



**TESIS DOCTORAL**

**ANÁLISIS DEL EFECTO EN LA CAPACIDAD INSTALADA PRODUCTIVA DE LOS  
PROCESOS DIAGNÓSTICOS EN INGENIERÍA HOSPITALARIA MEDIANTE EL USO  
DE MODELOS DE SIMULACIÓN DE EVENTOS DISCRETOS**

**FÉLIX ENRIQUE BADILLA MURILLO**

**PROGRAMA DE DOCTORADO EN MODELIZACIÓN Y EXPERIMENTACIÓN EN  
CIENCIA Y TECNOLOGÍA**

Conformidad de los Directores

Fdo.: Justo García Sanz-Calcedo  
Director

Fdo.: Gonzalo Sánchez-Barroso Moreno  
Codirector

Esta tesis cuenta con la autorización del director de la misma y de la Comisión Académica del Programa. Dichas autorizaciones constan en el Servicio de la Escuela Internacional de Doctorado de la Universidad de Extremadura.

**2022**



## **AGRADECIMIENTOS**

A Dios, por permitirme alcanzar cada meta que he tenido en mi vida, poniendo en mi camino personas con una gran calidad humana que me apoyan para ser más fuerte y feliz cada día.

A mi familia, por su tiempo, amor y apoyo constante. Este ha sido el resultado de un esfuerzo conjunto para nosotros: Lorna, María y Rubén. A Felo y Maribel porque creyeron, creen y creerán en mí siempre.

A la Universidad de Extremadura por todos los conocimientos adquiridos en este proceso, en particular a los directores de mi tesis, Justo García Sanz-Calcedo y Gonzalo Sanchez-Barroso Moreno, por su guía y apoyo, no solo en un contexto técnico y académico, sino por el apoyo y la confianza brindada que me ha hecho crecer como persona.



## Resumen

La atención sanitaria es un pilar del desarrollo de la sociedad, que ha perfeccionado sus técnicas y procedimientos clínicos para tratar las patologías tradicionales y las emergentes, haciendo uso de nuevas tecnologías, con el objetivo de garantizar la salud e integridad de la población. El incremento demográfico ha sido un factor que demanda un mayor uso de los servicios sanitarios a nivel mundial, siendo necesario contar con una atención oportuna para el paciente; cuanto entre más tarde se obtenga un diagnóstico, mayor será la complejidad patológica y, por consiguiente, mayores tiempos de recuperación y mayores costos asociados en el plano económico.

Es necesario disponer de procesos ágiles desde un plano logístico, que brinden un mayor valor agregado a la atención de los pacientes. Es por ello que este trabajo se centra en un análisis del efecto en la capacidad instalada productiva de los procesos diagnósticos en Ingeniería Hospitalaria, haciendo uso de modelos de simulación de eventos discretos, de manera que se obtengan tiempos de atención más cortos, mejorando la eficiencia y productividad de estos servicios.

Los centros de salud diagnósticos considerados en esta investigación forman parte de una red de servicios organizados en tres niveles de atención de acuerdo con la complejidad patológica que están facultados a resolver. El primero de los niveles se encarga de la atención primaria y ofrece una atención médica general, si el médico tratante considera no tener capacidad de resolver un caso particular refiere al paciente al siguiente nivel; el segundo nivel dispone de más equipamiento y recursos para resolver padecimientos de ciertas especialidades médicas; en el tercer nivel de atención se dispone de una amplia variedad recursos para atender las patologías de mayor complejidad, es aquí donde se atiende a aquellos pacientes referidos por el segundo nivel de atención y donde los servicios diagnósticos son preponderantes para tener una atención oportuna de los pacientes. Los procesos diagnósticos considerados para esta investigación forman parte del tercer nivel de atención, dos de ellos forman parte de hospitales y el tercero es un centro especializado dedicado específicamente a resolver citologías.

