

#### Artículo de investigación.

Cómo citar: H. Martínez, y E. Duarte. "Análisis del flujo de pacientes utilizando la simulación discreta en una unidad de quimioterapia de una organización sin ánimo de lucro". *Inventum*, vol. 15, No. 29, pp 23 - 36. DOI: 10.26620/uniminuto.inventum.15.29.2020.23-36.

Editorial: Corporación Universitaria Minuto de Dios - UNIMINUTO.

ISSN: 1909-2520  
eISSN: 2590-8219

Fecha de recibido: 31 de mayo de 2020  
Fecha de aprobado: 15 de junio de 2020  
Fecha de publicación: 15 de julio de 2020

Conflicto de intereses: los autores han declarado que no existen intereses en competencia.

## Análisis del flujo de pacientes utilizando la simulación discreta en una unidad de quimioterapia de una organización sin ánimo de lucro

### Analysis of patient flow using discrete simulation in a chemotherapy unit of a non-profit organization

### Análisis del flujo de pacientes usando a simulação discreta em uma unidade de quimioterapia de uma organização sem lucro

#### Resumen

La simulación discreta es una herramienta que permite tener un panorama del sistema y una fácil trazabilidad de las variables de interés. En el presente artículo se realiza una representación de una unidad de quimioterapia con el fin de mejorar la utilización de los recursos disponibles en un modelo de simulación discreta que representa el sistema determinado por sus variables clave como: arribo de pacientes, el tiempo de estadía, personal requerido y las operaciones asociadas. Se propone una metodología de segmentación de pacientes basándose en los tiempos de infusión según protocolos. Posteriormente, se plantean diversos escenarios dentro de dos experimentos conservando la demanda como parámetro fundamental y se modifica el recurso variable con el fin de atender a la mayor cantidad de pacientes posibles. Finalmente, el estudio permitió encontrar una adecuada combinación de recursos (combinación de enfermeras oncólogas y auxiliares de enfermería) para obtener la reducción deseada en el tiempo de estancia.

**Palabras clave:** flujo de pacientes, simulación de eventos discretos, unidad oncológica.

#### Abstract

Discrete simulation is a tool that allows having an overview of the system and easy traceability of the variables of interest. In this article, a representation of a chemotherapy unit is made in order to improve the use of available resources in a discrete simulation model that represents the system determined by its key variables such as: arrival of patients, length of stay, required personnel and associated operations. A patient segmentation methodology is proposed based on infusion times according to protocols. Subsequently, various scenarios are proposed within two experiments, preserving demand as a fundamental parameter, and the variable resource is modified in order to attend to as many patients as

**Heidy Tatiana Martinez Vera**  
heidyt-martinezv@unilibre.edu.co  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8739-3510>.  
Universidad Libre  
Colombia

**Edgar Leonardo Duarte Forero**  
iedgarl.duarte@unilibre.edu.co  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8072-6976>.  
Universidad Libre  
Colombia



possible. Finally, the study allowed finding an adequate combination of resources (combination of oncology nurses and nursing assistants) to obtain the desired reduction in the length of stay.

**Keywords:** patient flow, modeling, discrete event simulation, oncology unit.

### Resumo

A simulação discreta é uma ferramenta que permite uma visão geral do sistema e fácil rastreabilidade das variáveis de interesse. Neste artigo é feita uma representação de uma unidade de quimioterapia com o objetivo de melhorar o uso dos recursos disponíveis em um modelo de simulação discreto que representa o sistema determinado por suas variáveis-chave como: chegada dos pacientes, tempo de internação, pessoal necessário e operações associadas. Uma metodologia de segmentação de pacientes é proposta com base em tempos de infusão de acordo com protocolos. Posteriormente, vários cenários são propostos em dois experimentos, mantendo a demanda como parâmetro fundamental e modificando o recurso variável para atender o maior número possível de pacientes. Por fim, o estudo permitiu encontrar uma combinação adequada de recursos (combinação de enfermeiros oncológicos e auxiliares de enfermagem) para obter a redução desejada no tempo de internação. .

**Palavras-chave:** fluxo de pacientes, simulação de eventos discretos, unidade de oncologia.

## I. INTRODUCCIÓN

La tendencia del modelamiento procura la representación a cabalidad de una realidad con diversas variables relacionadas por medio de procesos, con comportamientos asociados útiles para análisis pertinentes desde una perspectiva sistémica [1]. Incorporado a este se encuentran diversos problemas, tal es la coyuntura del flujo de pacientes en el sector salud, abordado en la literatura desde herramientas de simulación, así como de optimización [2]. Dentro de las posibilidades se destacan estudios en: dinámica de sistemas [3], simulación basada en agentes [4] y simulación de eventos discretos [5].

La presente investigación fue realizada en una institución de salud en Bogotá que ofrece la atención mensual a 197 usuarios de aplicaciones de medicamentos oncológicos y no oncológicos en una sala de quimioterapia, se llevó a cabo una simulación del sistema, en la que se evidencian variables continuas de las distintas tareas realizadas por el personal asistencial, sin embargo, los eventos existentes durante la ejecución activan y cancelan la lógica de proceso [6], es decir, que manejan variables de estado cambiantes en el tiempo. Por todo lo anterior, se ajustó el modelo al uso de la simulación discreta [7].

También se efectuaron restricciones que permiten al modelo ser fidedigno al trabajo empírico del personal de enfermería en la programación de usuarios y posteriormente en la recepción de medicamentos en la unidad de quimioterapia.

A continuación, para la generación de ideas de los escenarios se tuvo en cuenta diversas estrategias para sincronizar la demanda con la oferta de una entidad médica [8], otros aportes realizan una adaptación para liberar capacidad de pacientes que disminuye de manera exitosa la espera en el servicio, con la utilización de la estrategia de porcentaje por tiempo [9].

Por esta razón, los experimentos del sistema simulado en el objetivo del estudio, examinan el requerimiento de asignación adecuada de recursos humanos y materiales, para propender la productividad en cuanto a la disponibilidad de personal necesario con disminución del tiempo de espera de los pacientes [10], [11]. En otras palabras, con la evaluación del impacto que tiene sobre el funcionamiento del sistema la variación de profesionales de la salud, así como la identificación de cuellos de botella para propiciar alternativas de mitigación en la sala de quimioterapia.

En síntesis, el artículo explica la metodología utilizada, luego detalla la construcción del modelo y la validación en términos estadísticos y de manejo computacional especialmente en SIMIO software. Posteriormente se presenta el análisis de escenarios.

