de las características de la población, es conveniente tener en cuenta investigaciones con un alcance específico y amplio sobre tiempos de servicio en áreas de urgencias de IPS con recursos similares.

(Maria & Antonio, 2008) realizaron un estudio, donde se analizaron los tiempos de servicio de más de 20000 pacientes de una IPS de Bogotá, con el objetivo de obtener las distribuciones de probabilidad que gobiernan el tiempo de atención en consulta interna y consulta en triage, obteniendo los siguientes resultados:

Tabla 13. Distribuciones de probabilidad de tiempos de servicio

PROCESO	DISTRIBUCIÓN
LLEGADA	-0.001 + EXPO(22)
TRIAJE	-0.001 + EXPO(12.4)
VERIFICACION CAJA	ERLA(2,25,4)-0,5
DIAGNÓSTICO	-0.001 + EXPO(21.2)
CONSULTA PRIORITARIA	-0,001+ GAMM(1,36, 0.382)
HOSPITALIZACIÓN	-0.001 + EXPO(297)

Fuente: (Maria & Antonio, 2008).

De la misma forma, (Linn, Giachetti, Linn, & Ismail, 2003) realizaron un estudio similar, con el que les fue posible conocer los tiempos de servicio en toma física de exámenes básicos (Rayos X y análisis de muestras) y los tiempos de atención en recepción y despacho en una IPS, de la que se obtuvieron sus respectivas distribuciones y tiempos medios.

Tabla 14. Distribuciones de probabilidad de tiempos de servicio

Activity	Distribution
Registration Service Time	Normal (11.1,4.2)
Triage Time	2 + Weibull (7.37, 1.69)
Lab Service Time	10 + Gamma (23.3, 2.56)
Radiology Service Time	9.5 + Weibull (18.2, 1.34)
EKG Service Time	Triangular (15,21,30)

Fuente: (Linn et al., 2003)

Así mismo, los tiempos de atención de las auxiliares de enfermería, y el tiempo de registro del portero no se tomaron en cuenta como distribuciones de probabilidad dado que no afectan directamente la línea base de tiempos del proceso, al ser actividades paralelas al tratamiento o no representativas y omisibles como en el caso de la recepción del vigilante en la puerta, sin embargo, se tomaron en cuenta como valores constantes basados en el estudio de (Azadeh et al., 2016) debido a que afectan directamente la utilización de los recursos.

8.1.3.9. Tiempos de tratamiento

Cada diagnóstico tiene un tratamiento diferente, y cada persona puede reaccionar de forma diferente al tratamiento, por ende, es posible que una persona tarde más en reaccionar al tratamiento que otra y por consecuencia tarde más tiempo en el área de urgencias de la IPS.

Teniendo en cuenta los datos originales proporcionados por la IPS, y con la cantidad de distribuciones definida en 1.535 (una por cada diagnóstico), fue posible agrupar los registros por diagnóstico, para esto se hizo uso de herramientas de Excel avanzado como tablas dinámicas y fórmulas condicionales, con las cuales se obtuvo una tabla dinámica, donde se agrupan todos los registros de entradas para cada uno de los 1.535 diagnósticos a analizar.

Tabla 15. Resumen de frecuencias de diagnósticos

Diagnóstico	Cantidad	ID
ABORTO NO ESPECIFICADO: INCOMPLETO	2	1
ABRACION DE LOS DIENTES	4	2
ABSCESO	4	3
ABSCESO CUTANEO	137	4
...
VULVITIS AGUDA	1	1.535

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos proporcionados por la IPS.

A partir de esta tabla dinámica, se ejecutó el algoritmo de automatización expuesto en el capítulo **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, que se encargó de capturar todos los datos de cada diagnóstico, y realizar cálculos basados en teoría de colas para definir el tiempo en sistema de los pacientes a partir del momento en el cual son terminados de atender en el área de consulta interna, y almacenar estos tiempos en una base de datos plana; así, partir de la base de

datos, el algoritmo de automatización 3 se encargó de por cada una de las series de datos usando el software “*Input Analyzer*” de Rockwell automation® calcular la distribución de probabilidad correspondiente a ese diagnóstico, y almacenarla en una base de datos de distribuciones de probabilidad.

Algoritmo 3. Robot script de generación de distribuciones de probabilidad de tiempo de tratamiento por diagnóstico

```

1  Diagnóstico := 1
2  Mientras Dia<1535
3  {
4      Abrir subrutina VBA // (Expandir tabla dinámica,
5                          // calcular tiempo en sistema "Diagnóstico",
6                          // guardar vector de tiempos en "Archivo")
7      Abrir "Input Analyzer"
8      Abrir archivo D:\Distribuciones\Diagnósticos\%Diagnóstico% con "Input Analyzer"
9      Analizar archivo
10     Abrir "Notepad"
11     Copiar resultados de "Input Analyzer" en "Notepad"
12     Guardar "Notepad"
13     Incrementar Diagnóstico en 1
14 }

```

Fuente: Elaboración propia.

Para finalmente obtener 1.535 distribuciones de probabilidad, correspondientes al tiempo en sistema de cada uno de los diagnósticos.

Tabla 16. Resumen de distribuciones de probabilidad de tiempos de tratamiento por diagnóstico

ID	Distribución
1	NORM(263,143)
2	138+195*BETA(0.635,0.384)
3	269+WEIB(58.1,0.432)
4	33+WEIB(234,1.7)
5	286+19*BETA(0.309,0.375)
...	...
1535	UNIF(47,906)

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos proporcionados por la IPS.

8.1.3.10. Probabilidad de paraclínicos

La probabilidad de que una entidad sea enviada a exámenes médicos antes del tratamiento depende tanto del motivo de consulta como de las políticas e infraestructura de la IPS, sin embargo, los datos estudiados no permiten conocer con exactitud esta serie de probabilidades, por tanto, para la realización del estudio, se tuvo en cuenta el total general de casos que fueron atendidos en el laboratorio

procedentes del área de urgencias, comparados con el total de consultas en esta misma área, todo durante el periodo de tiempo analizado (Abril 2017, Mayo 2018); Esto permitió obtener para la probabilidad de remisión a exámenes la siguiente distribución:

$$Discrete(0.09235,1,1,0) \quad (5)$$

8.1.3.11. Probabilidad de código, muertes y remisión

La probabilidad de muertes y la probabilidad de remisiones depende directamente de la complejidad de la consulta de los pacientes, sin embargo, debido a la necesidad de anonimato de los pacientes reportados en la base de datos de la IPS, es imposible saber con certeza que diagnóstico específico originó cada muerte, remisión o código, además de no contar con registros suficientes por diagnóstico para representar una serie de distribuciones de probabilidad asociadas a estos.

Para cubrir este problema, se utilizaron como medidas la participación del total de remisiones tanto internas como externas, del total de códigos azules y del total de muertes en relación con el total de consultas realizadas al área de urgencias de la IPS y del total de códigos presentados durante el periodo a analizar (2017 - 2018), con lo cual se obtuvieron las siguientes distribuciones de probabilidad:

$$Discrete(0.977777,1,0.977877,2,1,3) \quad (6)$$

Donde 1 es la posibilidad de salir en Alta clínica, 2 es la posibilidad de código y 3 es la posibilidad de salir en remisión.

Del total de códigos, la distribución de probabilidad que define las muertes se presenta como:

$$Discrete(0.09652; 1; 1; 0) \quad (7)$$

Donde 1 es la posibilidad de muerte durante un código, y 0 es la posibilidad de estabilización.

8.2. MODELO DE SIMULACIÓN

La simulación permite representar en un entorno virtual controlado el comportamiento del mundo real mediante un modelo con características similares a este, para este modelo en particular se usaron los lenguajes SIMAN® y VBA® ejecutados bajo la plataforma Arena® de Rockwell automation®.

Arena® es un sistema que provee un entorno de trabajo que permite construir modelos de simulación discreta mediante el uso del lenguaje SIMAN®, Arena® crea ambientes gráficos e interactivos para este lenguaje, lo que permite simular áreas específicas de procesos o sistemas en un ambiente fácilmente comprensible y con todas las herramientas necesarias.

Arena® es una herramienta bastante útil para simulación de entornos y permite la integración con otros softwares incluida gran parte de la suite de ofimática Office™ y herramientas avanzadas de programación Windows® como el lenguaje “Visual Basic® for Applications” o “VBA®” (Kelton, 2015).

Sin embargo, aunque es un software bastante poderoso Arena® presenta también algunos impedimentos que hacen que su uso se vea limitado, como errores en algunos de los ejemplos que presenta, restricciones de licencias, falta de documentación y problemas de retrocompatibilidad e Inter compatibilidad con otros softwares de simulación basados en SIMAN® (Ariza, 2003).

Pese a esto, la facilidad de uso, las características y herramientas de este entorno lo hacen propicio para la elaboración de la simulación planteada en este artículo, sin limitar su escalabilidad y usos para posteriores investigaciones y trabajos.

8.2.1. Recursos

Para permitir la definición de recursos de la simulación, la IPS cedió la base de datos de la asignación de enfermeras y doctores para todos los turnos en el tiempo a analizar (2017-2018), así como la asignación de recepcionistas y recurso triage, los cuales fueron almacenados en una base de datos en Excel para recursos por turno, con el fin de que fueran consultados fácilmente por la simulación.

Tabla 17. Resumen de recursos proporcionados por la IPS

Agosto 2017							
Día	1	2	3	4	5	...	31
Enfermeras	M	J	V	S	D	...	J
MAÑANA URGENCIAS (M)	5	6	5	4	5	...	5
TARDE URGENCIAS (T)	5	7	7	6	4	...	6
NOCHE URGENCIAS (N)	4	4	6	2	5	...	4
Doctores							
MAÑANA URGENCIAS (M)	4	4	4	4	4	...	4
TARDE URGENCIAS (T)	4	4	4	3	3	...	4
NOCHE URGENCIAS (N)	4	4	3	2	3	...	4

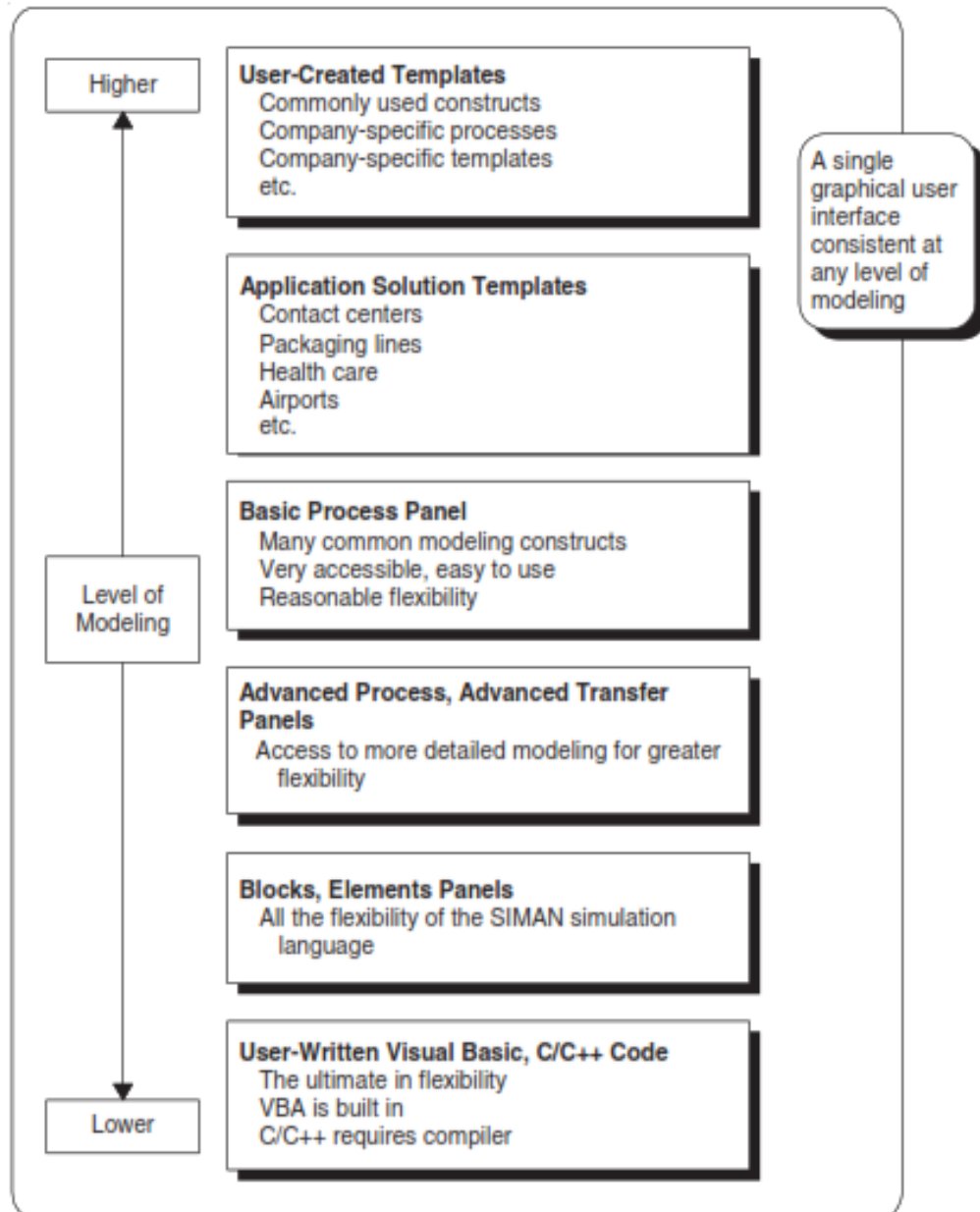
Fuente: Datos proporcionados por la IPS.

8.2.2. SIMAN

SIMAN es un lenguaje de simulación de propósito especial desarrollado por Systems Modeling Corporation (SM) y Rockwell Automation®, es un lenguaje modular que se programa en 2 archivos base, el modelo y el experimento, ARENA® es una interfaz basada en SIMAN® que facilita la programación de simulaciones en este lenguaje.