Este modelo se validó en tres procesos diagnósticos correspondientes a una sala de angiografía para procedimientos cardíacos, un servicio patología para el diagnóstico de biopsias y finalmente, un laboratorio de citologías. En el caso de la sala de angiografía

el análisis se plantea siguiendo la estructura DMAIC de la filosofía Six Sigma para la mejora de procesos. Esta estructura fue utilizada en los tres procesos, en donde mediante un análisis histórico de datos se elabora un modelo de simulación de eventos discretos utilizando software de simulación, para el servicio de patología se desarrolló una Aplicación de Visual Basic (VBA) para Excel con el fin de realizar simulaciones basada en el algoritmo Böx-Müller mediante el cual se llegó a determinar que las operaciones realizadas por el patólogo, concernientes al corte de biopsias y la revisión representaban el cuello de botella del proceso. En el laboratorio de citología también se utilizó un modelo de simulación y se complementó la metodología con herramientas relacionadas a *Lean Manufacturing*, particularmente el uso de un mapa de valor agregado (*value stream map*) mediante el cual se identificaron desperdicios relacionados con dicha metodología como una organización de lotes en cada etapa de proceso, las cuales tardan un día por etapa en realizarse. Adicionalmente, fue posible identificar como la cantidad de citologías que requerían el diagnóstico de un patólogo era mayor a la capacidad de ese recurso para resolverlas, generando elevados tiempos de espera.

Se desarrollaron escenarios en los modelos de simulación se considera la posibilidad de construir un edificio debidamente equipado para el caso de la sala de angiografía, el tiempo requerido hasta darse la puesta en marcha no sería inferior a un año. Para esto se deberá disponer de un segundo turno de manera provisional para así evitar que la lista de espera se incremente porque de acuerdo con el modelo desarrollado el promedio mensual de pacientes en cola es 24, llegando a alcanzar un máximo de 71 en algunas réplicas. Aunque ambas propuestas de mejora reducen la tasa de utilización a 0,64 y aumentan la producción mensual de la sala de angiografía a 200 pacientes, el disponer de un turno adicional de trabajo aumenta los tiempos de espera del paciente en comparación a habilitar un recurso en paralelo. Con ayuda de la simulación del proceso de patología se pudo constatar que con dos patólogos el servicio de patología puede producir cerca de 8-000 biopsias al año, para lo cual se requieren de 315 horas de corte y 1.697 horas para diagnosticarlas. Para el caso del laboratorio de citologías se logró un ahorro del 66% del tiempo de ciclo y 44% en los tiempos de espera, aplicando principios de la filosofía de *Lean Manufacturing* como trabajar una pieza a la vez y no por lotes, así como el mapa de valor agregado.

En el transcurso de la investigación se evidenció la necesidad de desarrollar modelos DES para analizar las interacciones de los diferentes elementos que participan

del proceso de diagnóstico en la ingeniería hospitalaria. De esta forma será posible conocer la importancia de las variables del problema complejo de la capacidad instalada con que cuentan estos procesos, las relaciones entre sus variables, así como a simular escenarios de posibles soluciones y evaluar sus implicaciones operativas y económicas, bajo una estructura de mejora continua.

Se destaca que de esta investigación se publicaron dos artículos científicos en revistas indexadas en *Journal Citation Report* derivadas directamente de los resultados de esta investigación, todas con elevado índice de impacto.





## Abstract

Health care is a pillar of the development of society, which has perfected its clinical techniques and procedures to treat traditional and emerging pathologies, making use of new technologies, with the aim of guaranteeing the health and integrity of the population. The demographic increase has been a factor that demands a greater use of health services worldwide, being necessary to have timely care for the patient; the later a diagnosis is obtained, the greater the pathological complexity and, consequently, longer recovery times and higher associated costs in economic terms.

It is necessary to have agile processes from a logistics plan, which provide greater added value to patient care. That is why this work focuses on an analysis of the effect on the installed productive capacity of diagnostic processes in Hospital Engineering, making use of discrete event simulation models, so that shorter attention times are obtained, improving efficiency. and productivity of these services.