Con todo lo anterior se considera en este caso la simulación discreta desde un ámbito integral, por cuanto permite considerar el impacto en el entorno [12], por ello es una herramienta comparativa de los enfoques prospectivos de escenarios hipotéticos [13].

De ahí que, la simulación discreta en la organización facilita la observación detallada de distintos aspectos de interés, informando para la toma de decisiones [14] incluso cuando el servicio asistencial sea considerado muy complejo, en vista de la alta variabilidad en la llegada de pacientes [15].

## II. METODOLOGÍA

La metodología utilizada está apoyada en trabajos de simulación de eventos discretos que poseen varias etapas con la misma esencia, pero nombradas de acuerdo con el criterio de los investigadores, principalmente está la descripción del modelo que abarca el proceso de atención de los pacientes [10], [15]. En segundo lugar, la abstracción del modelo [16] considera si es necesario y pertinente efectuar combinación [14], tipificación [16] o categorización [10] de pacientes.

A continuación, la recolección [17] y análisis de datos [14], [17] usa la anonimización y brinda datos de entrada para la simulación, expresados en: porcentajes, números exactos o distribuciones de probabilidad asociadas [14], tales como aquellas relativas al estudio de tiempos [18]. Luego, la validación [10], [17] y [19] comprueba el modelo de simulación.

Por último, el diseño experimental [10], [16], [19] determina la viabilidad con un análisis cualitativo de acuerdo con el contexto de los escenarios, [19] avala la estabilidad del sistema con el empleo de diversas repeticiones [18] y con el uso del calentamiento (warm up) de los experimentos [14].

Con todo lo anterior se hace el análisis y contraste de los diversos escenarios en los experimentos, y se identifican cinco fases: caracterización, construcción del modelo, desarrollo y validación, planteamiento y análisis de escenarios sobre el objeto de estudio, y finalmente, conclusiones [5] (ver Figura 1).

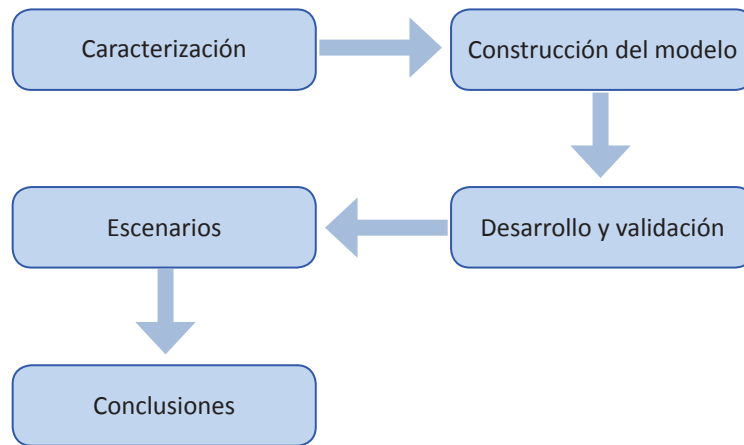


Figura 1. Metodología de la simulación de la unidad de quimioterapia.  
 Fuente: elaboración propia.

El servicio asistencial ofrecido es la administración intravenosa de medicamentos a pacientes oncológicos y no oncológicos desde las 8:00 a. m. hasta las 5:00 p. m. Por consiguiente, se determina la ruta del paciente considerado en el modelo de simulación.

El proceso inicia con la entrada del paciente a la unidad de quimioterapia, dirigiéndose a la silla asignada para realizarle el acceso venoso periférico o central según prescripción médica, luego se procede a realizar los pasos de la Figura 2.

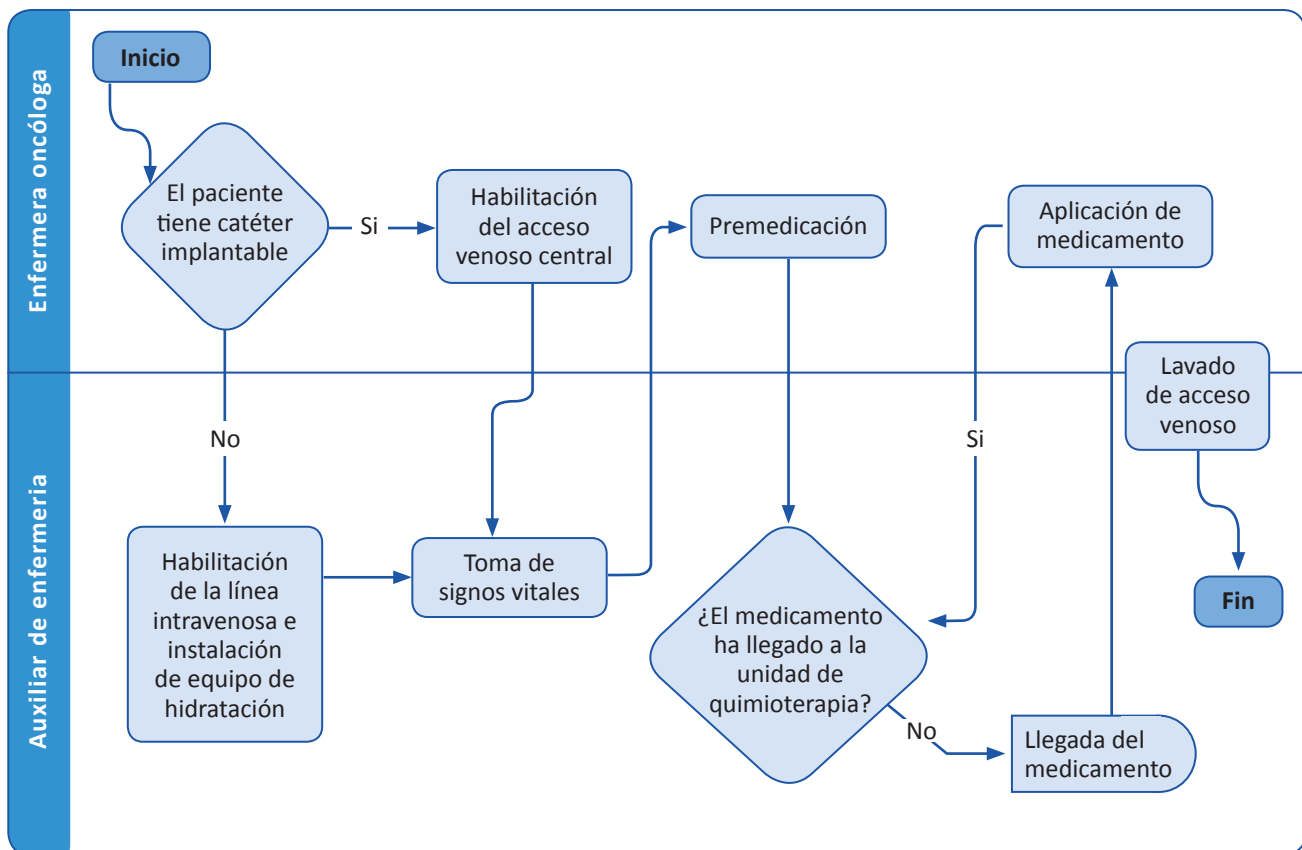


Figura 2. Ruta de usuario.  
 Fuente: elaboración propia.