Al estar basado en SIMAN®, Arena® permite el uso de elementos avanzados del lenguaje además de características más intuitivas para el usuario, y, dado que mantiene un enfoque de jerarquía lineal, ARENA® permite usar cualquier nivel de abstracción en su estructura, desde elementos de alto nivel de interfaz gráfica y plantillas, hasta elementos propios del lenguaje de simulación y algoritmos avanzados en sus lenguajes de programación base como VBA® y C++.

Ilustración 1. Estructura jerárquica de ARENA®



Fuente: (Kelton, 2015).

Para la realización del proyecto, se usaron 345 líneas de programación en SIMAN teniendo en cuenta el modelo y el experimento, con 114 bloques SIMAN, y más de 200 líneas de código VBA®.

8.2.3. Experimento SIMAN

El experimento SIMAN define las variables, atributos, colas, recursos, réplicas, secuencias, estaciones, estadísticas a recopilar, estados iniciales y características específicas del modelo de simulación a desarrollar.

Para este modelo, el experimento SIMAN contó con 70 líneas de código divididas en 11 categorías.

8.2.3.1. Proyecto

Contiene la información básica del proyecto, como nombre, título, fecha y permite generar una colección de estadísticas para el informe post simulación.

El código SIMAN correspondiente a este módulo del experimento SIMAN es:

```
PROJECT,  URGENCIAS IPS,Felix Antonio Gonzalez,24/03/2018,Yes, No,Yes, No,No, No,No, No, No, No;
```

8.2.3.2. Atributos

Los atributos son variables que se le asignan específicamente a cada entidad; dado que las entidades cambian el valor de sus atributos en tiempo de ejecución, estos atributos en el experimento tienen un valor inicial de “0”, sin embargo, es necesario definirlos.

Para este proyecto, se definieron 8 atributos para las entidades:

ATTRIBUTES:

```
Prioridad_de_atencion,DATATYPE(Real):  
Enfermedad,DATATYPE(Real):  
Muerto,DATATYPE(Real):  
Atributos_de_entrada(5),DATATYPE(Real),0,0,0,0,0:  
Remision,DATATYPE(Real):  
Fin_de_Tratamiento,DATATYPE(Real):  
Prioridad_Reanimacion,DATATYPE(Real):  
Distribuciones_de_tiempo(5),DATATYPE(Real),0,0,0,0,0;
```

- *Prioridad de atención*

Este atributo almacena un número entre 9.005 y 50.210 con el que se establece la prioridad de atención en consulta interna en función de características especiales de la entidad, con el fin de ser usado como parámetro de prioridad para la política de filas “LVF” o “Low Value First” de la fila de consulta.

Prioridad de atención, DATATYPE(Real);

- *Enfermedad*

Almacena un número entre 1 y 1535 que identifica el motivo de consulta de las entidades, a partir de los 1535 motivos de consulta diferentes establecidos en la base de datos original, como se observó en el capítulo 8.1.3.6.

Enfermedad, DATATYPE(Real):

- *Muerto*

Es un atributo binario que identifica si una entidad ha fallecido o no, su rango se encuentra en [0, 1].

Muerto, DATATYPE(Real):

- *Atributos de entrada (5)*

Es un parámetro de tipo vector que almacena 5 datos en su interior, accesibles mediante un identificador numérico.

Tabla 18. Posiciones del vector “Atributos de entrada”

Atributos_de_entrada			
índice	Atributo	Rango	Tipo
1	Tiempo de llegada	(0, inf)	Continuo
2	Edad	[0, 120]	Continuo
3	Sexo	[0, 1]	Binario
4	Gestante	[0, 1]	Binario
5	Triage	[1, 5]	Discreto

Fuente: Elaboración propia

- *Tiempo de llegada*

Define la marca de tiempo de creación del atributo, con el fin de permitir la recolección de estadísticas basadas en tiempo.

- *Sexo*

Almacena un valor binario en el rango [0, 1] que define el sexo biológico de la entidad de la siguiente forma:

Tabla 19. Valores del atributo “Sexo”

Sexo	Valor del atributo
Femenino	0
Masculino	1

Fuente: Elaboración propia.

○ *Edad*

Almacena la edad de la entidad, tiene un rango entre 0 y 120 y depende de la probabilidad de edad expresada en el capítulo 8.1.3.3.

Es importante destacar que para efectos prácticos se supondrá como niño toda entidad cuyo parámetro de edad sea menor a “15”, y como adulto mayor, toda entidad con “Edad” mayor a “60”.

Así mismo, se estableció como fértil o con posibilidad de embarazo a cualquier, entidad de sexo “0” o “Femenino” cuyo parámetro “Edad” se encuentre en el rango continuo [12, 75].

○ *Gestante*

Identifica si una entidad de “Edad” fértil y con sexo “0” tiene la característica especial de “Embarazo”, su rango es binario en [0, 1] y corresponde a la siguiente forma:

Tabla 20. Valores del atributo “Gestante”

Gestante	Valor del atributo
No embarazada	0
Embarazada	1

Fuente: Elaboración propia.

○ *Triage*

Almacena un número discreto entero en el rango [1, 5], que define el nivel de gravedad de una consulta, su valor corresponde a lo expresado en el capítulo 7.2 y está alineado con la resolución 5596 de 2015 (Republica Colombia & Ministerio de Salud y Protección Social, 2015).

● *Remisión*

identifica si un paciente será remitido o no, es un atributo binario con un rango discreto en 0 o 1 donde al tener valor “1” el paciente será remitido, y “0” lo contrario.

Remision, DATATYPE(Real):

- *Fin_de_tratamiento*

El atributo “*Fin de tratamiento*” es un atributo entero usado como conteo regresivo en el bucle de tratamiento, su utilidad está dada por la necesidad de dividir el tiempo de tratamiento en partes iguales, en este caso “15”, que representa un número aproximado de veces en que la entidad ocupa un recurso “*Enfermera*”, que en el sistema real equivaldría a la aplicación de medicamentos y otras labores de enfermería en los pacientes.

- *Prioridad_reanimación*

Almacena un valor entre -996 y 210 con el que se establece la prioridad de reanimación en caso de código, este valor es usado como parámetro de prioridad para la política de filas “*LVF*” de la fila de reanimación.

Prioridad_Reanimación, DATATYPE(Real):

- *Distribuciones_de_tiempo (5)*

Este parámetro vectorial de 5 posiciones almacena duraciones de tiempo definidas por una serie de distribuciones de probabilidad específicas mencionadas en el capítulo 8.1.3 que representan la demora en los procesos, accesibles mediante un índice definido de la siguiente forma:

Tabla 21. Posiciones del vector “Distribuciones de tiempo”

Distribuciones_de_tiempo		
Índice	Proceso	Distribución
1	Llegada	expo(22)-0.001
2	Recepción	Erla(2,25,4)-0.5
3	Triage	expo(12.4)-0.001
4	Consulta	expo(21.2)-0.001
5	Tratamiento	expo(297)-0.001

Fuente: Elaboración propia

- *Llegada*

Define el tiempo entre llegadas de cada turno.

- *Recepción*
Almacena el tiempo que debe tardar la entidad en la estación “*Recepción*”.
- *Triage*
Almacena el tiempo que debe tardar la entidad en la consulta “*Triage*”.
- *Consulta*
Almacena el tiempo que debe tardar la entidad en “*Consulta interna*”.
- *Tratamiento*
Almacena el tiempo que debe tardar la entidad mientras se encuentra en la estación “*tratamiento*”.

8.2.3.3. Archivos

Esta sección del experimento SIMAN, define los archivos a utilizar en el proyecto, para este caso, solo se hace uso de un solo archivo de Microsoft® Excel™ “Distribuciones.xlsx”, el cual contiene todas las distribuciones de probabilidad y valores de recursos necesarios para la simulación.

FILES: File 1,D:\Onedrive\Escritorio\Tesis\Distribuciones\Distribuciones.xlsx, MSEXCEL2007,, Dispose,, Hold ,RECORDSET(Record,Dist, 2);

8.2.3.4. Variables

Las variables son elementos globales que almacenan un valor y pueden ser modificados a lo largo de la simulación, en este caso, dado que la simulación depende más de características propias de las entidades y de atributos fijos del sistema, solo se usaron 5 variables, las cuales se encargan de asignar resultados de funciones avanzadas VBA a los respectivos atributos de la entidad.

VARIABLES:

- 1, DiagnosticoVBA, CLEAR(Statistics), CATEGORY("None-None"), DATATYPE(Real):
- 2, Sex, CLEAR(System), CATEGORY("None-None"), DATATYPE(Real):
- 3, TriageVBA, CLEAR(System), CATEGORY("None-None"), DATATYPE(Real):
- 4, TratamientoVBA, CLEAR(System), CATEGORY("None-None"), DATATYPE(Real):
- 5, Tiempo_entre_llegadasVBA, CLEAR(System), CATEGORY("None-None"), DATATYPE(Real), 1;

Estas fueron:

- *DiagnosticoVBA*

Almacena el resultado evaluado en VBA de la distribución de probabilidad de enfermedades en función del sexo (véase capítulo 8.1.3.6).

- **Sex**
Almacena el atributo “sexo” con el fin de ser usado como entrada para la función Visual Basic encargada de proveer el motivo de consulta.
- **TriageVBA**
Almacena el resultado evaluado en VBA la distribución de probabilidad de “Triage”, en función del motivo de consulta asignado “*DiagnosticoVBA*”.
- **Tratamiento VBA**
Almacena el resultado evaluado en VBA del tiempo de tratamiento por enfermedad, en función del motivo de consulta asignado en “*DiagnosticoVBA*”.
- **Tiempo entre Llegadas VBA**
Almacena la distribución de probabilidad de tiempo entre llegadas en función dependiente del turno (Mañana, Tarde, Noche) y de la fecha en que esté corriendo la simulación.

8.2.3.5. Filas

Es usual que en modelos de colas de uno o más servidores limitados se presenten fenómenos de “*Fila*”, que corresponden a entidades en espera de ser tratadas por los recursos cuando estos estén disponibles, el modelo de simulación permite representar estas filas con su respectiva política de prioridad.

Para este modelo en particular, se crearon 8 filas de capacidad infinita, cada una con su respectivo reporte y su respectiva política de atención así:

Tabla 22. Políticas de filas de la simulación

Fila	Política
Recepción	FIFO
Triage	FIFO
Consulta	LVF
Tratamiento	LVF
Exámenes	LVF
Remisión	FIFO
Salida	FIFO
Reanimación	LVF

Fuente: Elaboración propia.

Donde la política “*FIFO*” (*First In, First Out*) consiste en atender a las entidades dependiendo de su orden de llegada, mientras la política “*LVF*” (*Low Value First*)

consiste en ordenar las entidades priorizando las que tienen el menor valor de los atributos “*Prioridad_de_atencion*” o “*Prioridad_reanimación*”, definidos en el capítulo 8.2.3.2.

Por tanto, el código del experimento SIMAN para las filas se expresa de la siguiente forma:

```
QUEUES:      1,Q_Recepcion,FirstInFirstOut,,AUTOSTATS(Yes,,):
              2,Q_Triage,FirstInFirstOut,,AUTOSTATS(Yes,,):
              3,Q_Consulta,LVF(Prioridad_de_atencion),,AUTOSTATS(Yes,,):
              4,Q_Tratamiento,LowValueFirst(Prioridad_de_atencion),,AUTOSTATS(Yes,,):
              5,Q_Examenes,LVF(Prioridad_de_atencion),,AUTOSTATS(Yes,,):
              6,Q_Remision,FirstInFirstOut,,AUTOSTATS(Yes,,):
              7,Q_Salida,FirstInFirstOut,,AUTOSTATS(Yes,,):
              8,Q_Reanimacion,LowValueFirst(Prioridad_Reanimacion),,AUTOSTATS(Yes,,);
```

8.2.3.6. Recursos

En SIMAN, es necesario asignar antes de la simulación los recursos que se van a usar durante su ejecución, sin embargo, es extremadamente ineficiente diseñar una simulación por cada combinación de recursos aportada por la IPS (véase 8.2.1) en la base de datos original, y se haría imposible cualquier oportunidad de optimización por software, todo esto escalado a las 365 simulaciones propuestas.

Afortunadamente, es posible redefinir las capacidades de los recursos mediante el control avanzado de la simulación en VBA®, pero para esto, es necesario definir en SIMAN una matriz de recursos iniciales que expresada en líneas de código del experimento SIMAN, queda de la siguiente forma:

```
RESOURCES:
              1,RH_Vigilante,Capacity(1),,Stationary,COST(0.0,0.0,0.0),,AUTOSTATS(Yes,,):
              2,RH_Recepcion,Capacity(2),,Positional(Station(Recepcion)),COST(0.0,0.0,0.0),CATEGORY(
Resources),,AUTOSTATS(Yes,,):
              3,RH_Triage,Capacity(1),,Positional(Station(Triage)),COST(0.0,0.0,0.0),,AUTOSTATS(Yes,,):
              4,RH_Consulta,Capacity(4),,Stationary,COST(0.0,0.0,0.0),,AUTOSTATS(Yes,,):
              5,RH_Tratamiento,Capacity(10),,Stationary,COST(0.0,0.0,0.0),,AUTOSTATS(Yes,,);
```

8.2.3.7. Estaciones

Arena® permite el diseño de simulaciones lineales con procesos consecutivos o condicionales, sin embargo, esto conlleva problemas de complejidad en la organización de las entidades cuando estas deben regresar a uno o más servidores varias veces, para esto, SIMAN hace uso del elemento “*Station*”, que permite

individualizar cada servidor y enviar las entidades al servidor que necesiten cuantas veces sea necesario según la secuencia de flujo o cambios debidos a la simulación.