The diagnostic health centers considered in this research are part of a network of services organized into three levels of care according to the pathological complexity that they are empowered to resolve. The first of the levels is the primary care and offers general medical care. If the treating physician considers that he or she does not have the capacity to resolve a particular case, he or she refers the patient to the next level; the second level has more equipment and resources to solve ailments of certain medical specialties; In the third level of care, a wide variety of resources are available to attend to the most complex pathologies. This is where those patients referred by the second level of care are cared for and where the diagnostic services are preponderant to have timely care of patients. patients. The diagnostic processes considered for this research are part of the third level of care, two of them are part of hospitals and the third is a specialized center specifically dedicated to solving cytology.

This model was validated in three diagnostic processes corresponding to an angiography room for cardiac procedures, a pathology service for the diagnosis of biopsies, and finally, a cytology laboratory. In the case of the angiography room, the analysis is proposed following the DMAIC structure of the Six Sigma philosophy for process improvement. This structure was used in the three processes, where a discrete event simulation model is developed through a historical data analysis using simulation

software. For the pathology service, a Visual Basic Application (VBA) for Excel was developed with the in order to carry out simulations based on the Böx-Müller algorithm, through which it was determined that the operations performed by the pathologist, concerning the cutting of biopsies and the review, represented the bottleneck of the process. In the cytology laboratory, a simulation model was also produced, and the methodology was complemented with tools related to lean manufacturing, particularly the use of a value-added map (value stream map) through which waste related to said methodology was identified as an organization of batches in each stage of the process, which take one day per stage to carry out. In addition, it was possible to identify how the number of cytologies that required the diagnosis of a pathologist was greater than the capacity of that resource to resolve them, increasing waiting times.

Scenarios were developed in the simulation models considering the possibility of building a properly equipped building for the case of the angiography room, the time required until the start-up would not be less than one year. For this, a second shift should be provisionally available to prevent the waiting list from increasing because, according to the developed model, the monthly average number of patients in queue is 24, reaching a maximum of 71 in some replications. Although both improvement proposals reduce the utilization rate to 0.64 and increase the monthly production of the angiography room to 200 patients, having an additional work shift increases patient waiting times compared to enabling a resource in parallel. With the help of the simulation of the pathology process, it was possible to verify that with two pathologists the pathology service can produce about 8,000 biopsies per year, for which 315 cutting hours and 1,697 hours are required to diagnose them. In the case of the cytology laboratory, savings of 66% in cycle time and 44% in waiting times were achieved, applying principles of the Lean Manufacturing philosophy such as working one piece at a time and not in batches, as well as the value-added map.

While the investigation was developed, the need to create DES models to analyze the interactions of the different elements that participate in the diagnostic process in hospital engineering became evident. In this way it will be possible to know the importance of the variables of the complex problem of the installed capacity that these processes have, the relationships between their variables, as well as to simulate scenarios of possible solutions and evaluate their operational and economic implications, under a structure of continuous improvement.

It is noteworthy that two scientific articles were published from this research in journals indexed in the Journal Citation Report derived directly from the results of this research, all with a high impact index.



# ÍNDICE

---

<b>Capítulo 1. Introducción.....</b>	<b>1</b>
1.1 Antecedentes.....	1
1.1.1 Capacidad instalada en servicios de salud.....	1
1.1.2 Listas de espera en servicios de salud.....	4
1.1.3 Sistemas de salud públicos y privados.....	9
1.2 Los modelos de Simulación de Eventos Discretos.....	10
1.2.1 Algoritmos en modelos de simulación.....	11
1.2.2 Software de Simulación de Eventos Discretos .....	15
1.3 Aplicación de los modelos de simulación en servicios de salud.....	17
<b>Capítulo 2. Objetivos y metodología .....</b>	<b>21</b>
2.1 Objetivos .....	21
2.1.1 Objetivo General.....	21
2.1.2 Objetivos específicos.....	21
2.1.3 Objetivos complementarios.....	22
2.2 Metodología.....	23
2.2.1 Análisis de la utilización de recursos de una sala de angiografía.....	24
2.2.2 Utilización de los recursos en un servicio de patología .....	30
2.2.3 Análisis de valor agregado en el proceso de un laboratorio de citologías ....	38
<b>Capítulo 3. Técnicas y herramientas utilizadas .....</b>	<b>47</b>
3.1 Generalidades.....	47
3.2 Oferta y demanda .....	48
3.2.1 Oferta.....	48
3.2.2 Demanda .....	48
3.2.3 Capacidad instalada.....	49
3.2.4 Teoría de restricciones.....	49
3.2.5 Tiempo de ciclo.....	50
3.3 Seis Sigma .....	50
3.3.1 Filosofía y cultura empresariales .....	50
3.3.2 Mejora continua.....	51