Algunas restricciones aplican en la operación. Las tareas exclusivas de las enfermeras oncólogas son: habilitación de catéter implantable y administración de los medicamentos (premedicados y quimioterapia). Mientras que las auxiliares de enfermería están presentes en las demás labores, además son los únicos recursos humanos considerados para el acceso venoso periférico y la toma de signos vitales.

Por tratarse de una operación clínica, el personal de enfermería debe desarrollar: protocolos de higiene los 10 correctos de enfermería para la administración de medicamentos, técnica de asepsia y de antisepsia en los procedimientos que se requieran, lavado de manos y uso de guantes durante los cinco momentos según la OMS (Organización mundial de la salud): antes de tocar al paciente, antes de realizar una tarea limpia/aséptica, después del riesgo de exposición a líquidos corporales y después del contacto con el entorno del paciente.

Por lo anterior, en la simulación se consideran como tareas antes y después del contacto con el usuario.

### A. Gestión de datos

En primer lugar, junto con el equipo de trabajo institucional se documentó protocolos, medicamentos y tiempos de infusión en los archivos de primera versión denominados: tiempos de infusión y protocolos oncológicos.

En segundo lugar, para efectuar la caracterización cuantitativa de los arribos de pacientes se recolectó en la institución información de aplicaciones con 2'466.396 registros de pacientes atendidos, se extrajo las fechas de atención y protocolos del usuario, se depuró eliminando datos inconclusos por: errores de digitación en los medicamentos

intramusculares e intravenosos, protocolos que no son vigentes, tiempos entre arribos considerados atípicos y pacientes con protocolos atípicos.

### B Construcción del modelo

**1) Planteamiento del modelo:** el sistema consiste en el servicio de la administración intravenosa de medicamentos. La sala de quimioterapia está conformada por una estación de enfermería y doce cubículos, cada uno con los equipos médicos necesarios, una silla para el paciente y otra para el acompañante.

Teniendo en cuenta el proceso institucional se determinó que las variables necesarias en el modelo son:

- Personal asistencial disponible
- Tiempos entre arribos de pacientes
- Tiempos de duración de los procedimientos

**Personal asistencial:** el personal asistencial disponible para la atención de pacientes en la sala de quimioterapia se clasifica en: enfermera oncóloga y auxiliares de enfermería. Debido a la rotación de personal durante la investigación y sus diferentes combinaciones, los días hábiles de atención, se considera para el modelo una persona de cada categoría para la simulación.

**Tiempos de infusión:** es el tiempo en que el medicamento se induce en el organismo. Además, de ser la variable determinante para catalogar una cantidad significativa de pacientes con distintos protocolos dentro de unas categorías objetivas, nombradas en el modelo como: “códigos de agrupación” (ver Tabla 1).

Código de agrupación	Distribución de probabilidad
C1	Random.Discrete(15,0.01,30,0.23,45,0.79,60,1)
C2	Random.Discrete(90,0.4,120,0.7,150,1)
C3	Random.Discrete(175,0.01,180,0.51,200,0.81,210,1)
C4	Random.Discrete(230,0.01,235,0.51,240,0.99,270,1)
C5	Random.Discrete(295,0.38,315,0.44,350,0.48,360,0.57,390,1)
C6	Random.Discrete(420,0.05,450,0.05,480,0.65,510,1)

Tabla 1. Distribución de probabilidad de los tiempos de infusión  
 Fuente: elaboración propia.

Por otra parte, el equipo de profesionales de la salud realizó una recopilación de los tiempos de infusión por protocolo de 96 medicamentos, teniendo en cuenta la ficha técnica de cada medicamento y condición clínica del paciente. Para ello se evalúan los medicamentos y sus posibles variaciones, para obtener como resultado valores aprobados, que son analizados y totalizados por protocolos. El análisis obtuvo distribuciones de probabilidad empíricas tal y como se presentan a continuación:

*Arribos de pacientes:* utilizando datos históricos institucionales de la información de aplicaciones en el 2019 se realizó el análisis de entrada con ayuda del aplicativo *EasyFit*, y se seleccionaron las siguientes distribuciones de probabilidad tras haber aplicado pruebas de bondad de ajuste respectivas.

El tipo de paciente C4 presentó una alta variabilidad en sus arribos.

Código de agrupación	Participación de datos IV	Distribución de probabilidad	Parámetros de la distribución de probabilidad
C1	37 %	Johnson SB	$\gamma=2.4378$ $\delta=0.582121$ $\lambda=8.9711$ $\psi=0$
C2	4 %	Pearson 6	$\alpha_1=284.09$ $\alpha_2=1.5331$ $\beta=0.0354$
C3	16 %	Johnson SB	$\gamma=1.1237$ $\delta=0.59056$ $\lambda=7.8315$ $\psi=0.77357$
C5	15 %	Johnson SB	$\gamma=0.83159$ $\delta=0.59405$ $\lambda=8.3542$ $\psi=0.55923$
C6	6 %	Pearson 6	$\alpha_1=1.8457$ $\alpha_2=10.105$ $\beta=51.814$

Tabla 2. Distribución de probabilidad de los arribos por tipo de paciente  
 Fuente: elaboración propia.

Por esta razón se optó por utilizar directamente los datos existentes de registros históricos en el proceso de construcción del modelo computacional.