Para esto, se generaron las siguientes estaciones con sus propios servidores y recursos que expresada en líneas de código del experimento SIMAN, queda de la siguiente forma:

```
STATIONS:    1,Recepcion,,,,AUTOSTATS(Yes,,):
              2,Triage,,,,AUTOSTATS(Yes,,):
              3,Tratamiento,,,,AUTOSTATS(Yes,,):
              4,Consulta,,,,AUTOSTATS(Yes,,):
              5,Salida,,,,AUTOSTATS(Yes,,):
              6,Reanimacion,,,Reanimacion,AUTOSTATS(Yes,,):
              7,Examenes,,,,AUTOSTATS(Yes,,);
```

8.2.3.8. Secuencias

Cuando un modelo de simulación en SIMAN está dividido en estaciones, comúnmente dado en procesos no seriales, algunas veces es necesario definir la secuencia u orden lógico con el que cada entidad debe ingresar a las estaciones, en este caso, para permitir un flujo de entidades basado en el proceso real mostrado en el capítulo 7.3 el código de la secuencia es el siguiente:

```
SEQUENCES:  1,Generico,Recepcion&Triage&Consulta&Tratamiento&Consulta&Salida;
```

8.2.3.9. Tallies

Para que el modelo de simulación sea útil, es necesario recopilar estadísticas basadas en atributos, para esto, SIMAN hace uso del elemento “*Tallies*”, en este caso, se recopilaron las siguientes estadísticas basadas en atributos expresadas en código SIMAN de la siguiente forma:

```
TALLIES:    1,Tiempo en sistema pacientes remitidos:
              2,Tiempo en sistema pacientes que murieron:
              3,Tiempo en sistema pacientes recuperados:
              4,Tiempo de espera triage:
              5,Tiempo de espera CI;
```

8.2.3.10. Dstats

Así como son necesarias características basadas en atributos, también son necesarias estadísticas basadas en tiempo, para esto, SIMAN dispone del elemento “*Dstats*”, que almacena y procesa los siguientes indicadores:

```
DSTATS:    1,nq(1),Cola_recepcion:
            2,nq(2),Cola_Triage:
```

3,nq(3),Cola_Consulta:
4,nq(4),Cola_Tratamiento:
5,nq(5),Cola_Examenes:
6,nq(6),Cola_Remision:
7,nq(7),Cola_Salida:
9,nq(9),Cola_Reanimacion:
10,nr(1),Utilizacion_Vigilante:
11,nr(2),Utilizacion_Recepcion:
12,nr(3),Utilizacion_Triage:
13,nr(4),Utilizacion_Consulta:
14,nr(5),Utilizacion_Enfermeras:
15,Pacientes,Promedio de pacientes en sistema:
16,NC(personas en tratamiento):

8.2.3.11. Replicas

En SIMAN, al igual que en Arena®, es posible definir la cantidad de réplicas y el tiempo que deberá tomar cada réplica, así como el tiempo de calentamiento y las condiciones de la simulación.

- *Duración de la réplica*

En entrevistas con los encargados del proceso se determinó que muchas de las personas que llegan a lo largo del día son usualmente despachadas en el turno de la noche donde las llegadas son notablemente menores y los recursos tienen menor ocupación, esta información es congruente con los datos en sistema observados en el capítulo 8.1.2, por ende, se optó por ejecutar la simulación durante 96 horas más el tiempo de calentamiento, con el fin de que cada simulación tenga en cuenta los cambios de turno y las diferentes distribuciones de probabilidad y disponibilidad de recursos de cada turno.

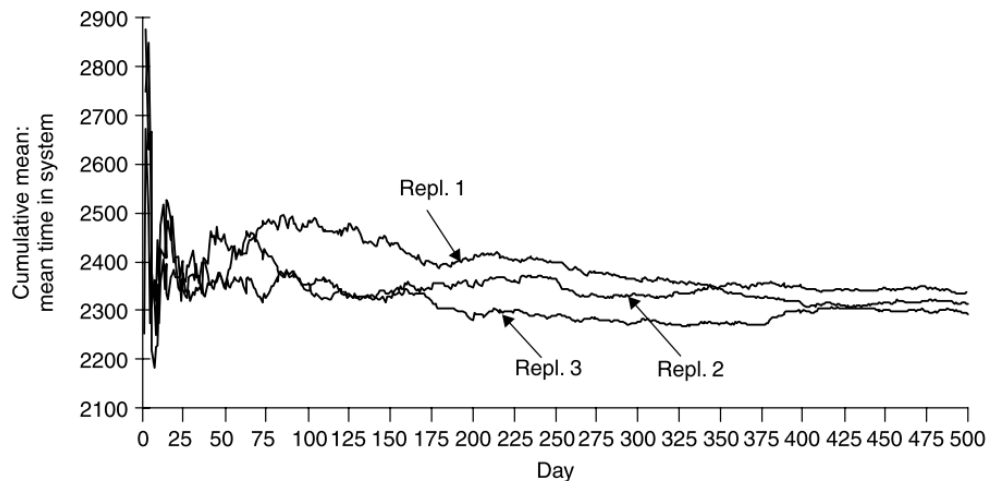
- *Tiempo de calentamiento y número de réplicas*

El problema del tiempo de calentamiento ha sido frecuentemente estudiado por diversos autores, desde (Robinson, 2003) con su interpretación del tiempo de calentamiento hasta (Medina, 2003) con su propuesta para el cálculo de este, sin embargo, dada la naturaleza de este proyecto y la cantidad de simulaciones que amerita, métodos visuales no automatizables como el de trabajo de Medina (Ibid., 2003) no son tecnológicamente eficientes.

Por esto, para disminuir el problema del tiempo de calentamiento en las simulaciones, se optó por la opción de Robinson, que implica multiplicar el

tiempo de réplicas por un factor “ n ” lo suficientemente grande como para que el tiempo de calentamiento sea estadísticamente insignificante, usualmente 10 veces la longitud de la réplica (Robinson, 2003) pero que a su vez no afecte significativamente la capacidad computacional.

Ilustración 2. Representación del tiempo de calentamiento sobre la media acumulada en una simulación larga



Fuente: (Robinson, 2003).

Para este caso, se optó por 25 réplicas de 5 días, teniendo en cuenta que cada réplica en modo “*Batch*” (Sin animación) tarda aproximadamente 30 segundos, lo cual para las 365 simulaciones pronostica un total aproximado de 2.5 días de tiempo en cómputo intensivo, sin tener en cuenta que este valor se puede elevar en gran medida debido a la cantidad de tiempo necesario para el proceso Simulación-Optimización.

Así mismo, aunque la significancia del tiempo de calentamiento se redujo debido a la longitud de la simulación, se descartó un tiempo inicial de calentamiento de 24 horas 20% de los datos, disponiendo entonces solo de 96 horas de simulación efectiva.

8.2.4. Modelo SIMAN

El modelo SIMAN contiene toda la lógica de la simulación teniendo en cuenta las características definidas en el experimento SIMAN vistas en el capítulo 8.2.3; así mismo, el modelo se encarga de modificar los valores de las variables y atributos en tiempo de ejecución, con el objetivo de simular las características cambiantes de

las entidades que se presentan en la simulación y de procesos específicos del sistema.

Para esta simulación, se diseñó un modelo con 170 líneas SIMAN y 90 bloques de código divididos en 7 subprocessos principales.

8.2.4.1. Llegada

El subprocesso de “*Llegada*” en SIMAN está compuesto de 7 módulos básicos y 1 módulo avanzado, el objetivo de este subprocesso es el de crear las entidades que hace el papel de pacientes que entran al área de urgencias de la IPS y a su vez se encarga también de asignarles atributos de entrada específicos.

El primer bloque “*Create*” es el encargado de crear las entidades en función de la distribución de probabilidad asignada para cada turno por el modelo VBA® mencionado en el capítulo 8.2.5 más adelante, este es seguido por un bloque de asignación de atributos y variables “*Assign*”, que asigna los siguientes valores:

Tabla 23. Asignaciones del primer bloque “Assign”

Atributo	Valor
Sex	Discrete(0.596629271839618,0,1,1)
Pacientes	Pacientes+1
Entity.Picture	Enfermo1
Entity.Sequence	Generico
Atributos_de_entrada(1)	tnow
Distribuciones_de_tiempo(2)	erla(2,10,4)-0.5
Distribuciones_de_tiempo(3)	expo(6)-0.001
Distribuciones_de_tiempo(4)	expo(12.2)-0.001

Fuente: Elaboración propia.

El tercer bloque es una función avanzada escrita en Visual Basic® (véase capítulo 8.2.5), encargada de consultar y asignar valores a las variables de tiempo entre llegadas, y diagnóstico vistas en el capítulo 8.2.3.4 que es complementada por el bloque “*Assign*” consiguiente, el cual registra los resultados de la función Visual Basic® en cada entidad.

Los bloques siguientes componen un servidor básico al que se le asigna un recurso (bloque “*Seize*”), una demora (bloque “*Delay*”) y se libera el recurso (bloque “*Release*”), este servidor es el portero, quien como se explicó en el capítulo 8.1.3.8 posee una demora muy poco significativa como para necesitar de una distribución de probabilidad que gobierne el tiempo de servicio, sin embargo hace parte del

proceso, por tanto es conveniente tenerlo en cuenta para la simulación, por esto se asignó en 1 minuto de tiempo de servicio.

Finalmente, el octavo módulo es el bloque *“Route”* que envía al paciente en 33 segundos de tiempo de traslado al siguiente subproceso.

4\$ ROUTE: 33,seq;

8.2.4.2. Recepción

La recepción se estableció como un subproceso con 10 bloques básicos SIMAN dispuestos en serie, se encarga de asignar parámetros iniciales a las entidades, (Edad, Sexo, Gestante) (véase capítulo 8.2.3.2) además de simular el proceso de registro mediante un servidor con demora dada por su distribución de probabilidad indicada en el capítulo 8.1.3 y su capacidad de recursos:

El primer bloque *“Station”* se encarga de delimitar el subproceso por un nombre, así como de guiar aquellas entidades cuya secuencia amerite regresar a recepción a partir de un bloque *“Route”*; este bloque es seguido de un servidor básico con su propia fila (véase capítulo 8.2.3.5), recursos (véase capítulo 8.2.3.6) y probabilidad de demora ver (véase capítulo 8.1.3).

Luego de la entrada al servidor de recepción, la entidad ingresa a un bloque de asignación que se encarga de asignar los atributos de sexo y edad mencionados en los capítulos 8.1.3.4 y 8.1.3.3 respectivamente.

Con los atributos de sexo y edad definidos, se evalúa mediante un bloque *“Branch”* si la entidad se encuentra en posibilidad de ser gestante según la definición de fértil expresada en el capítulo 8.2.3.2 y, mediante la probabilidad mencionada en el capítulo 0 es evaluada mediante un bloque *“Assign”* la probabilidad de que la entidad sea gestante o no, finalmente, se libera el recurso del servidor y finalmente, se envía la entidad a su próximo paso en la secuencia mediante un *“Route”*.

8.2.4.3. Triage

El subproceso *“Triage”* Tiene la función de simular el consultorio triage de la IPS, se encarga de pasar la entidad por un servidor y de asignar el atributo *“Prioridad de atención”* para futuros usos.

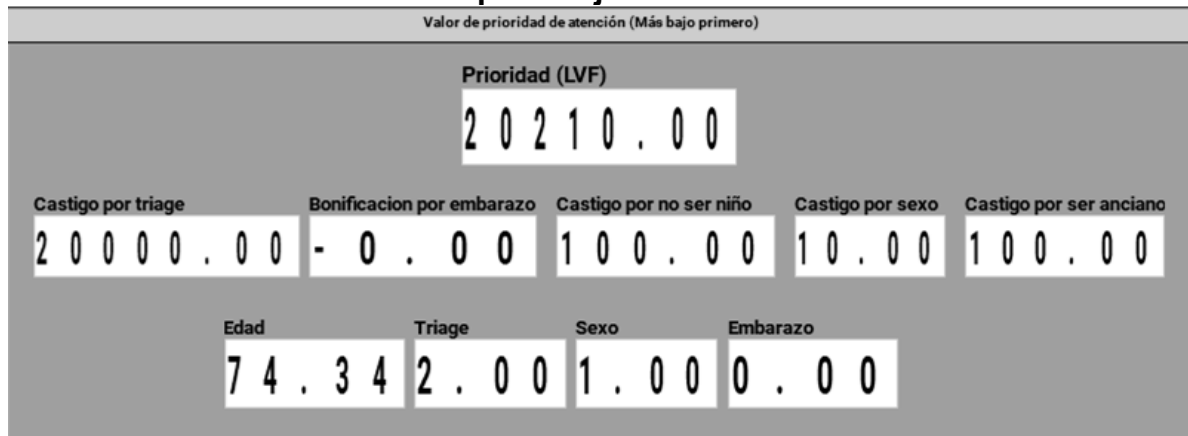
El atributo “*Prioridad de atención*” está definido por una función aditiva que pretende asignar un valor de penalidad para su uso en la política de colas “*Low Value First*”, con el fin de imitar la prioridad de atención específica relacionada en el capítulo 7.3.1 Esta función depende de 4 parámetros fundamentales (Triage, Edad, Sexo y Embarazo), escalados cada uno a un orden de magnitud correspondiente a su peso en la prioridad de atención, entre más bajo este valor, mayor prioridad tendrá la entidad para ser atendida.

$$10^4 * Triage - 10^3 * Gestante + 10^2 * \left(\frac{1}{1 + e^{(-Edad+15)}} \right) + 10^2 * \left(\frac{1}{1 + e^{(-Edad+60)}} \right) + 10 * Sexo \quad (8)$$

La ecuación 9 tiene como primer parámetro el valor del atributo triage (Véase capítulo 8.2.3.2) elevado al cuarto orden de magnitud, que define el mayor impacto en la prioridad de atención, a este valor, se le sustrae el valor del atributo binario gestante (mencionado en el capítulo 8.2.3.2) elevado a la tercera potencia, debido a que este valor al contrario de penalizar debe bonificar la prioridad de atención como se expone en el capítulo 7.3.1, seguido de esto, se penaliza la función mediante la evaluación de la edad elevada al segundo orden de magnitud, que es expresada como “*función logística*”, la cual debido a su características sigmoide proporciona un crecimiento acelerado a medida que el valor del atributo “*Edad*” se incrementa a partir de “15” lo que le atribuye un valor más bajo si la entidad tiene edad menor a “15”, así mismo esta función es usada también para incrementar el valor de prioridad en las entidades con edad mayor a “60”, finalmente la función de prioridad total es penalizada por el atributo binario “*sexo*” (definido en el capítulo 8.2.3.2) elevado a la primera potencia.