3.3.3	Variabilidad (variación) .....	51
3.3.4	Filosofía Seis sigma .....	51
3.3.5	DMAIC .....	52
3.3.6	Implementación .....	53
3.4	Lean Manufacturing.....	53
3.4.1	Principios de Lean Manufacturing.....	55
3.4.2	SIPOC .....	56
3.5	Simulación .....	56
3.5.1	Sistema.....	56
3.5.2	Modelo de simulación .....	57
3.5.3	Simulación Monte Carlo .....	57
3.5.4	Simulación de eventos discretos (DES).....	57
3.5.5	Análisis what-if.....	58
3.6	Teoría de Colas.....	58
3.6.1	Principales características.....	59
<b>Capítulo 4. Resultados .....</b>		<b>61</b>
4.1	Generalidades.....	61
4.1.1	Procedencia de las biopsias.....	62
4.1.2	Especialidades con mayor demanda del servicio de biopsias.....	63
4.1.3	Porcentaje de biopsias y citologías no diagnosticadas .....	64
4.2	Análisis de la capacidad instalada en una sala de angiografía médica mediante Simulación de Eventos Discretos.....	65
4.2.1	Oferta y demanda actual .....	65
4.2.2	Tiempo de llegadas entre pacientes ( $\lambda$ ) .....	66
4.2.3	Tiempo de ciclo en sala ( $\mu$ ).....	68
4.2.4	Modelo de simulación .....	69
4.2.5	Validación del modelo de simulación.....	70
4.2.6	Escenario de mejora 1: Disponer de dos salas de angiografía .....	71
4.2.7	Escenario de mejora 2: Habilitar un segundo turno adicional.....	72
4.3	Reducción del tiempo de diagnóstico de biopsias clínicas mediante simulación basada en el algoritmo de Box Müller.....	73
4.3.1	Contexto general del servicio de patología.....	73
4.3.2	Diagrama de flujo del proceso de biopsias.....	73
4.3.3	Análisis comparativo entre biopsias recibidas y biopsias con diagnóstico... ..	81

4.3.4	Análisis estadístico para biopsias recibidas .....	81
4.3.5	Análisis estadístico para el tiempo de respuesta de las biopsias.....	83
4.3.6	Análisis estadístico de tiempos del proceso de biopsias .....	84
4.3.7	Tamaño de muestra .....	89
4.3.8	Corte de biopsias por parte del patólogo (actividad 8) .....	91
4.3.9	Análisis y evaluación de mejora del proceso de biopsias .....	93
4.3.10	Capacidad instalada del médico especialista (patólogo) .....	93
4.3.11	Capacidad demandada por los usuarios .....	99
4.3.12	Balance entre demanda y oferta: decisión.....	100
4.3.13	Propuestas de mejora.....	104
4.4	Análisis de la capacidad instalada de un laboratorio de citologías .....	106
4.4.1	Análisis de tiempos de ciclo en el proceso .....	107
4.4.2	Mapa de flujo de valor actual.....	109
4.4.3	Análisis estadístico de la demanda de citologías .....	114
4.4.4	Análisis estadístico de la oferta del laboratorio .....	119
4.4.5	Estudio de tiempos .....	126
4.4.6	Análisis de rendimiento para los parámetros de producción utilizados .....	128
4.4.7	Proceso de producción: Escenario de mejora .....	129
<b>Capítulo 5. Discusión de resultados .....</b>		<b>133</b>
5.1	Aplicación en una sala de angiografía .....	133
5.2	Aplicación en un servicio de anatomía patológica (análisis de biopsias).....	135
5.3	Aplicación en un laboratorio de citologías.....	138
<b>Capítulo 6. Conclusiones .....</b>		<b>141</b>
6.1	Conclusiones generales .....	141
6.2	Conclusiones específicas.....	144
6.3	Conclusiones complementarias .....	147
6.4	Líneas de trabajo futuras .....	147
<b>Capítulo 7. Referencias .....</b>		<b>151</b>
<b>Capítulo 8. Relación de publicaciones.....</b>		<b>171</b>
8.1	Artículos indexados en Journal Citation Reports.....	171