*Tiempo de procedimiento:* los distintos procedimientos de la unidad de enfermería contemplados en la ruta del paciente se consideran como tareas dentro de la simulación, ya que son efectuados en la misma ubicación. A partir de la recolección de 814 datos representativos de la ruta de atención

del paciente en el estudio de tiempos realizado de manera manual desde enero 8 de 2019 hasta abril 5 de 2019 en el horario de 8:30 a. m. hasta las 2:00 p.m., conforme a la mayor afluencia de pacientes, se compiló todo lo anterior en un informe ejecutivo institucional junto con seis archivos detallados, después se analizaron los datos con el aplicativo *EasyFit* y tras aplicar pruebas de bondad de ajuste se eligieron las siguientes distribuciones de probabilidad:

Tarea	Distribución de probabilidad	Parámetro
Habilitación del acceso venoso central	Log-Logistic	$\alpha_1=0.45317$ $\alpha_2=2.3237$ $\alpha=7.1683$ $\beta=41.224$
Habilitación de la línea intravenosa e instalación de equipos de hidratación	Pert	$m=1.3888$ $\alpha=0.2821$ $\beta=8.7976$
Toma de signos vitales	Triangular	$m=1.65$ $\alpha=0.28351$ $\beta=3.3696$
Premedicación	Johnson SB	$\gamma=0$ $\delta=0.84724$ $\lambda=2.8041$ $\psi=0.12658$
Aplicación de medicamento	Erlang	$m=5$ $b=0.29099$
Lavado de acceso venoso	Gama	$\alpha=10.006$ $\beta=0.26841$
Lavado de manos	Weibull	$\alpha=3.3421$ $\beta=1.0605$
Implementación de guantes	Triangular	$m=0.12632$ $\alpha=0.12631$ $\beta=0.93312$
Desechar elementos usados	Gama	$\alpha=4.6347$ $\beta=0.02987$

Tabla 3. Distribución de probabilidad de los tiempos de procedimientos  
 Fuente: elaboración propia.

### C. Desarrollo y validación del modelo

Para la construcción del modelo de simulación discreta se utilizó el aplicativo *Simio*. La selección del aplicativo estuvo basada en la adaptabilidad para representar procesos de servicios, la disponibilidad de una amplia biblioteca de distribuciones de probabilidad, así como de módulos específicos para el análisis de experimentos [2]. El tiempo de ejecución del modelo fue de seis meses de acuerdo con los parámetros determinados con anterioridad a partir de las condiciones del sistema real, tales como: arribos a la unidad de quimioterapia, tiempo de infusión por protocolo y las tareas en las sillas de quimioterapia.

Para mitigar las posibles desviaciones que genera la ausencia de la hora exacta de entrada del usuario, en el ingreso a la unidad se facilita el paso de los pacientes según la hora de llegada con la herramienta “horario de las horas restantes de atención”, se habilita el proceso “transferencia”, que no prohíbe la llegada de pacientes adicionales. Así mismo, el proceso “medicamento”, que evalúa si la hora en la que el paciente termina la premedicación es anterior a la hora de llegada del medicamento, para generar la espera hasta la hora indicada de recepción de medicamentos. En caso contrario, el usuario continúa con los procedimientos subsiguientes de acuerdo con las tareas del personal de enfermería.

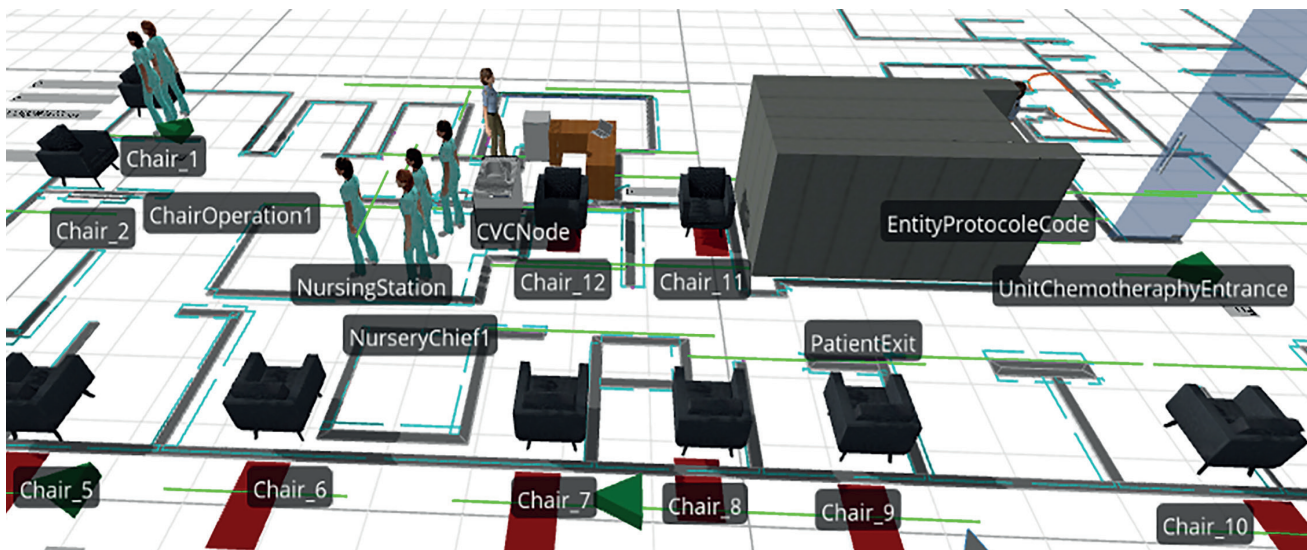


Figura 3. Modelo de la unidad de quimioterapia  
Fuente: elaboración propia.

Así mismo, hay procesos que dan soporte al correcto funcionamiento de la simulación, como el proceso “realización de tareas” que representa en la corrida de la simulación, la tarea que se está ejecutando en cada silla. También se identificaron procesos de “escritura” que generan archivos de Excel con información relevante según el código de agrupación: la cantidad de pacientes atendidos a diario, la fecha con hora de ingreso del paciente y la fecha con hora de salida del paciente.

Todo lo anterior garantiza condiciones fidedignas a la realidad, lo que permite la trazabilidad y verificación del funcionamiento del modelo.

#### 1) Validación del modelo

La medida de desempeño utilizada en este modelo consistió en el número de pacientes atendidos en el servicio en la unidad de quimioterapia por

día. Previamente se aseguró que estos servicios estuvieran distribuidos uniformemente en cada día. Se consideró que  $\mu_{-1}$  es la variable que representa el desempeño en el sistema real y  $\mu_{-2}$  la variable que simboliza el desempeño en la simulación. La hipótesis nula (1) consiste en que las medias de arribos diarios por tipo de paciente obtenidas de la simulación, son estadísticamente iguales a las del sistema real, mientras que la hipótesis alterna (2) enuncia que las medias de arribos diario por tipo de paciente, obtenidas de la simulación, son diferentes a la del sistema real.

$$H_0 : \mu_{-1} = \mu_{-2}(1)$$

$$H_a : \mu_{-1} \neq \mu_{-2}(2)$$

El análisis de resultados determinó que los tipos de pacientes C2 y C6 tienen una constante de 1 determinada por la distribución de probabilidad asociada (ver Tabla 2), por lo que el análisis de desviación y varianza no aplica. El nivel de significancia (p) para los demás tipos de pacientes se muestra a continuación en las Tablas 4 y 5 como “Sig” para la prueba de Levene y “Sig (2-tailed)” para la prueba T-Student.