Esta función, provee el valor del atributo “*Prioridad de atención*” cuya magnitud es penalizada en la cola de consulta interna, así, los pacientes con el valor de “*Prioridad de atención*” más bajo (Triage menor, mujeres embarazadas, menor edad, y sexo) son atendidos primero como lo especifica la caracterización del proceso en el capítulo 7.3.1.

Ilustración 3. Ejemplo de asignación de valor de prioridad de atención a una entidad en tiempo de ejecución de una simulación



Fuente: Elaboración propia.

El subproceso triage inicia con un bloque “*Station*” encargado de delimitar el subproceso, seguido de la fila correspondiente al triage definida en el capítulo 8.2.3.5 donde la entidad espera por ser atendida, esta fila usualmente corresponde en el mundo real a la sala de espera en urgencias ubicada fuera del área de tratamiento, así también el consultorio triage es comúnmente el consultorio más externo del área o inclusive algunas veces se encuentra fuera de la misma.

Luego de la espera, la entidad es llevada a un proceso básico demorado por la distribución de probabilidad que gobierna al triage expuesta en el capítulo 8.1.3.8 y por el recurso encargado del proceso. Finalmente se asigna el atributo “*Prioridad de atención*”, se libera el recurso y la entidad sigue su curso mediante un bloque “*Route*”.

Este subproceso tiene también un reporte de estadísticas basadas en atributos “*Tally*”, que reporta la estadística “*Atención Triage*”, la cual permite conocer el tiempo que pasa desde que la entidad llega hasta que es atendida en “*Triage*”, este tiempo se usa para conocer el grado de correlación entre la simulación y la realidad como se verá en el capítulo 8.2.8 más adelante.

7\$ TALLY: Tiempo de espera trage,tnow-Atributos_de_entrada(1),1:MARK(Atencion Triage);

8.2.4.4. Consulta interna

El subproceso consulta, busca simular lo que pasaría en un consultorio de consulta interna, donde, como se observó en el capítulo 7.3.1 una entidad puede ser remitida a exámenes paraclínicos, o directamente a tratamiento, así mismo, una entidad

siempre regresa a este subproceso después del tratamiento siempre y cuando su atributo “muerte” no tenga el valor de “1”, en este proceso se decide si la entidad puede salir del sistema o ser remitida.

Este subproceso inicia con un bloque “*Station*”, seguido por la cola específica del servidor, equivalente a la sala de espera interior del área de urgencias de la mayoría de las IPS, donde, cada entidad será atendida con una prioridad definida por el mínimo valor del atributo “Prioridad de atención” como se puede observar en el capítulo 8.2.4.3, en el caso de la optimización expuesta en el capítulo 9.2.2.5 la entidad pasa por un bloque “*Branch*” donde se decide que recurso es el encargado de la atención, entre la asignación de recursos por turno definida en el capítulo 8.2.1, esta situación no se da en el modelo de simulación inicial, donde la asignación de recursos no presenta filtros; este subproceso también posee su propia distribución de probabilidad de demora definida en el capítulo 8.1.3.8.

Después de lo anterior, la entidad pasa por un bloque de tipo “*Branch*” que se encarga de evaluar bajo el criterio de probabilidad definido en el capítulo 8.1.3.10 si la entidad es enviada a exámenes o a tratamiento.

Finalmente, si es la segunda vez que la entidad pasa por este módulo, un bloque “*Branch*” decide si la entidad puede salir del sistema como alta clínica o si es remitida.

Este subproceso cuenta con un reporte de estadísticas “*Tally*”, limitado mediante un bloque “*Branch*” solo a las entidades que pasan por primera vez por consulta, que reporta la estadística “Tiempo de espera CI” con el promedio del tiempo que las entidades tardan en pasar desde la atención en el subproceso “*Triage*” hasta la atención en consulta interna, la cual permite conocer el grado en que la simulación corresponde al mundo real véase capítulo 8.2.8 más adelante.

8.2.4.5. Tratamiento

El subproceso encargado de simular el tratamiento de los pacientes, y la ocupación de los recursos de enfermeras, se ejecuta mediante un bucle continuo de 15 repeticiones que itera durante todo el tiempo que deba durar el tratamiento para esa entidad definido en el capítulo 8.1.3.9, durante cada una de esas 15 veces, se ocupa al servidor durante 5 minutos que simula el tiempo y veces aproximadas que en promedio ocupa una enfermera en aplicar medicamentos o atender las necesidades del paciente, teniendo en cuenta el estudio realizado por (Azadeh et al., 2016) quien

determinó los tiempos aproximados de uso de recursos en esta misma área de un hospital.

El subproceso inicia y termina con dos contadores, un contador creciente y uno decreciente, que permiten conocer la estadística promedio de entidades que se encuentran dentro del subproceso.

Inmediatamente después de que la entidad es ingresada, se le es asignado un número decreciente en su atributo "*Fin_de_tratamiento*", que permite conocer la cantidad de ciclos que la entidad ha dado en el bucle de tratamiento.

Con sus parámetros y estadísticas definidas, la entidad entra al bucle, donde se encuentra con un servidor compuesto de una cola para el caso de que todos los recursos se llegasen a ocupar y un proceso gobernado por los recursos de enfermeras mencionados en el capítulo 8.2.3.6, las cuales tardan aproximadamente 5 minutos en liberar la entidad.

Inmediatamente después de esto, las entidades son evaluadas en un bloque "*Branch*", donde, se evalúa la posibilidad de código con la distribución de probabilidad propuesta vista en el capítulo 8.1.3.11, así mismo, se evalúa también si la entidad ya recorrió los 15 ciclos, en cuyo caso contrario regresa al bucle, donde se encuentra con una demora equivalente a:

$$\left(\frac{\textit{T tiempo de tratamiento}}{15} \right) - 5 \quad (9)$$

Que garantiza que al finalizar los 15 ciclos teniendo en cuenta el tiempo de demora de las enfermeras la entidad haya utilizado exactamente el tiempo que le fue asignado para la demora de atención.

8.2.4.6. Reanimación

El subproceso reanimación simula el proceso detallado en el capítulo 7.3.3, donde se prestan servicios de reanimación y estabilización a pacientes en estado de paro cardio-respiratorio.

El proceso inicia con un bloque "*Station*" que define al módulo, para que las entidades puedan ser llevadas a este desde cualquier bloque "*Route*" en módulos diferentes, a partir de esto, mediante un bloque "*Assign*" se asigna un nivel de

prioridad de reanimación al paciente, almacenado en el atributo “*Prioridad_Reanimacion*” expresado en el capítulo 8.2.3.2, con el que en caso de que existan dos o más paros cardio-respiratorios simultáneos se atenderá en cola bajo un nivel de prioridad LVF definido en la caracterización del proceso (véase 7.3.1)

Este valor está dado por la función 11, una función similar a la expresada en el capítulo 8.2.4.3 cuya única diferencia es la omisión de la dependencia del valor del atributo “*Triage*”.

$$-10^3 * Gestante + 10^2 * \left(\frac{1}{1 + EP(-Edad + 15)} \right) + 10^2 * \left(\frac{1}{1 + EP(-Edad + 60)} \right) + 10 * Sexo \quad (10)$$

Finalmente, la entidad pasa por un servidor que tiene como recursos 1 doctor de consulta interna y 5 enfermeras, al terminar este proceso, mediante un bloque “*Branch*” se le asigna el valor del atributo “*muerto*” a la entidad (véase 8.2.3.2), en función de la probabilidad definida en el capítulo 8.1.3.11 con la que se evalúa el criterio de salida de la entidad del sistema.

8.2.4.7. Paraclínicos

Cuando una entidad es enviada al subproceso “*Exámenes*” desde “*Consulta interna*”, llega al módulo “*Paraclínicos*”, que consiste en un proceso básico con un servidor y una cola, que ocupa como recurso una enfermera durante una demora definida por la distribución de probabilidad propuesta en el capítulo 8.1.3.8, para finalmente, ser regresada mediante un bloque “*Route*” al subproceso de “*Consulta interna*”.

8.2.4.8. Despacho

El subproceso “*Despacho*” es el último lugar por donde pasan las entidades antes de salir del sistema, este proceso se encarga de dirigir las entidades por la respectiva salida dependiendo de sus atributos, así mismo, tiene diferentes tiempos de demora dependiendo del tipo de despacho de la entidad.

Un paciente, como se expresó en el capítulo 7.3.4 puede ser dado de alta, morir o ser remitido a otras áreas de la IPS o a otras IPS, las entidades, por tanto, simulan cada una de estas posibilidades.

El proceso inicia con el bloque “Stations” que define el subproceso, seguido por un bloque “Branch” que decide, a partir del valor de los atributos “Muerto” y “Remisión” (véase capítulo 8.2.3.2) si la entidad sale como dada de alta, remitida o muerta.

En cada rama, las entidades presentan una demora de despacho especificada en el capítulo 8.1.3.8, para luego ser eliminadas cada una en su propio bloque “Dispose” con el fin de conocer las estadísticas de cada tipo de paciente por separado.

Así mismo, todas las entidades pasan por bloques “Tally” para medir la estadística de tiempo total en sistema, útil para conocer el grado de similitud entre la simulación y el sistema real expresada en el cap. [cita interna].

8.2.4.9. Control de turnos

El subproceso “Control de turnos” no existe como proceso sobre el flujo de proceso que recorren las entidades en la caracterización propuesta en el capítulo 7.3, sin embargo, como se mencionó en el capítulo 8.2.3.11, los recursos cambian cada 8 horas durante 3 veces al día, y es importante conocer los recursos disponibles para cada uno de los turnos con el objetivo de hacer más fiable la simulación.

El control de turnos, actúa como reloj interno, completamente independiente a las actividades que recorre la entidad “Paciente” en la simulación, inicia con un bloque “Create” y un bloque “Dispose”, que disponen el inicio y el fin de un ciclo de 24 horas, entre estos bloques se ubican 3 demoras (Bloque “Delay”) de 8 horas, que definen cada turno, y al iniciar cada demora se posiciona un bloque “VBA” Encargado de invocar la función “VBA” que inhabilita los recursos que no estén disponibles durante ese turno, esto se hace debido a que la definición del total de recursos debe realizarse con el máximo disponible al iniciar la simulación y no puede ser cambiado en el transcurso de esta, sin embargo, los recursos pueden ser inhabilitados a voluntad durante la fase de ejecución de la simulación “Runtime”.

8.2.5. Modelo VBA®

Aunque el modelo y el experimento SIMAN aportan la mayor parte de la lógica y definiciones necesarias para una simulación, es necesario considerar la gran cantidad de distribuciones de probabilidad de las que requiere esta investigación, las cuales aportan un nivel de dificultad en manejo de datos por fuera del alcance del software Arena®.

Afortunadamente, existen otros tipos de software que pueden apoyar la tarea, como Microsoft® Excel, y Arena® permite comunicarse con estos fácilmente mediante el uso de frameworks y lenguajes de programación como ActiveX® y “Visual Basic® for Apps” (VBA®) (Kelton, 2015).

Arena® usa dos tecnologías integradas en Microsoft® Windows™ para permitir la integración con otras aplicaciones, la primera es el framework de automatización ActiveX® que permite el control de aplicaciones mediante un lenguaje de programación como Visual Basic®, y la segunda es la integración del lenguaje de programación VBA®, con el cual se pueden controlar aplicaciones que usen el framework ActiveX® sin la necesidad de comprar otros lenguajes o realizar otras instalaciones, así, gran cantidad de aplicaciones pueden ser controladas por Arena® o controlar a Arena®, incluidas AutoCAD®, Visio® y la suite completa de Microsoft® Office™ (ibid., 2015)

Como se mencionó en el capítulo 8.2.3.3, todas las distribuciones de probabilidad requeridas para la simulación fueron almacenadas en un solo archivo Excel®, el cual podía ser consultado fácilmente por Arena®.

Algoritmo 4. Modelo VBA® de la simulación inicial

```
1  SubrutinaVBA
2  {
3      Si "distribuciones.xlsx" no iniciado entonces,
4          Iniciar archivo "Distribuciones.xlsx"
5      Mientras No cambios en "Recursos.db"
6          Si no
7              Llamar a Simulación
8      }
9  Subrutina Simulación
10 {
11     Dia = 1
12     Turno = 1
13     Mientras Dia <= 365
14     {
15         Mientras turno <= 4
16         {
17             Establecer tiempo entre llegadas de %Dia% y %Turno% a partir de "Distribuciones.xlsx"
18             correr Simulación
19             Almacenar datos de simulación
20         }
21     }
22 }
23 Subrutina SIMAN_VBA
24 {
25     Establecer variable_VBA a partir de "Distribuciones.xlsx"
26 }
```

Fuente: Elaboración propia.

Como lo muestra el algoritmo 4, cada vez que una simulación inicia, Arena® crea una estancia de Excel® en segundo plano, completamente invisible para el usuario,

con la base de datos de distribuciones de probabilidad necesarias para la simulación, siempre y cuando no exista una instancia igual del programa iniciada previamente, a partir de esto, mediante los bloques SIMAN “VBA” localizados en los subprocesos de “Control de turnos” 8.2.4.9 y “Llegada” 8.2.4.1 se llaman diferentes consultas a la estancia de Excel®, que devuelve las distribuciones de probabilidad en función de la necesidad y de parámetros específicos para cada consulta, para la cual, la misma consulta se encarga de evaluar y asignar valores a las variables que lo ameriten, esto ocurre tanto en el modelo de simulación original como en el modelo de simulación basado en optimización.