8.2	Artículos indexados en <i>Scimago Journal Rank</i> .....	172
8.3	Comunicaciones presentadas a congresos .....	172
<b>Capítulo 9.</b>	<b>Anexos .....</b>	<b>175</b>



## INDICE DE FIGURAS

---

Figura 2.1 Metodología del modelo de toma de decisiones desarrollado.....	24
Figura 2.2 Distribución de planta de la sala de angiografía. ....	25
Figura 2.3 Modelo de simulación realizado para la sala de angiografía. ....	28
Figura 2.4 Diagrama de transición de estado para el modelo DES. ....	29
Figura 2.5 Total de biopsias realizadas en el servicio de anatomía patológica en el periodo comprendido por los meses de enero 2005 a marzo 2009. ....	33
Figura 2.6 Esquema de la funcionalidad de la aplicación desarrollada. ....	35
Figura 2.7 Diagrama descriptivo del modelo de simulación elaborado para el laboratorio de citologías .....	45
Figura 3.1 Esquemas de las técnicas y herramientas utilizadas en este estudio.....	47
Figura 4.1 Servicios de salud en los que fue aplicada la metodología de este estudio ....	61
Figura 4.2 Porcentaje de biopsias realizadas en el 2009 en el Servicio de Anatomía Patológica según procedencia.....	63
Figura 4.3 Diagrama Pareto para el número de biopsias realizadas en el 2009 según especialidad. ....	63
Figura 4.4 Porcentaje de biopsias diagnosticadas y pendientes de diagnóstico correspondientes al servicio de anatomía patológica. ....	64
Figura 4.5 Porcentaje de citologías realizadas en el servicio de anatomía patológica según procedencia. ....	64
Figura 4.6 Demanda y producción mensual de procedimientos en la sala de angiografía .....	66
Figura 4.7 Crecimiento mensual de la lista de espera.....	66
Figura 4.8 Histograma generado para la llegada de pacientes diarios. ....	67
Figura 4.9 Distribución de probabilidad para el tiempo de ciclo de la sala de angiografía. ....	68
Figura 4.10 Oferta y demanda obtenido del modelo de simulación creado .....	70
Figura 4.11 Oferta y demanda del modelo de simulación creado para el escenario de mejora donde se incorpora una sala de angiografía adicional.....	71