Código de agrupación	Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T-Student para la igualdad de medias		
	F	Sig	t	df	Sig. (2-tailed)
C1	3.22	0.07	2.10	210	0.05
C3	2.10	0.15	-0.45	120	0.64
C4	2.14	0.14	1.33	136	0.18
C5	3.17	0.07	0.79	103	0.42

Tabla 4. Prueba de Levene y prueba T-Student  
 Fuente: elaboración propia.

Se infiere que la probabilidad asociada al estadístico de Levene en todos los tipos de paciente es mayor a 0.05, cumpliéndose la igualdad de varianzas.

También, se observa claramente que el nivel crítico de las medias de arribos diario en la prueba

t-Student son estadísticamente significativos entonces se acepta la hipótesis nula y se rechaza la hipótesis alternativa. Por consiguiente, se comprueba la validez del modelo de simulación, es decir, que representa el servicio prestado en la unidad de quimioterapia.

Media	C1	C3	C4	C5
Datos reales	5.27	1.24	1.36	1.38
Simulación	4.31	1.28	1.25	1.29

Tabla 5. Medida de desempeño: media de pacientes por día  
 Fuente: elaboración propia.

#### D. Escenarios

El uso de escenarios se basó en la modificación de parámetros de entrada al modelo. En seguida,

los valores resultantes de la simulación con la validación previamente ejemplificada (ver Tabla 6 y 7).



Código de agrupación	Tiempo de estancia (Horas)
C1	2.69
C2	3.88
C3	5.22
C4	6.22
C5	7.84
C6	10.40

Tabla 6. Tiempos de estancia en horas  
 Fuente: elaboración propia.

Silla	Abreviatura	Capacidad utilizada (%)
Chair_1	CH1	62.02
Chair_2	CH2	42.16
Chair_3	CH3	37.35
Chair_4	CH4	23.58
Chair_5	CH5	18.57
Chair_6	CH6	14.6
Chair_7	CH7	13.39
Chair_8	CH8	11.13
Chair_9	CH9	9.48
Chair_10	CH10	8.2
Chair_11	CH11	7.31
Chair_12	CH12	5.34

Tabla 7. Capacidad utilizada  
 Fuente: elaboración propia.

### 1) Experimento 1

Bajo las condiciones actuales en la unidad de quimioterapia se modifica el parámetro de personal asistencial disponible para los cargos de auxiliar

de enfermería y enfermera oncóloga. Se aplicaron combinaciones entre uno y hasta tres personas en cada cargo. Los escenarios con mayores cambios son presentados en la Tabla 8.

Escenarios	Auxiliar de enfermería	Enfermera oncóloga	Pacientes atendidos al año
001	2	2	1259
007	1	2	1322

Tabla 8. Resultados experimento 1  
 Fuente: elaboración propia.

En el escenario 001 y 007 se evidencia que la mayor atención a pacientes al año corresponde a 1322 en el escenario 007 con la atención de 63 pacientes más que en el escenario 001. Con respecto a los tiempos de estancia se realizó la comparación de los escenarios con los datos preexistentes y se identificó una reducción de un 25 % en el

escenario 007, mientras que en el escenario 001 se disminuye en un 31 %.

En cuanto al análisis de la capacidad utilizada, el estudio permite afirmar que se reduce la utilización de las sillas en el escenario 001 en 16 %, mientras que en el escenario 007 en 11 % (Figura 5).

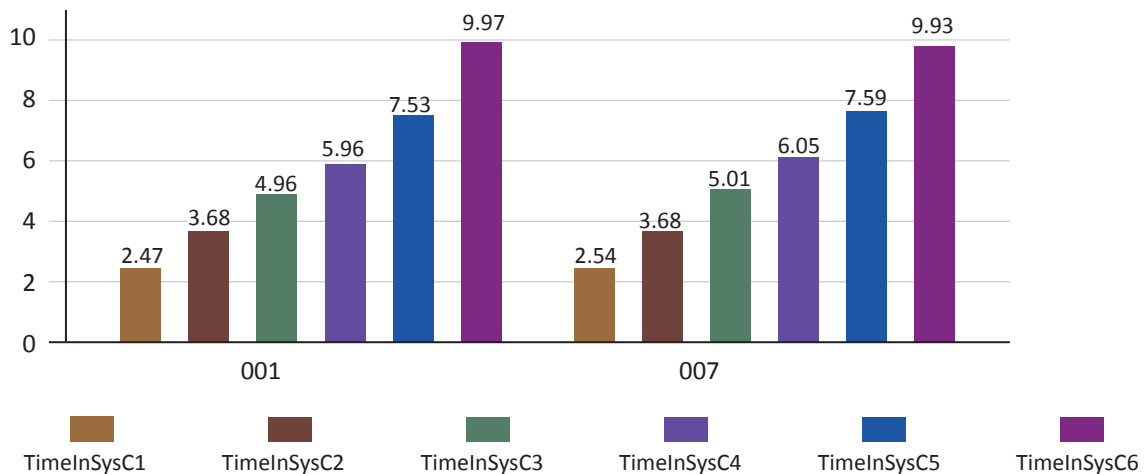


Figura 4. Tiempo de estancia en escenario 007 y escenario 001.  
 Fuente: elaboración propia.