Algoritmo 5. Modelo VBA® de la simulación basada en optimización

```

1  SubRutinaVBA
2  {
3      Si "distribuciones.xlsx" no iniciado entonces,
4          Iniciar archivo "Distribuciones.xlsx"
5      Mientras No cambios en "Recursos.db"
6          {
7              esperar 1 Milisegundo
8          }
9      Si cambios en "Recursos.db"
10     {
11         Asignar "Recursos.db" a Siman "Recursos" y Siman "Filtro Triage"
12         Llamar a Simulación
13     }
14 }
15 SubRutina Simulación
16 {
17     Día =1
18     Turno = 1
19     Mientras Día <366
20     {
21         Mientras turno <4
22         {
23             Establecer tiempo entre llegadas de XdíaX y XturnoX a partir de "Distribuciones.xlsx"
24             correr Simulación
25             Almacenar datos de simulación
26         }
27     }
28 }
29 SubRutina SIMAN_VBA
30 {
31     Establecer variable_VBA a partir de "Distribuciones.xlsx"
32 }
33 SubRutinaa finalizar Simulación
34 {
35     Almacenar datos de simulación en "Userfunction.db"
36 }

```

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en el algoritmo 5 el mismo proceso es realizado cada que se ejecuta una iteración en el modelo de optimización expuesta en el capítulo 9.2.2 más adelante, en la cual, el algoritmo antes de iniciar la simulación, entra en espera de cambios consultando sobre una base de datos no relacional que incluye los recursos disponibles y las restricciones de atención, cuando esta base de datos presenta un cambio externo definido por el modelo de optimización, el modelo VBA®

lee el archivo “*Recursos.db*” que contiene los valores de variables sugeridos por el modelo de optimización, estos datos, son escritos directamente en elemento “*Resources*” del experimento SIMAN (véase capítulo 8.2.3.6) por parte del modelo VBA® y en el Branch de restricción de recursos en el subproceso “*Consulta interna*” del modelo SIMAN (véase capítulo 8.2.4.4) durante la ejecución de la simulación.

Finalmente, después de ejecutar la simulación, el modelo VBA® escribe los resultados ponderados del tiempo en sistema en otra base de datos no relacional, para que sean leídos por el modelo de optimización.

8.2.6. Infraestructura técnica

Para la ejecución del modelo de simulación se usó un equipo portátil con procesador Intel® Core™ I5 de séptima generación I5-7200U a 2.5 GHz elevado hasta 3.1 GHz, con 10 GB de memoria RAM a 1600 MHz con tarjeta de video integrada Intel® HD Graphics 620 bajo el sistema operativo Microsoft® Windows™ 10 pro insider preview x64 build 18252.1000.

8.2.7. Simulación

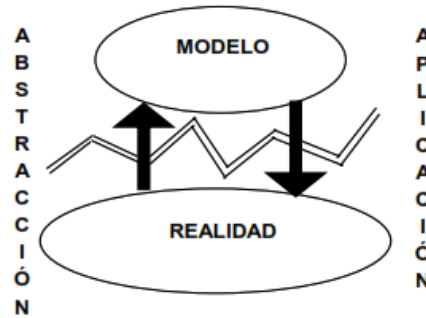
Como se mencionó en el capítulo 8.2.3.11, cada simulación podía tardar un tiempo promedio de 30 segundos en modo “Batch”, sin animaciones; Finalmente se ejecutaron 365 simulaciones en un tiempo de 120 horas con 25 repeticiones cada una y tiempo de calentamiento de 24 horas para un total de 65’700.000 minutos en entorno simulado, en una carga computacional aproximada de 5.040 minutos en simulaciones y 3.600 minutos aproximadamente en el cálculo de distribuciones de probabilidad y acciones de la automatización robótica de procesos mencionada en el capítulo 8.1.3.1.

Esta simulación dio como resultado 365 archivos de salida SIMAN, cada uno con el contenido del resultante de las 25 repeticiones y el consolidado promedio de estas con los datos expuestos en el capítulo 8.3 más adelante.

8.2.8. Verificación del modelo

La verificación de un modelo de simulación permite conocer como el modelo se adapta a la realidad, y con qué grado de acierto el modelo es confiable, es decir, el grado de rompimiento o diferencia de medias estadísticas de los datos del modelo y los datos reales.

Ilustración 4. Rompimiento entre el modelo y la realidad



Fuente: (Juan & Vargas, 2005).

Este grado de rompimiento representado en la figura 4, es consecuencia del proceso de abstracción del modelo, donde se seleccionan los datos que al criterio del modelador son importantes; la validez de esta abstracción debe ser confirmada mediante pruebas de comparación estadística, para conocer si el modelo es suficientemente confiable y útil para su aplicación.

Teniendo en cuenta los datos del sistema real expuestos en el capítulo 8.1.2, se extrajeron estadísticas similares del entorno simulado, las cuales fueron comparadas con la herramienta “*Output Analyzer*”, que realiza una prueba estadística de hipótesis de medias “*T*” para corroborar que existe igualdad estadística de medias entre el entorno simulado y el real (Hipótesis nula) es decir, que no exista evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula, esto para cada una de las 365 simulaciones promediando la media de los 3 turnos del día.

Tabla 24. Resumen de comparación por prueba de hipótesis de tiempos en sistema entre modelo y realidad

Día	Media real	Media modelo	Prueba T
1/05/2017	628.8	615.25	Fail to Reject H0
2/05/2017	576.3	562.2	Fail to Reject H0
3/05/2017	459.7	473.1	Fail to Reject H0
...
30/04/2018	788.5	780.7	Fail to Reject H0

Fuente: Elaboración propia

Como resultado, se obtuvo que para una confianza del 95% y 25 réplicas todas las medias de los parámetros expresados en la sección 8.1.2 equivalentes en las simulaciones, correspondían estadísticamente a las medias de estos mismos parámetros en los datos del mundo real.

8.3. RESULTADOS E INDICADORES DE ESTADO DE LA SIMULACIÓN

Cada una de las repeticiones presentó sus propios resultados, que finalmente fueron conglomerados automáticamente por la simulación en el informe SIMAN, lo que permitió conocer los resultados de cada simulación teniendo en cuenta su naturaleza estadística.

Ilustración 5. Ejemplo de archivo de salida de ARENA® por réplica

```

ARENA Simulation Results
- License: 7328734345

Summary for Replication 1 of 25

Project: URGENCIAS IPS
Analyst: Felix Antonio Gonzalez
Run execution date :10/ 2/2018
Model revision date:08/ 3/2018

Replication ended at time      : 1440.0 Minutes
Base Time Units: Minutes

TALLY VARIABLES

Identifier      Average  Half Width  Minimum  Maximum  Observations
-----
Tiempo en sistema pacientes remitidos      --      --      --      --      0
Tiempo en sistema pacientes que murieron    --      --      --      --      0
Tiempo en sistema pacientes recuperados     504.77  (Insuf)    342.25   760.04    9
Tiempo de espera trage                      24.080   (Insuf)   10.267   41.190   51
Tiempo de espera CI                         6.7130   (Insuf)    2.3102   39.114   51

DISCRETE-CHANGE VARIABLES

Identifier      Average  Half Width  Minimum  Maximum  Final Value
-----
Cola_recepcion .02800   (Insuf)    .00000   1.0000   .00000
Cola_Triage     .02346   (Insuf)    .00000   1.0000   .00000
Cola_Consulta   .00378   (Insuf)    .00000   1.0000   .00000
Cola_Tratamiento 1.4112   (Corr)     .00000   10.000   5.0000
Cola_Exámenes   .00662   (Insuf)    .00000   1.0000   .00000
Cola_Remision   .00000   (Insuf)    .00000   .00000   .00000
Cola_Salida     .00000   (Insuf)    .00000   .00000   .00000
Cola_Reanimacion .00000   (Insuf)    .00000   .00000   .00000
Utilizacion_Vigilante .03542   (Insuf)    .00000   1.0000   .00000
Utilizacion_Recepcion .69488   (Insuf)    .00000   2.0000   .00000
Utilizacion_Triage .16630   (Insuf)    .00000   1.0000   .00000
Utilizacion_Consulta .94967   (Insuf)    .00000   4.0000   2.0000
Utilizacion_Enfermeras 7.4403   (Corr)     .00000   10.000   10.000
Promedio de pacientes en sistema 26.792   (Corr)     .00000   42.000   42.000
T en tratamiento 23.843   (Insuf)    .00000   39.000   39.000

COUNTERS

Identifier      Count  Limit
-----
personas en tratamiento      39  Infinite

```

Fuente: Elaboración propia.

En la imagen 5 se presenta un ejemplo del reporte SIMAN estándar para cada una de las réplicas, con los indicadores de todas las filas y recursos del sistema, diferenciados por las columnas de promedio, tamaño de la muestra, valor mínimo, valor máximo y valor final, es importante resaltar, que el tiempo total en sistema solo tiene en cuenta las entidades que han salido y no aquellas que se encuentran en otras partes del proceso, esto es debido a la ubicación del “Tally” encargado de recopilar y promediar esta información mencionado en el capítulo 8.2.4.8. así

mismo, es de apreciar que la utilización de las filas y recursos son promedios para los 3 turnos, que se ven afectados por turnos con mayor o menor entrada de entidades al sistema.

Así entonces, teniendo en cuenta los resultados obtenidos representados en la ilustración 5, los indicadores que permitirán definir el cambio en la salida de la simulación en base a cambios en el proceso simulado serán, el “*promedio de pacientes en sistema*” y el “*Tiempo promedio en sistema*”, sin embargo, en la comparación y análisis de resultados (véase 10.1 más adelante) se comparan una mayor cantidad de indicadores, con el fin de conocer posibles efectos secundarios de la modificación del proceso.

Lo anterior, dio como resultado un modelo de simulación viable, estadísticamente acorde con la realidad con un nivel de confianza de 95% que puede ser modificado con el fin de buscar la mejora del proceso, esto permite que se realicen tantas modificaciones como sean necesarias con la capacidad de cómputo como único límite, un hito imposible en el sistema real, y que abre las puertas a la optimización basada en iteraciones.

9. MEJORA DEL PROCESO

9.1. PLAN DE MEJORA

Con el objetivo de mejorar los indicadores propuestos en la sección 8.3, se plantearon diversas posibilidades de mejora, incluyendo la adición de nuevos servidores, la modificación del flujo del proceso y la delimitación de entidades, sin embargo, en socialización con la IPS estas propuestas no resultaron factibles debido a que implicaban incrementar los costos o podían ser cuestionables en viabilidad legal, ética o moral.

En sistemas productivos simples, es posible hacer uso de la metodología de optimización, que mediante pruebas computarizadas busca encontrar la distribución de recursos y el valor de variables óptima para un sistema determinado, con el fin de alcanzar el máximo o mínimo valor posible de una función objetivo limitada por una serie de restricciones en forma de inecuación.

La optimización, permite entonces comparar decenas y hasta cientos de escenarios diferentes con el fin de llegar al valor límite de una variable, en este caso permite minimizar el tiempo en sistema.

Esta es una opción eficaz si se intenta alcanzar el objetivo propuesto en el capítulo 5, sin embargo, la IPS ya está usando la mayor cantidad posible de recursos de la que dispone, ya sea en disponibilidad o costo, e intentar disminuir la cantidad de entidades represadas en el sistema para un modelo de optimización de estas características, implicaría la adición de recursos teniendo en cuenta la imposibilidad de modificar el ciclo del proceso o de aplicar una serie de filtros a las entidades que llegan al sistema, las cuales deben siempre ser atendidas (M. de S. y la P. S. de Colombia, 2015).

Sin embargo, es posible intentar optimizar más de un objetivo, para así evitar incrementos en la función de costo y a su vez disminuir la cantidad de entidades en sistema, pero esto implica la posibilidad de que el resultado de la optimización sea siempre el máximo de recursos disponibles, para evitar tal resultado, es necesario entonces incrementar el número de variables de decisión que puede modificar la optimización y no solo disponer del número de recursos disponibles en el sistema.

Es común que se busque que siempre el mismo doctor asignado a un paciente lo atienda tanto en entrada como en salida, sin embargo, esto no sucede siempre

debido al horario de los turnos y al tiempo en sistema, así mismo, aunque el sistema no puede filtrar las entidades que trata, los recursos si pueden, siempre y cuando se garantice la atención a todos los usuarios como lo estipula la ley (Ibid., 2015) bajo estas premisas, es posible entonces crear dos nuevos conjuntos de variables para cada recurso de doctores, uno de estos especifica las entidades filtradas por triage que puede atender el recurso en la primera consulta interna y el otro en la segunda, como se verá en el capítulo 9.2.2.2 más adelante.

9.2. OPTIMIZACIÓN ENTERA MIXTA

Existen diversos tipos de modelos de optimización, desde los modelos que tratan variables continuas, binarias, enteras e incluso probabilísticas, sin embargo, debido a las características del objetivo buscado (véase capítulo 5), para este estudio el modelo que mejor se ajusta es el modelo de optimización entera mixta.

El modelo base de esta investigación controla variables de tipo discreto y binario, que servirán para indicar el número de recursos a asignar, el número de servidores y la prioridad de atención de cada uno de estos para los recursos “*Doctores*”.

El modelo de optimización entera mixta permite también trabajar con parámetros, funciones objetivo y restricciones no discretas, que se adaptan perfectamente a los objetivos planteados.

9.2.1. Optimización multiobjetivo

Como se mencionó en el capítulo 9.1, el sistema exige que, ante cualquier modificación, el incremento en los costos sea mínimo o nulo, cumpliendo el objetivo de disminuir la cantidad de personas en el sistema.

Por esto, es conveniente usar un paradigma de la optimización, centrado en la mejora o el mantenimiento de más de una función objetivo, conocido como “optimización multiobjetivo”.