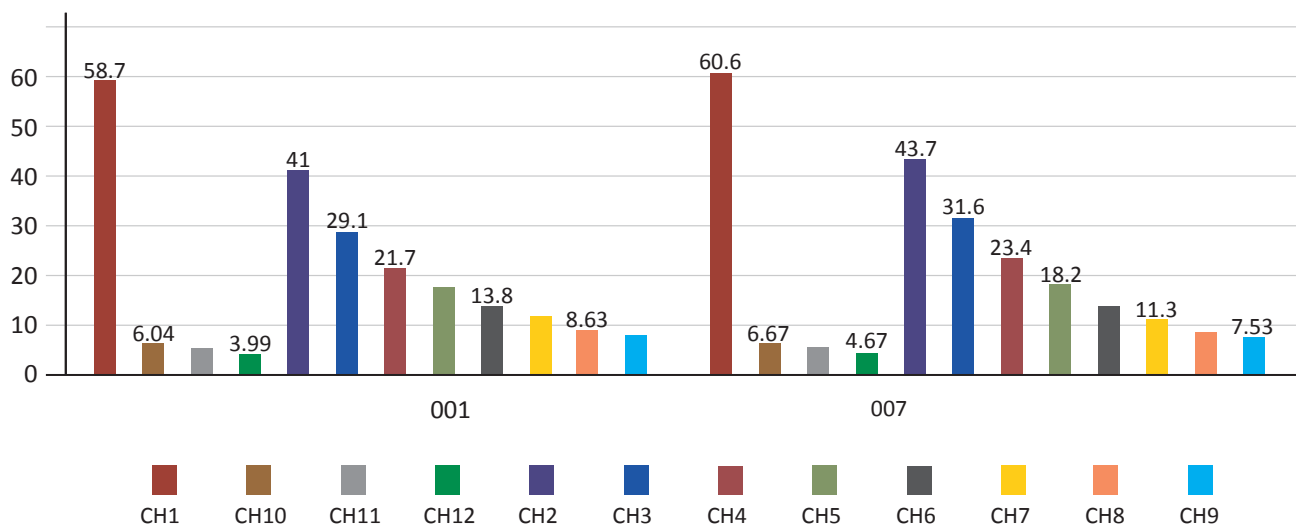


Figura 5. Capacidad en escenario 007 y escenario 001.  
 Fuente: elaboración propia.

## 1) Experimento 2

Con el equipo de trabajo se identificó que una de las causas de los tiempos ociosos corresponde a la llegada de los medicamentos. Teniendo en cuenta

esto, se consideraron todas las combinaciones del primer experimento y se añadió la disminución de la variable de arribo de medicamentos en media hora, denotada por “(2)” y en una hora como “(3)”. De nuevo, el criterio para determinar los escenarios más eficientes es la atención de pacientes.

Escenarios	Llegada de medicamento	Auxiliar de enfermería	Enfermera oncóloga	Pacientes atendidos al año
007	1	1	2	1323
003(2)	2	3	3	1311

Tabla 9. Resultados experimento 2

Fuente: elaboración propia.

El escenario 007 presenta 1323 pacientes atendidos anualmente y solo posee una diferencia superior al escenario 003(2) de 12 usuarios.

Según la Figura 6, el tiempo de estancia en la unidad baja un 10 % y un 25 % de capacidad utilizada respectivamente.

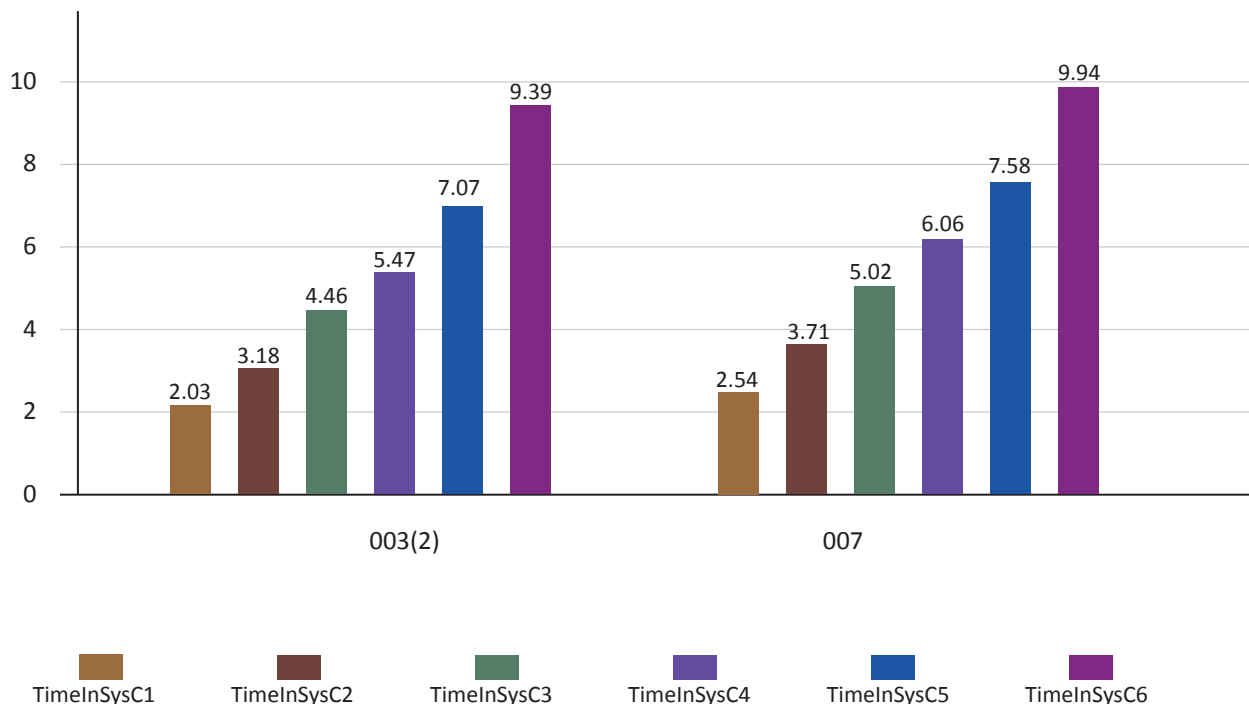


Figura 6. Tiempo de estancia en escenario 007 y escenario 003(2).

Fuente: elaboración propia.

Por otra parte, el escenario 003(2) se destaca por una reducción en un 89 % del tiempo que permanece

el usuario en la unidad de quimioterapia, un 25 % en la capacidad utilizada de la sala de quimioterapia.

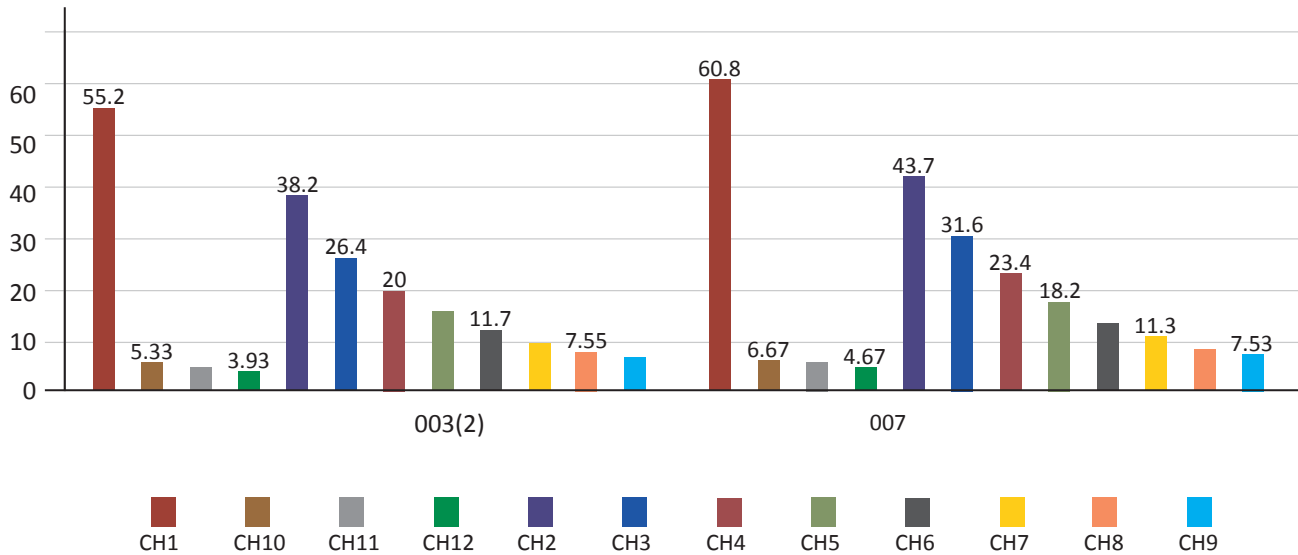


Figura 7. Capacidad en escenario 007 y escenario 003(2).  
 Fuente: Elaboración propia.

### III. CONCLUSIONES

- Bien se sabe que las instituciones del sector salud deben velar por el cumplimiento de los protocolos, procedimientos y procesos asistenciales, de acuerdo con las normas reguladoras vigentes. Así mismo, es necesario considerar herramientas ingenieriles como apoyo de gestión de operaciones. La aplicación de técnicas como: simulación discreta, teoría de colas, dinámica de sistemas y diseño de redes logísticas, tiene gran potencial en la mejora de sus procesos de atención.
- Con la utilización de la simulación discreta, el equipo de trabajo logró desarrollar un proceso de mejora en el que se identificaron las características del uso de recursos, se idearon acciones de mejora y se evaluó su impacto en el flujo de pacientes. La simulación discreta, más allá de generar beneficios en términos de la mejora en las operaciones, también promueve la cultura del trabajo en equipo en la organización.
- Para el objeto de estudio realizado se establece que la mejor combinación de profesionales es aquella que cuenta con dos enfermeras oncólogas y un auxiliar de enfermería. Esto representa en el primer experimento una reducción del tiempo de estancia del 25 % y de la capacidad utilizada del 11 %, con la estimación de atención a 1322 pacientes anualmente.
- En el evento de poder mejorar la entrega de medicamentos y reducir su tiempo de llegada, el escenario idóneo desde la perspectiva actual se atribuye a: dos enfermeras oncólogas, una auxiliar de enfermería con una reducción de tiempo de estancia del 24 % y de la capacidad utilizada del 10 %. Otro posible escenario cuenta con: tres enfermeras oncólogas, tres auxiliares de enfermería, una reducción de tiempo de estancia del 89 % y de la capacidad utilizada del 25 %.
- Para poder aplicar la reducción en los tiempos de entrega de medicamentos, se debe contar, en la medida de lo posible, con un servicio integral en el que la central de mezclas, si bien puede ser tercerizada o propia de la entidad, debe garantizar la llegada del medicamento una hora y media después de iniciada la atención en la sala de quimioterapia.
- Dentro del escenario alternativo, se evidencia la acción oportuna del auxiliar de enfermería que induce a la mejora del servicio con la reducción de los tiempos de estancia en la unidad de quimioterapia.

- No obstante, es de vital importancia que la institución considere la opción con el análisis de los costos y posibles beneficios con base en los objetivos, los planes y la estrategia de la prestadora del servicio.
- El uso de la capacidad instalada, en términos de las sillas se redujo en todos los escenarios, lo que indica que el flujo de pacientes ha incrementado en cuanto a la eliminación de tiempos ociosos y a la colaboración del personal de enfermería. Esto le permite a la institución contar con la posibilidad de atender a más pacientes, porque con las condiciones actuales y las dadas con anterioridad en el escenario 007 (una auxiliar de enfermería y dos enfermeras oncólogas) la subutilización por silla oscila entre un 58.91 % y un 60.25 % anualmente.
- Basados en la Tabla 2, los tipos de pacientes son establecidos por las distribuciones de probabilidad asociadas a Jonhson SB y Pearson 6, estimaciones basadas en los datos históricos que pueden estar sujetos a cambios de la demanda no previstos originados por variables cualitativas, políticas institucionales, cambios en el sector salud, entre otros. Sumado a esto, Johnson SB se caracteriza por una amplia gama de formas basadas en los dos parámetros determinantes, por lo que es flexible a la adaptación de la variabilidad a lo largo del tiempo. Por otro lado, Pearson 6 tiende al infinito por lo que generalmente se usa para modelar un tiempo de tarea, se recomienda evaluar las causas cualitativas de la alta variación de tiempo entre arribos generalmente y en específico en los grupos C2 y C6 para retroalimentar el sistema apropiadamente, con el fin de observar y analizar su comportamiento.

## RECONOCIMIENTOS

Los autores manifiestan su especial agradecimiento al personal asistencial del área de calidad de la institución en donde se realizó el proyecto, por su disposición y firmeza para mejorar la atención en la sala de quimioterapia.

## CONTRIBUCIÓN DE AUTORES

Heidy Tatiana Martínez Vera: investigadora principal. Realizó la recolección, tratamiento y análisis de los datos. La autora realizó un estudio de tiempos y movimientos, análisis estadístico de la información

recolectada, diseño computacional del modelo de simulación y planteamiento de conclusiones y recomendaciones.

Edgar Duarte Forero: asesor metodológico del proyecto. Realizó acompañamiento a la investigadora principal en el uso de herramientas de ingeniería, colaboró en la estructuración de la metodología y realizó seguimiento de la investigación.