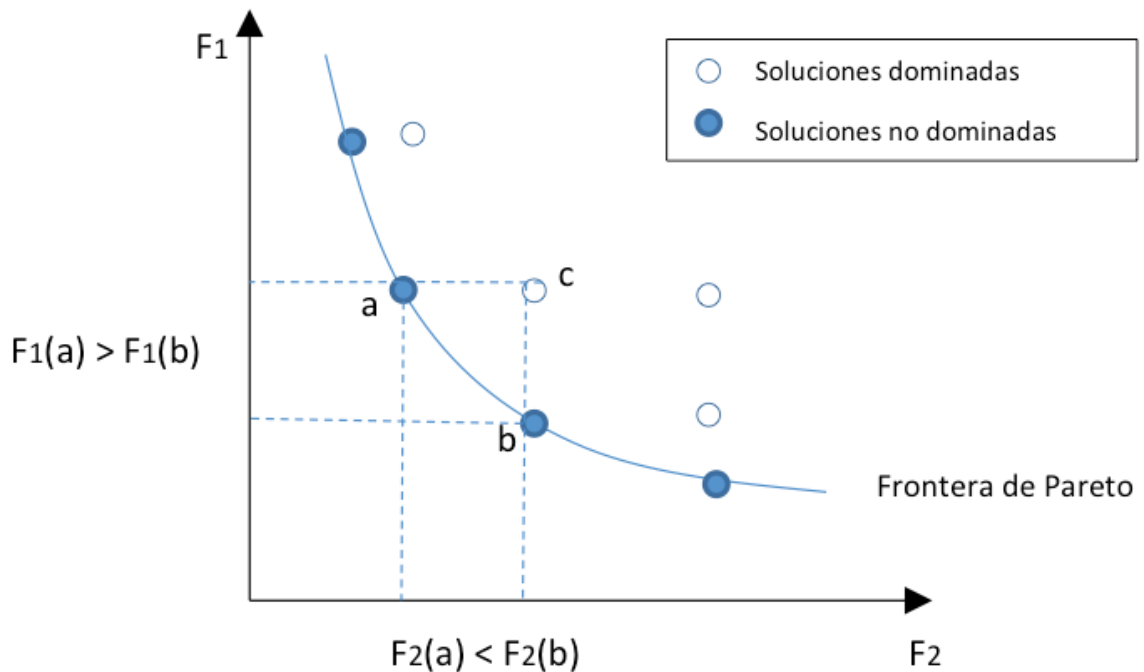
A diferencia de los modelos de optimización mono objetivos, la optimización multiobjetivo busca el equilibrio entre los valores de dos o más objetivos, esto implica que existe la posibilidad de no alcanzar el objetivo óptimo en alguna o ambas funciones objetivo, sin embargo, sí se alcanza un punto de equilibrio entre las funciones a optimizar, llamado “Óptimo de Pareto” (David & Díaz, 2015).

9.2.1.1. Óptimo y frontera de Pareto

El óptimo de Pareto es el punto o vector solución de un modelo de optimización multiobjetivo, desde el cual no es posible la mejora de una función objetivo sin causar un decremento en el valor objetivo de las otras funciones (Ibid., 2015).

Sin embargo, en un modelo de optimización multiobjetivo pueden existir muchos óptimos de Pareto, que apunten con mayor o menor proporción a cada una de las distintas funciones objetivo del modelo y, dependiendo de las preferencias o necesidades del sistema son igualmente válidos, estos puntos forman una frontera de óptimos llamada "Frontera de Pareto".

Diagrama 11. Frontera y óptimos de Pareto



Fuente: (Aranda Pinilla & Orjuela Castro, 2015).

En la imagen 11 se pueden observar las posibles soluciones de un sistema de optimización con dos funciones objetivo, donde los puntos blancos o soluciones dominadas son soluciones factibles pero no óptimas, y los puntos azules equivalen a soluciones óptimas u óptimos de Pareto, que forman la frontera de Pareto, así entonces, si se eligiera la solución óptima "a", la función objetivo 1 tendría valor más alto que la función objetivo 2, caso contrario a si se eligiese el óptimo de Pareto "b", mostrando así la necesidad de priorizar una función objetivo por encima del valor de las demás en un sistema de optimización multiobjetivo.

El óptimo a elegir, depende entonces no solo de los óptimos de Pareto, sino también del grado de acercamiento a cada una de las funciones objetivo que requiera el sistema o considere el modelador, que deberá elegir el óptimo más conveniente en la frontera de Pareto.

9.2.1.2. Métodos de solución para un modelo de optimización multiobjetivo

Para (David & Díaz, 2015) los siguientes métodos de solución son factibles, sin embargo, aunque no son los únicos métodos encontrados en la literatura, si son los más frecuentados para la resolución de problemas de optimización multiobjetivo:

- *Método del criterio global*
En este método todas las funciones objetivo se consideran igual de importantes, consiste en minimizar la distancia entre un punto de referencia y la región objetivo factible, el modelador debe seleccionar un punto de referencia apropiado y elegir el criterio de medición de distancias dependiendo del sistema a modelar.
- *Método del paquete proximal multiobjetivo*
Busca el óptimo de Pareto donde todas las funciones objetivo se mejoran mutuamente, normalmente es usado en funciones no lineales, solo es efectivo para fronteras de Pareto con cualidades específicas.
- *Método de la función de valor*
Consiste en establecer una función de valor que abarque todas las funciones objetivo de acuerdo con las necesidades del sistema, así, el problema queda resumido a la optimización de una sola función convirtiéndose en un problema de optimización mono objetivo.
- *Método del ordenamiento lexicográfico*
Consiste en ordenar todas las funciones objetivo por orden de importancia dependiendo de lo requerido por el sistema, inicialmente, se optimiza solo la función objetivo más importante, luego de esto, el resultado de esta optimización se introduce como restricción en la optimización de la función objetivo con la siguiente importancia más alta, esto con el fin de evitar el movimiento adverso de la función objetivo de mayor importancia, este procedimiento se realiza para todas las funciones objetivo en orden de importancia hasta llegar a un único resultado que satisface los

requerimientos, la dificultad de este método, radica en la carga computacional requerida para ejecutar la optimización tantas veces como el número de funciones objetivo lo requieran.

- *Método de programación por metas*

El modelador especifica una aspiración optimista o meta para las funciones objetivo, luego, se minimiza la desviación de estas aspiraciones, la dificultad de este método radica en la definición de aspiraciones prudentes, que muchas veces resultan ser ambiguas, no alcanzan el óptimo real o no se encuentran dentro de los límites especificados por las restricciones.

- *Método de ponderaciones*

Cada función objetivo es multiplicada por un índice de ponderación, finalmente, la función a optimizar es la suma de las funciones objetivo-ponderadas, queda entonces tratable como un sistema mono objetivo.

- *Método de ε -constraint*

Este método consiste en convertir las funciones objetivo de menor prioridad en restricción, desiguálándolas a una constante ε , esto permite que al final, el modelo de optimización se convierta en un modelo mono objetivo. y pueda ser tratado como tal, este método es simple y computacionalmente poco exigente, sin embargo, es usual calcular soluciones para distintos valores de ε , lo que permite generar la frontera de Pareto, para lo cual, el costo computacional se incrementa debido a la cantidad de valores de ε evaluados.

Para la realización de este estudio, se ha elegido el método *ε -constraint*, debido a que es un método simple que requiere de poco poder de cómputo dada la simplicidad y necesidades del caso de estudio, en el cual, solo se requiere que la función de costos no se incremente, además, con este método no son necesarias funciones matemáticas y/o simulaciones extra como en otros modelos de optimización multiobjetivo.

Se prioriza la función de personas en sistema (véase 9.2.2.3 más adelante) por encima de la función de costo debido a que, como se expresó en el capítulo 9.1, es necesario garantizar que los costos se mantengan o sean menores pero no es necesario garantizar el mínimo de estos.

9.2.2. Modelo de optimización

Un modelo de optimización permite buscar el valor óptimo de una o más funciones objetivo, este funciona creando escenarios con diferentes valores de ciertas variables de decisión y comparando los resultados de la función objetivo de estos, de forma que cada nuevo escenario generado busque minimizar, igualar, o maximizar el escenario anterior, hasta que bajo cierto criterio dependiente del algoritmo usado para la optimización, el modelo “decida” que se ha llegado al resultado óptimo.

Para este proyecto, se buscó mejorar la tasa de hacinamiento de la simulación mediante el siguiente modelo de optimización multiobjetivo:

Algoritmo 6. Modelo de optimización

```
1 F.O
2 Minimizar "tiempo en sistema (función de usuario)"
3 Minimizar "Costos"
4 Sujeto A
5 Restricciones de recursos
6     "Enfermeras por turno" <= 10
7     "Recepcionistas por turno" <= 2
8     "Doctores por turno" <= 4
9 Restricciones de atención
10 "Triage a atender en primera CI por doctor y turno" = "(3 ó 4 ó 5 ó Null) y (1 y 2)"
11 "Triage a atender en segunda CI por doctor y turno" = "1 ó 2 ó 3 ó 4 ó 5"
12 "Triage a atender doctor 1 ó 2 ó 3 ó 4" = 1
13 "Triage a atender doctor 1 ó 2 ó 3 ó 4" = 2
14 "Triage a atender 1 ó 2 ó 3 ó 4" = 3
15 "Triage a atender 1 ó 2 ó 3 ó 4" = 4
16 "Triage a atender 1 ó 2 ó 3 ó 4" = 5
```

Fuente: Elaboración propia.

9.2.2.1. Herramientas de modelado

Para la ejecución del modelo de optimización, se usó la misma infraestructura técnica vista en el capítulo 8.2.6, bajo la versión estudiantil del software de optimización LINGO 17.0.78 x64, y el IDE Microsoft® Visual Studio 2017 para la compilación de la función de usuario en lenguaje C#.

9.2.2.2. Variables de optimización

Como se mencionó en el capítulo 9 el sistema tiene la particularidad de ya contar con el máximo de recursos de los que se dispone, obligando en casi cualquier opción de mejora a incrementar los recursos o filtrar las entidades que ingresan al sistema.

Sin embargo, estas dos opciones no son factibles, por tanto, es necesario limitar la posibilidad de una mejora al control de una mayor cantidad de variables además de la cantidad de recursos en sistema por turno.

Dado esto, los grupos de variables a controlar para la optimización son las siguientes:

- *Cantidad de enfermeras disponibles*
Controla la cantidad de enfermeras que se encuentran disponibles en cada turno, su rango está permitido entre 1 y 10 debido a las limitaciones del arquetipo.
- *Cantidad de recepcionistas disponibles*
Controla la cantidad de recepcionistas que se encuentran disponibles en cada turno, su rango está permitido entre 1 y 2 debido a las limitaciones del arquetipo.
- *Cantidad de consultorios (Doctores disponibles)*
Controla la cantidad de doctores que se encuentran disponibles en cada turno, su rango está permitido entre 1 y 4 debido a las limitaciones del arquetipo, en el modelo de optimización corresponde a una matriz binaria de 4 posiciones para los 3 turnos, donde cada posición equivale a la activación o no de un consultorio con su respectivo doctor en su respectivo turno.
- *Prioridad de atención por doctor en primera consulta interna*
Este conjunto de variables, es asignado a cada doctor en cada turno, y le dice a la simulación la prioridad o filtros de atención por triage que cada doctor está autorizado a atender en la primera consulta interna (Pacientes que llegan desde el consultorio Triage), así mismo, si un paciente ha sido enviado a exámenes médicos por un doctor, será atendido de nuevo por el mismo si el turno lo permite, y cada uno de los doctores tiene la obligación de atender a los pacientes que ingresan con triage 1 o 2, sin embargo, se debe garantizar la total atención de los 5 niveles de triage por turno, en el modelo de optimización corresponde a la variable X.
- *Prioridad de atención por doctor en segunda consulta interna*
Este conjunto de variables es asignado a cada doctor, y le dice a la simulación la prioridad o filtros de atención por triage que cada doctor está autorizado a atender en la segunda consulta interna (Pacientes que llegan

desde el tratamiento), al igual que en el conjunto anterior, no se limitan los triage 1 y 2, y se debe garantizar que el total de doctores cubra a todos los niveles de triage por turno, en el modelo de optimización corresponde a la variable Y.

9.2.2.3. Funciones Objetivo

Como se mencionó en el capítulo 9.1, es necesario para este estudio optimizar la función de tiempo en sistema, y, a su vez, mejorar o mantener el valor actual de la función de costos, para esto, se seleccionaron las siguientes dos funciones objetivo:

(1) *Min Costos*

$$= C1 * Doctores + C2 * Enfermeras + C3 * Recepcionistas \quad (11)$$

(2) *Min Tiempo en sistema = @Userfunction()*

La primera, es la función objetivo de costos, que consiste en una función simple aditiva ponderada al costo que tiene cada uno de los recursos por turno, para la matriz de costos por tipo de recurso; se estimaron costos por turno representados en la siguiente tabla:

Tabla 25. Costos estimados por recurso y turno

	Costo unitario por turno
Recepcionista	27000
Doctor	40000
Enfermera	33000

Fuente: Elaboración propia con base en entrevistas en la IPS.

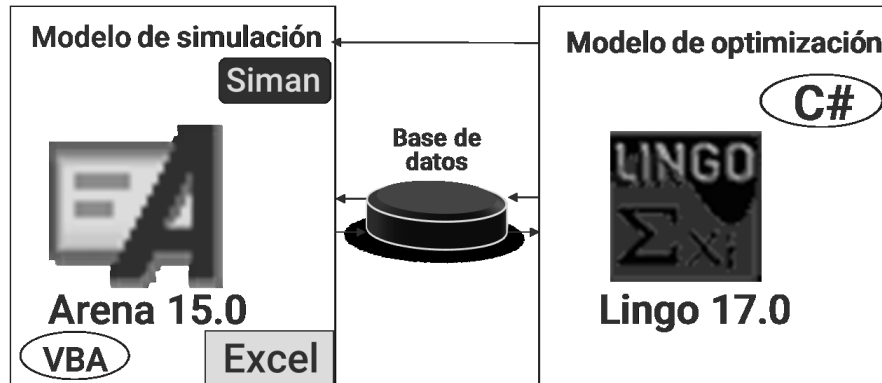
La segunda función consiste en la función de tiempo en sistema, la cual, como se verá en el capítulo 9.2.2.4 más adelante, es dependiente del modelo de simulación, y explota la característica de LINGO de ejecutar un algoritmo personalizado o función de usuario en gran cantidad de lenguajes de programación.

9.2.2.4. Función de usuario y control de simulación

Una de las características más importantes del LINGO, es la de permitir al modelador crear funciones de usuario, una función de usuario es un algoritmo personalizado escrito en cualquiera de los lenguajes de programación soportados (C++, VBA, C#, etc.) por el software, capaz de a partir de datos como el valor de las variables en cada iteración de la optimización generar un valor resultante.

El sistema a analizar, como se puede observar en el capítulo 3 cuenta con características estocásticas y modelos de múltiples servidores matemáticamente complejos, lo cual dificulta la realización de un modelo matemático que lo represente, sin embargo, en base al trabajo de (Linn et al., 2003) es posible utilizar el modelo de simulación diseñado en el capítulo 8.2 para generar los resultados necesarios para la ejecución de una optimización efectiva.

Ilustración 6. Interfaz entre el modelo de optimización y el modelo de simulación



Fuente: Elaboración propia.

Para efectos de este estudio, la función de usuario fue escrita en el lenguaje C#, propiedad de Microsoft®, debido a que es un lenguaje de alto nivel y permite una integración total con el ecosistema de Windows™, en especial para la creación de bases de datos planas no relacionales y lectura de archivos.

Algoritmo 7. Función de usuario modelo de optimización

```

1  Abrir "Arena"
2  leer variables de "Modelo de optimización"
3  Escribir variables en archivo "Recursos.db"
4  Mientras no cambios en "Resultados.db"
5  {
6      Esperar 1 Milisegundo
7  }
8  Si cambios en "Resultados.db"
9      Leer "Resultados.db"
10  Enviar Resultados a "Modelo de optimización"

```

Fuente: Elaboración propia.

El algoritmo 7 muestra los pasos ejecutados en la función de usuario, que como primera instancia ejecuta el modelo de simulación en ARENA®, el cual, queda en espera hasta detectar un cambio en la base de datos no relacional que interconecta el modelo de simulación y el modelo de optimización; cada que una iteración de la

optimización invoca a la función de usuario, esta almacena en una base de datos plana no relacional el valor de las variables, valor que luego, es detectado por el modelo de simulación, que se ejecuta como se expone en el capítulo 8.2.5, al finalizar la ejecución, el modelo de simulación, escribe en una segunda base de datos los resultados de la variable a optimizar, en este caso el valor promedio de las 25 iteraciones del parámetro “*Tiempo promedio en sistema*”.

Cuando el modelo de simulación hace un cambio en la segunda base de datos no relacional, este cambio es detectado por la función de usuario del modelo de optimización, la cual se encuentra en espera desde que se realizó el primer cambio en la primera base de datos, con base a esto, la función de usuario finaliza su algoritmo regresándole al modelo de optimización el valor promedio de tiempo en sistema resultado de la simulación, valor con el cual, el modelo de optimización puede seguir su ciclo hasta una nueva iteración, donde la función de usuario es invocada nuevamente y se repite el procedimiento con los nuevos valores de las variables.

9.2.2.5. Restricciones

Los modelos de optimización tienen como característica la limitación del valor óptimo de sus funciones objetivo debida a restricciones del sistema, que establece el alcance del valor objetivo, el modelo usado en esta investigación cuenta con las siguientes restricciones:

- *Restricciones de recursos*

$$\begin{aligned}
 \sum_{Doctor} Consultorio(Doctor, Turno) &\leq 4 \forall Turno \\
 \sum_{Doctor} Consultorio(Doctor, Turno) &\geq 1 \forall Turno \\
 Recepcionistas(Turno) &\leq 2 \forall Turno \\
 Recepcionistas(Turno) &\geq 1 \forall Turno \\
 Enfermeras(Turno) &\leq 10 \forall Turno \\
 Enfermeras(Turno) &\geq 10 \forall Turno
 \end{aligned}
 \tag{13}$$

Los recursos de toda IPS en general suelen ser restringidos, y es necesario establecer esta restricción en el modelo de optimización, con el fin de que este no eleve indiscriminadamente los recursos con el fin de optimizar la función objetivo, específicamente, la IPS objeto de este estudio, cuenta con un máximo de 4 doctores, 2 recepcionistas y 10 enfermeras por turno restringidas como lo muestra el grupo de ecuaciones 13.

- *Restricciones de atención*

$$\begin{aligned}
 & \sum_{Triage} X(Doctor, Triage, Turno) * Consultorio(Doctor, Turno) > \\
 & \quad = 1 \forall (Doctor, Turno) \\
 & \sum_{Triage} X(Doctor, 1, Turno) * W(Doctor, Turno) > \\
 & \quad = 1 \\
 & \quad * Consultorios(Doctor, Turno) \forall (Doctor, Turno) \\
 & \sum_{Triage} X(Doctor, 2, Turno) * Consultorio(Doctor, Turno) > \\
 & \quad = 1 \\
 & \quad * Consultorios(Doctor, Turno) \forall (Doctor, Turno) \\
 & \sum_{Triage} Y(Doctor, Triage, Turno) * Consultorios(Doctor, Turno) \\
 & \quad \geq 1 \forall (Doctor, Turno)
 \end{aligned} \tag{14}$$

Como se mencionó en el capítulo 9.1 si se requiere optimizar el sistema, es posible controlar un nuevo grupo de variables asignado a cada doctor disponible, estas variables, establecen los triage que cada doctor tiene permitido atender, sin embargo, estos grupos de variables deben cumplir con las siguientes características modeladas en el grupo de ecuaciones 14 con el fin de no alterar el comportamiento del sistema de forma que omita o priorice entidades inadecuadamente:

- Cada doctor solo podrá atender en la primera entrada a consulta interna de la secuencia general entidades con Triage 1,2,3,4 o 5, y cualquier combinación de estos niveles de triage.
- Cada doctor solo podrá atender en la segunda entrada a consulta interna de la secuencia general entidades con Triage 1,2,3,4 o 5, y cualquier combinación de estos niveles de triage.
- Todos los doctores deberán atender Triage 1 y 2 sin restricciones en la primera entrada a consulta interna.
- Se debe garantizar que entre todos los doctores se atiendan cada uno de los 5 niveles de triage por lo menos una vez por turno, tanto en la primera como en la segunda entrada a consulta interna de la secuencia general (Véase capítulo 8.2.3.8).

- *Restricción de costo*

$$\sum_{Turno} (33000 * Enfermeras(Turno) + 40000 * \sum_{Doctor} (Consultorios(Doctor, Turno)) + 27000 * Recepcionistas(Turno)) \leq 1632000 \quad (15)$$

Finalmente, como se expresó en el capítulo 9.2.1.2, es necesario convertir la función objetivo de costo en una inecuación (Ecuación 15), que en este caso será menor o igual al costo de tener todos los recursos disponibles por turno en funcionamiento.

Estas restricciones se aplican para cada uno de los tres turnos en la simulación, a excepción de la función de costo, que reúne el acumulado para los 3 turnos.

9.2.2.6. Ejecución del modelo

En total, el modelo de optimización contó con 129 variables, y 197 restricciones, a partir de las cuales se ejecutó, y requirió de aproximadamente 7.2 días de tiempo de cómputo intensivo, para finalmente llegar a la convergencia del modelo en el valor óptimo de recursos y atención para cada uno de los 365 días del año.

9.3. RESULTADOS DEL MODELO DE OPTIMIZACIÓN E INDICADORES DE ESTADO

Al finalizar la ejecución de cada simulación, el modelo LINGO presentó resultados como se muestran en la ilustración 7.

Ilustración 7. Ejemplo de resultados del modelo de optimización por día

```
Global optimal solution found.
Objective value:                583.6
Objective bound:                1202.4
Infeasibilities:                0.000000
Extended solver steps:         1
Total solver iterations:        16
Elapsed runtime seconds:        660

Total variables:                129
Nonlinear variables:            0
Integer variables:              129

Total constraints:              3
Nonlinear constraints:          0

Total nonzeros:                242
Nonlinear nonzeros:            0
```

Variable	Value	Reduced Cost
RECURSOS(1, 1)	4.0000	0.000000
RECURSOS(1, 2)	2.0000	0.000000
RECURSOS(1, 3)	10.0000	0.000000

Fuente: Elaboración propia.

A partir de los cuales, se organizó la información mostrando la distribución óptima de recursos y filtros triage para cada uno de los turnos de los 365 días analizados, como se visualiza en la ilustración 7 donde los números con formato “1,2... - 1,2,3...” muestran las prioridades de atención triage en primera y segunda consulta interna respectivamente para cada doctor.

Tabla 26. Resumen de resultados entregables a la IPS

Enero	Turno	Doctores				Enfermeras	Recepcionistas
		1	2	3	4		
1	M	1,2-1,2	1,2,3,4,5- 1,2,3,4,5	1,2-1,2,4,5	1,2-1,2,3,5	10	2
	T	1,2-1,2,3	1,2,4,5-1,2,4,5	1,2-1,2,3,4,5	1,2,3-1,2,3,4,5	10	2
	N	1,2,3,4-1,2,3,4,5	1,2,5-1,2,3,4,5	1,2-1,2	1,2-1,2,3,4,5	5	1
2	M	1,2-1,2,3,4,5	1,2-1,2,3,4,5	1,2,3,4,5- 1,2,3,4,5	1,2-1,2	10	2
	T	1,2,3-1,2,3,4,5	1,2-1,2,4,5	1,2,4,5-1,2,3,4,5	1,2-1,2,3	10	2
	N	1,2,3,4,5- 1,2,3,4,5	1,2,3,4,5- 1,2,3,4,5	1,2,3,4,5- 1,2,3,4,5	1,2-1,2,4,5	5	1
...

Fuente: Elaboración propia.

10. RESULTADOS

10.1. COMPARACIÓN Y ANÁLISIS

A partir de los resultados generados por el modelo de optimización y el modelo de simulación mencionados en el capítulo 9.3 y 8.3 respectivamente, se utilizó la herramienta Output Analyzer de Arena, que ejecutó una prueba de hipótesis T, con hipótesis nula de igualdad de medias en tiempo en sistema promedio entre simulación y optimización para cada una de las 365 simulaciones.

Tabla 27. Resumen de comparación estadística de medias entre simulación y optimización

Día	Media Optimización	Media Simulación	Prueba T
01/05/2017	600.3	615.2	Reject H0: The means are not equal
02/05/2017	501.5	562.2	Reject H0: The means are not equal
03/05/2017	420.9	473.1	Reject H0: The means are not equal
...
30/04/2018	733.2	780.7	Reject H0: The means are not equal

Fuente: Elaboración propia.

Como resultado de lo anterior, se obtuvo que, el 79.3% de las simulaciones contó con argumentos suficientes para rechazar la hipótesis nula, mientras que el restante 20.7% no lo hizo, esto quiere decir que estadísticamente, el modelo de optimización obtuvo diferencia estadística o cambios en el 79.3% de las simulaciones, mientras que en el 20.7% de las simulaciones no hubo cambio en el indicador de tiempo en sistema (media similar) o los cambios fueron estadísticamente insignificantes en el indicador de tiempo de permanencia en sistema.

Así mismo, en promedio la comparación entre el modelo de optimización y el modelo de simulación sin cambios en el indicador de tiempo de permanencia en sistema fue de 17% menor en la optimización que en la simulación y la media de entidades en sistema disminuyó con una diferencia promedio de 8% en el indicador de cantidad de personas en sistema, lo que comparado con el total de ingresos anuales al área afecta a cerca de 2.375 personas.

Los tiempos promedio de tratamiento, y entrada a triage se mantuvieron con medias similares a las iniciales, así como la utilización de las enfermeras y recepcionistas, sin embargo, se evidenció un incremento medio de 5% en la fila de atención a consulta interna y de en promedio 8.25% más de utilización de los doctores en el turno nocturno.

10.2. PROPUESTA DE MEJORA

A partir de los resultados mencionados en el capítulo anterior, se propone lo siguiente:

- Analizar la implementación de los resultados de este estudio como propuesta de plan base mínimo de recursos para la programación y asignación de los doctores, enfermeras y recepcionistas por turno del área de urgencias de la IPS, priorizando el debido criterio de las personas involucradas en el proceso de planificación de recursos.
- Evaluar los cambios hechos al proceso simulado, en específico la asignación de exclusiones triage a los consultorios de consulta interna, para permitir mayor control sobre las variables asociadas al tiempo de permanencia de los pacientes en sistema.
- Evaluar la implementación de las exclusiones triage dentro de la plataforma tecnológica de registro de pacientes para permitir la mayor flexibilidad posible en la implementación.
- Buscar alternativas basadas o no en esta investigación que permitan escalar la planificación óptima de recursos a corto y mediano plazo, priorizando el criterio empírico de los encargados del proceso.

En síntesis, se entrega a los encargados del proceso las mejoras obtenidas y los resultados óptimos por turno y día resumidos en la Tabla 26, que servirán como plan base para la planificación de recursos humanos para fechas posteriores teniendo en cuenta la relación observada en el *Diagrama 7. Comparación entre entradas en el mes de abril 2017 - 2018* y la posible implementación de los filtros triage propuestos en capítulo 9.1, esto, detallando así mismo, el desplazamiento en cantidad de ingresos observado en el capítulo 8.1.1.1, y recomendando la asignación de recursos priorizando el criterio empírico de los encargados del proceso, de igual forma, se comenta la posibilidad del uso de estos resultados en investigaciones más profundas que incluyan el uso de pronósticos que permitan la elaboración de un plan base de recursos con mayor precisión a mediano plazo.

11. CONCLUSIONES

- Mediante visitas y observaciones se evidenció, y se caracterizó el proceso de atención en urgencias de una IPS de propósito general de la ciudad de Tuluá, lo que resultó en un flujo del proceso que permitió conocer las iteraciones fundamentales que conducen a la atención de los pacientes, así mismo, mediante análisis de más de 654.636 datos aportados por la IPS, se obtuvieron 3 indicadores inductivos a la tasa de hacinamiento descriptores del sistema.
- Usando herramientas estadísticas, de automatización robótica de procesos y herramientas de simulación, se generó un entorno simulado dinámico para los 365 días del año teniendo en cuenta 4.786 distribuciones de probabilidad para los 3 turnos del día, y, confiable estadísticamente en 95% evaluando 3 indicadores del sistema real.
- La integración de herramientas de simulación y optimización permitió, a partir del modelo de simulación realizar miles de pequeños cambios a las 365 dinámicas simuladas, donde, mediante iteraciones con cambios en 129 variables dirigidos por el modelo de optimización se generó el plan detallado de manejo de recursos óptimo para el rango de tiempo estudiado.
- Se presentó una mejora promedio del 8% en el indicador de hacinamiento o cantidad de personas en sistema y de 15% en el tiempo que las entidades pasaban en el sistema en el 79.3% de las simulaciones, con una confianza del 95%. lo cual tiene el potencial de afectar aproximadamente a 2.375 personas al año sin incrementar los costos y con una necesidad mínima de cambios en el proceso actual.