## REFERENCIAS

- [1] J. Vargas Caleño y M. M. Herrera R, “Comparación de técnicas de modelamiento para el control de procesos: un enfoque de aprendizaje con dinámica de sistemas”, *Inventum*, vol. 10, n.º 18, pp. 37-48, feb. 2015, doi: 10.26620/uniminuto.inventum.10.18.2015.37-48.
- [2] S. M. Thompson, R. Day, and R. Garfinkel, “Improving the flow of patients through healthcare organizations”, en *Handbook of healthcare operations management*, New York: Springer, 2013, pp. 183-204. doi: <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5885-2>
- [3] M. Chong et al., “Patient flow evaluation with system dynamic model in an emergency department: Data analytics on daily hospital records”, en *2015 IEEE international congress on big data*, New York, 2015, pp. 320-323. doi: <https://doi.org/10.1109/BigDataCongress.2015.54>.
- [4] S. Barnes, B. Golden, and S. Price, “Applications of agent-based modeling and simulation to healthcare operations management”, en *Handbook of healthcare operations management*, New York: Springer, 2013, pp. 45-74, doi: [https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5885-2\\_3](https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5885-2_3).
- [5] T. Bountourelis, M. Y. Ulukus, J. P. Kharoufeh, and S. G. Nabors, “The modeling, analysis, and management of intensive care units”, en *Handbook of healthcare operations management*, New York: Springer, 2013, pp. 153-182. doi: [https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5885-2\\_6](https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5885-2_6).
- [6] C. D. Pegden and D. T. Sturrock, *Rapid modeling solutions: introduction to simulation and Simio*, Sewickley, Pennsylvania Simio Forward Thinking, 2014.

- [7] W. D. Kelton, J. S. Smith, D. T. Sturrock, and A. Verbraeck, *Simio & simulation: Modeling, analysis, applications*, Sewickley, Pennsylvania Learning Solutions Chennai.
- [8] K. Bertsch, *Day-of-Discharge Planning at Acute Care Hospitals*, thesis, Master of Science in Engineering, Wright State University, Dayton (Ohio) 2014. [Online]. Available: [https://corescholar.libraries.wright.edu/etd\\_all/1235](https://corescholar.libraries.wright.edu/etd_all/1235).
- [9] Case, and K. Ellis, “Simulation-Based Improvement of the Discharge System in Highly Utilized Hospitals”, en *Winter Simulation Conference*, Maryland, 2019, Consultado: jul. 17, 2020. [Online]. Available: <https://www.simio.com/resources/papers/WinterSim2019/Simulation-Based-Improvement-of-the-Discharge-System-in-Highly-Utilized-Hospitals.php>.
- [10] M. Khasawneh, “Reducing Patient Waiting Time in an Outpatient Clinic: A Discrete Event Simulation (DES) Based Approach”, Pittsburgh, Pennsylvania 2017, [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/profile/Niamat\\_Ullah\\_Ibne\\_Hossain/publication/317730692\\_Reducing\\_Patient\\_Waiting\\_Time\\_in\\_an\\_Outpatient\\_Clinic\\_A\\_Discrete\\_Event\\_Simulation\\_DES\\_Based\\_Approach/links/5975a806a6fdcc83488e9320/Reducing-Patient-Waiting-Time-in-an-Outpatient-Clinic-A-Discrete-Event-Simulation-DES-Based-Approach.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Niamat_Ullah_Ibne_Hossain/publication/317730692_Reducing_Patient_Waiting_Time_in_an_Outpatient_Clinic_A_Discrete_Event_Simulation_DES_Based_Approach/links/5975a806a6fdcc83488e9320/Reducing-Patient-Waiting-Time-in-an-Outpatient-Clinic-A-Discrete-Event-Simulation-DES-Based-Approach.pdf)
- [11] S. Suss, N. Bhuiyan, K. Demirli, and G. Batist, “Toward Implementing Patient Flow in a Cancer Treatment Center to Reduce Patient Waiting Time and Improve Efficiency”, *JOP*, vol. 13, n.º 6, pp. e530-e537, may 2017, doi: 10.1200/JOP.2016.020008..
- [12] C. Forero-Almanza, M. A. Martínez, y M. Mauricio Herrera, “Modelo de simulación relacionado con la <influencia de la fuerza de trabajo en la cadena de suministro del mango en la región del Tequendama. Caso el colegio”, *Inventum*, vol. 12, núm. 22, pp. 75-83, nov. 2017, doi: 10.26620/uniminuto.inventum.12.22.2017.75-83.
- [13] L. Silvoy, “Eradicating the Average: Answering Complex Healthcare Questions Using Discrete Event Simulation | Simio”, presentado en *Winter Simulation Conference*, Arlington, Virginia, 2016. [Online]. Available: <https://www.simio.com/resources/papers/WinterSim2016/Eradicating-the-Average-Answering-Complex-Healthcare-Questions-Using-Discrete-Event-Simulation.php>.
- [14] C. M. DeRienzo, R. J. Shaw, P. Meanor, E. Lada, J. Ferranti, and D. Tanaka, “A discrete event simulation tool to support and predict hospital and clinic staffing”, *Health Informatics J*, vol. 23, n.º 2, pp. 124-133, jun. 2017, doi: 10.1177/1460458216628314.
- [15] Bernatchou, Maryam, Adil Bellabdaoui, and Fatima Ouzayd. 2017. “Performance Evaluation of a Chemotherapy Treatment Unit through Simulation.” In *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, Rabat, Morocco, 2017, pp. 5720-5726. [Online] Available: <http://ieomsociety.org/ieom2017/papers/582.pdf>
- [16] T. M. Abuhay, A. V. Krikunov, E. V. Bolgova, L. G. Ratova, and S. V. Kovalchuk, “Simulation of Patient Flow and Load of Departments in a Specialized Medical Center”, *Procedia Computer Science*, vol. 101, pp. 143-151, ene. 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.11.018
- [17] L. M. Pantoja Rojas, y L. A. Garavito Herrera, “Análisis del proceso de urgencias y hospitalización del CAMI Diana Turbay a través de un modelo de simulación con Arena 10.0 para la distribución óptima del recurso humano”, *Ingeniería e Investigación*, vol. 28, n.º 1, pp. 146-153, abr. 2008. [En línea]. Disponible en: [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0120-56092008000100016&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-56092008000100016&lng=en&nrm=iso)
- [18] M. Alvarado, T. G Cotton, N. Lewis, E. Perez, y W. Carpentier, “Modeling and simulation of oncology clinic operations in discrete event system specification”, vol. 94, n.º. 2, pp. 105-121, may 31, 2017. [En línea]. Disponible en: <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/0037549717708246>, doi: <https://doi.org/10.1177/0037549717708246>
- [19] G. Lamé, O. Jouini, and J. S.-L. Cardinal, “Combining Soft Systems Methodology, ethnographic observation, and discrete-event simulation: A case study in cancer care”, *Journal of the Operational Research Society*, pp. 1-18, jun. 2019, doi: 10.1080/01605682.2019.1610339.