12.RECOMENDACIONES

Esta investigación, aunque cubre detalles muy específicos como la asignación de recursos por turno, y las distribuciones de probabilidad de cada diagnóstico y turno por separado, está enfocada solo a la parte técnica del problema, dejando por fuera del alcance los detalles administrativos, políticos , sociales y económicos; esto abre la posibilidad de complementar o usar este trabajo como complemento de otras investigaciones que cubran los detalles no estudiados en este documento, así como de ampliar los estudios técnicos que permitan decrementar el problema.

Así mismo, esta investigación tiene la cualidad de permitirse ser ampliada o escalada a las necesidades de cualquier otra IPS con un mínimo de modificaciones, y con el uso de nuevas técnicas de optimización, proyección y simulación, que podría permitir la generación de pronósticos a mediano plazo basados en la planificación óptima de recursos obtenida en estudios posteriores similares al que describe este documento.

BIBLIOGRAFÍA

- Abad, R. C. (2002). *Introducción a la Simulación y a la Teoría de Colas*. Madrid: NETBIBLO, S.L. Recuperado de <https://books.google.com.co/books?id=IET6IPBm2vMC>
- Ahmed, M. A., & Alkhamis, T. M. (2009). Simulation optimization for an emergency department healthcare unit in Kuwait. *European Journal of Operational Research*, 198(3), 936–942. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.10.025>
- Ajami, S., Ketabi, S., Yarmohammadian, M. H., & Bagherian, H. (2012). Wait time in emergency department (ED) processes. *Medicinski arhiv*, 66(1), 53–57. <https://doi.org/10.5455/medarh.2012.66.53-57>
- Álvarez, M. H. (2010). El derecho a la salud en Colombia: obstáculos estructurales para su realización. *Revista de Salud Pública*, 2(2), 121–144. [https://doi.org/10.1016/S0034-7450\(13\)70025-8](https://doi.org/10.1016/S0034-7450(13)70025-8)
- Aranda Pinilla, J. A., & Orjuela Castro, J. A. (2015). Optimización multiobjetivo en la gestión de cadenas de suministro de biocombustibles. Una revisión de la literatura. *Ingeniería*, 20(1), 21–47. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.reving.2015.1.a03>
- Ariza, A. F. (2003). *Simulación de sistemas productivos con Arena*. Uninorte. Recuperado de <https://books.google.com.co/books?id=jSOYjdPTfbMC>
- Au, L., Byrnes, G. B., Bain, C. A., Fackrell, M., Brand, C., Campbell, D. A., & Taylor, P. G. (2007). Predicting overflow in an emergency department. *IMA Journal of Management Mathematics*, 20(1), 39–49. <https://doi.org/10.1093/imaman/dpn007>
- Azadeh, A., Pourebrahim Ahvazi, M., Motevali Haghighii, S., & Keramati, A. (2016). Simulation optimization of an emergency department by modeling human errors. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 67(Chen 2006), 117–136. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2016.04.005>
- Barragán, A., & Phil Anderzon. (2017). Medición de satisfacción de la calidad en el servicio de la salas de emergencia en los hospitales privados y públicos de la ciudad de Villavicencio, Meta- Colombia. Según el modelo SERVQUAL. *Universidad de los Llanos*.
- CAMPOS, B. T. (2010). Manual guía para el diseño arquitectónico del servicio de urgencias. *Secretaría distrital de salud Bogotá D.C*, 18–25. Recuperado de [http://www.saludcapital.gov.co/DDS/Documents/MANUAL PARA EL DISEÑO DEL SERVICIO DE URGENCIAS.pdf](http://www.saludcapital.gov.co/DDS/Documents/MANUAL_PARA_EL_DISEÑO_DEL_SERVICIO_DE_URGENCIAS.pdf)
- Carrioni, cesar A., Hernandez, M. L., Molina M, G., Augusto, C., Liliana, M., Molina, M., ... Uhdolw, L. (2007). Autonomy of health care facilities: it is more an ideal than an institutional reality. *Revista Facultad Nacional de Salud*, 25, 75–84. Recuperado de http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-386X2007000200009&nrm=iso
- Colombia, M. de S. y la P. S. de. (2015). Ley 1751 del 2015. *Diario oficial*, 13. Recuperado de [http://www.minsalud.gov.co/Normatividad_Nuevo/Ley 1751 de](http://www.minsalud.gov.co/Normatividad_Nuevo/Ley_1751_de)

- 2015.pdf
- Colombia, R. de. (1994). Decreto 1295 De 1994. Admistracion de los sistemas de riesgos profesionales. *Organización y administración del Sistema General de Riesgos Profesionales*, (41).
- Colombia, R., & Ministerio de Salud y Protección Social. (2015). Resolución 5596 de 2015. *Colombia (Bogotá D.C)*, 2015, 5. Recuperado de https://www.minsalud.gov.co/Normatividad_Nuevo/Resolución_5596_de_2015.pdf
- Congreso De Colombia. (1993). Ley 100 de 1993. *Colombia (Bogotá D.C)*, 1993(41), 34. Recuperado de https://docs.supersalud.gov.co/PortalWeb/Juridica/Leyes/L0100_93.pdf
- David, P. O. R., & Díaz, C. (2015). Modelo de optimización multiobjetivo para evaluación de eficiencia en una empresa de servicios eléctricos. *Universidad católica de la santísima concepción*.
- Deloitte. (2017). Automatización Robótica de Procesos (RPA). *Consulting*, 15. Recuperado de https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/mx/Documents/strategy/Automatizacion_Robótica_Procesos.pdf
- Departamento nacional de estadística DANE. (2017). Estadísticas vitales de nacimientos y defunciones. Colombia.
- Departamento nacional de estadística DANE. (2018). Población por edad y sexo. Recuperado el 10 de agosto de 2018, de <https://geoportal.dane.gov.co/midaneapp/pob.html>
- Drevna, M., Kasales, C., & Allen, T. T. (2011). Introduction to Arena. *Proceedings of the 1994 Winter Simulation Conference*, 145–160. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-139-4_10
- Eiset, A. H., Erlandsen, M., Møllekær, A. B., Mackenhauer, J., & Kirkegaard, H. (2016). A generic method for evaluating crowding in the emergency department. *BMC Emergency Medicine*, 16(1), 21. <https://doi.org/10.1186/s12873-016-0083-4>
- Escobar Toro Fabio Alberto. (2013). Código Azul (Protocolo administrativo). *Hospital Santa Margarita*, 1(52), 1–25. Recuperado de <http://santamargarita.gov.co/intranet/pdf/E.S.E/codigoazul.pdf>
- Evans, G. W., Gor, T. B., Unger, E., & Gor, T. B. (1996). A Simulation Model for Evaluating Personnel Schedules in a Hospital Emergency Department. *Proceedings of the 1996 Winter Simulation Conference*, 1205–1209. <https://doi.org/10.1109/WSC.1996.873425>
- Flórez, F. H., & López, V. A. (2015). Caracterización de la atención en el Servicio De Urgencias Hospital Universitario San Ignacio (HUSI), Bogotá D.C, 2014. En *Statewide Agricultural Land Use Baseline 2015* (Vol. 1, pp. 1–93). Recuperado de <http://repository.javeriana.edu.co/bitstream/10554/15744/1/FlorezAmayaFrancyHelena2015.pdf>
- Garde, B., Azcárate, C., & Mallor, F. (2011). Desarrollo y Validación de un Modelo de Simulación para el Complejo Asistencial Médico Tecnológico de Navarra

- (CAMTNA), 211.
- Ghanes, K., Jouini, O., Jemai, Z., Wargon, M., Hellmann, R., Thomas, V., & Koole, G. (2014). A comprehensive simulation modeling of an emergency department: A case study for simulation optimization of staffing levels. En *Proceedings of the Winter Simulation Conference 2014* (pp. 1421–1432). IEEE. <https://doi.org/10.1109/WSC.2014.7019996>
- González, G., Valencia, M. L., Agudelo, N. A., Acevedo, L., & Vallejo, I. C. (2007). Morbilidad sentida de las urgencias médicas y la utilización de los servicios de salud en Medellín, Colombia, 2005-2006. *Biomédica*, 27(2), 180. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v27i2.214>
- Grimaldo-León, G., Silva-Rodríguez, J., Espitia-García, M., & Pan-Chaparro, N. (2015). Emergency system simulation: the case study of E.S.E. San Rafael Hospital. *University St Tomas*, 6, 58–48. Recuperado de <http://revistas.ustatunja.edu.co/index.php/ingeniomagno/article/view/1028>
- 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. En *AIP Conference Proceedings* (Vol. 1830, p. 060005). <https://doi.org/10.1063/1.4980949>
- Juan, M., & Vargas, C. (2005). Uso de la Estimación de la Distribución de Probabilidad para Muestras Pequeñas y de la Simulación en la Inferencia de Carteras de Seguros. *Comision de seguros y finanzas*.
- Keck, M. (2003). *US 2003/0050794A1*. United States.
- Kelton, W. D. (2015). *Simulation with Arena. Department of Operations, Business Analytics, and Information Systems University of Cincinnati* (Vol. 6).
- Kolker, A. (2008). Process modeling of emergency department patient flow: Effect of patient length of stay on ED diversion. *Journal of Medical Systems*, 32(5), 389–401. <https://doi.org/10.1007/s10916-008-9144-x>
- Kuo, Y.-H., Rado, O., Lupia, B., Leung, J. M. Y., & Graham, C. A. (2016). Improving the efficiency of a hospital emergency department: a simulation study with indirectly imputed service-time distributions. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 28(1–2), 120–147. <https://doi.org/10.1007/s10696-014-9198-7>
- Laskowski, M., McLeod, R. D., Friesen, M. R., Podaima, B. W., & Alfa, A. S. (2009). Models of Emergency Departments for Reducing Patient Waiting Times. *PLoS ONE*, 4(7), e6127. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0006127>
- Linn, M. A. C., Giachetti, R., Linn, R., & Ismail, A. M. (2003). A SIMULATION-ILP BASED TOOL FOR SCHEDULING ER STAFF. *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*, (1998), 1930–1938.
- Maria, P. R. L., & Antonio, G. H. L. (2008). Análisis del proceso de urgencias y hospitalización del CAMI Diana Tubay a través de un modelo de simulación con Arena 10.0 para la distribución óptima del recurso humano Analysing the Diana Tubay CAMI emergency and hospitalisation processes using an Are. *Ingeniería e Investigación*, 28(1), 146–153.
- Martinez, D. A. V. (2005). DEFINICIONES BÁSICAS EN MEDICINA DE URGENCIA. *American British Cowdray Campus Santa Fe*.

- Medina, R. D. (2003). Determinación del periodo de calentamiento en simulaciones de estado estable. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.22517/23447214.7381>
- Merlano, C. A., & Gorbanev, I. (2013). Health system in Colombia: a systematic review of literature. *Gerencia y Políticas de Salud*, 12(571), 74–86.
- Real Academia Española. (2017). Diccionario de la lengua española. Edición del tricentenario. [https://doi.org/10.1016/S0926-3373\(02\)00277-1](https://doi.org/10.1016/S0926-3373(02)00277-1)
- Robinson, S. (2003). *Simulation : The Practice of Model Development and use* (1a ed.). John Wiley & Sons Ltd, The.
- Ruiz-Maya, L., Pérez, L. R. M., & Pliego, F. J. M. (2000). *Fundamentos de inferencia estadística*. Madrid <https://books.google.com.co/books?id=HiwIAAAACAAJ>
- Sabino, C. (1992). El Proceso De Investigacion. *Proceso de Investigacion*, 1(1992), 216
Pag. Recuperado de http://paginas.ufm.edu/sabino/word/proceso_investigacion.pdf
- Salud, M. de. RESOLUCIÓN NÚMERO 2003 DE 2014, 2014 REPUBLICA DE COLOMBIA § (2014).
- Sbayou, M., Bouanan, Y., Zacharewicz, G., Ribault, J., & François, J. (2017). Devs Modelling and Simulation for Healthcare Process Application for Hospital Emergency Department. En *Proceedings of the 50th Annual Simulation Symposium* (Vol. 49, p. 4:1--4:12). San Diego, CA, USA: Society for Computer Simulation International. <https://doi.org/10.0000/dl.acm.org/3106388.3106392>
- Schwab, K. (2017). The World Economic Forum. Recuperado de <https://www.weforum.org/%5Cnhttp://www.weforum.org/world-economic-forum>
- Taboada, M., Cabrera, E., Luque, E., Epelde, F., & Iglesias, M. L. (2012). A decision support system for hospital emergency departments designed using agent-based modeling and simulation. *IEEE*. <https://doi.org/10.1109/IRI.2012.6303032>
- Wang, J., Li, J., Tussey, K., & Ross, K. (2012). Reducing Length of Stay in Emergency Department: A Simulation Study at a Community Hospital. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 42(6), 1314–1322. <https://doi.org/10.1109/TSMCA.2012.2210204>
- Wargon, M., Ghanes, K., Jouini, O., Jemai, Z., Diakogiannis, A., Hellmann, R., ... Koole, G. (2015). Simulation-based optimization of staffing levels in an emergency department. *SIMULATION*, 91(10), 942–953. <https://doi.org/10.1177/0037549715606808>
- Weng, S., & Wang, L. (2011). Simulation Optimization for Emergency Department Resources Allocation. *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference*, (Chen 2006), 1231–1238. <https://doi.org/10.1109/WSC.2011.6147845>
- YEH, J., & LIN, W. (2007). Using simulation technique and genetic algorithm to improve the quality care of a hospital emergency department. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.02.017>
- Zambrano, A. . C., Ramírez, M. ., Yepes, F. J. ., Guerra, J. A. ., & Rivera, D. . (2008). ¿Qué muestran las encuestas de calidad de vida sobre el sistema de salud en Colombia? *Cadernos de Saude Publica*, 24(1), 122–130. Recuperado de <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-38349104221&partnerID=40&md5=52110fc7dc93c05568bea6b7348b5287>