Figura 4.12 Oferta y demanda del modelo de simulación creado para el escenario de mejora donde se habilita un segundo turno. ....	72
Figura 4.13 Proporción de la producción total de los servicios de patología en Costa Rica .....	73
Figura 4.14 Relación de la brecha entre las biopsias recibidas y biopsias diagnosticadas a partir de la semana en que ingresan al servicio de anatomía patológica.....	81
Figura 4.15 Gráfica descriptiva de las biopsias recibidas semanalmente en el servicio de anatomía patológica.....	82
Figura 4.16 Gráficas de días transcurridos para el diagnóstico de una biopsia desde que ingresa al servicio de anatomía patológica.....	83
Figura 4.17 Gráficas para el tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas (actividad 34 del diagrama de operaciones de biopsias). ....	85
Figura 4.18 Gráfico de valores individuales del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas (actividad 34 del diagrama de operaciones de biopsias).....	86
Figura 4.19 Gráficas del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas grupo 1.....	87
Figura 4.20 Gráfica del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas grupo 2. ....	87
Figura 4.21 Curva de la potencia para determinar el tamaño de muestra del análisis de biopsias del grupo 1.....	90
Figura 4.22 Curva de la potencia para determinar el tamaño de muestra del análisis de biopsias del grupo 2.....	90
Figura 4.23 Curva de potencia para una proporción de 0.35 correspondiente a las proporciones del análisis de biopsias. ....	91
Figura 4.24 Graficas para los tiempos dedicados por el patólogo al corte de biopsias (actividad 8 del diagrama de operaciones de biopsias). ....	92
Figura 4.25 Histograma para la duración en días para el diagnóstico de citologías en el laboratorio.....	107
Figura 4.26 Comparación de medias para diferentes etapas del proceso del laboratorio de citologías .....	108
Figura 4.27 Mapa de flujo de valor agregado para el proceso de citologías actual .....	109
Figura 4.28 Actividades realizadas en Cotejo.....	111

Figura 4.29 Proceso de tinción.....	112
Figura 4.30 Demanda diaria de citologías.....	114
Figura 4.31 Gráficas de citologías recibidas diariamente en el laboratorio .....	115
Figura 4.32 Diagrama Pareto de la recepción de citologías diarias en el laboratorio según día.....	117
Figura 4.33 Estadística descriptiva y pruebas de bondad de ajuste para las citologías recibidas por el laboratorio según día de la semana. ....	118
Figura 4.34 Cantidad de cito tecnólogos disponibles diariamente .....	119
Figura 4.35 Histogramas de frecuencias absoluta y porcentual de la disponibilidad diaria de citotecnólogos en el laboratorio.....	121
Figura 4.36 Histogramas de frecuencias absoluta y porcentual de la disponibilidad diaria de citotecnólogos en el laboratorio.....	121
Figura 4.37 Distribución porcentual de citologías que requieren revisión respecto al total en el laboratorio .....	122
Figura 4.38 Serie de tiempo para la demanda diaria de citologías que requieren de revisión por parte del patólogo .....	122
Figura 4.39 Gráficas para la demanda de citologías diarias para revisión. ....	123
Figura 4.40 Diagrama Pareto para las principales causas registradas para las citologías para revisión.....	124
Figura 4.41 Comparación de los tiempos de diagnóstico para citologías con y sin revisión en el laboratorio. ....	125
Figura 4.42 Comparación de tiempo medio de diagnóstico por parte de los citotecnólogos según cubículo (minutos).....	127
Figura 4.43 Comparación de la desviación estándar para el diagnóstico por parte de los citotecnólogos según cubículo (minutos). ....	127
Figura 4.44 Factores utilizados en el tamaño de muestra.....	128
Figura 4.45 Probabilidad de recibir menos de 1501 citologías diarias. ....	128
Figura 4.46 Comparativo de medianas de las citologías recibidas y la capacidad total de citotecnólogos.....	129
Figura 4.47 Mapa de valor agregado con propuestas de mejora.....	131



## INDICE DE TABLAS

---

Tabla 2.1 Plan de recolección de datos para el estudio .....	27
Tabla 2.2 Recursos disponibles en el servicio de anatomía patológica.....	32
Tabla 2.3 Plan de recolección de datos para el estudio en el servicio de anatomía patológica.....	37
Tabla 2.4 SIPOC para el proceso realizado para el diagnóstico de citologías .....	39
Tabla 2.5 Plan de recolección de datos para el estudio en el laboratorio de citologías.....	43
Tabla 4.1 Cuadro comparativo mensual de la producción y la demanda de la sala de angiografía .....	65
Tabla 4.2 Estimación del error para las pruebas de bondad de ajuste de la llegada diaria de pacientes.....	67
Tabla 4.3 Estimación del error para las pruebas de bondad de ajuste del tiempo de ciclo en la sala de angiografía. ....	69
Tabla 4.4 Diagrama de flujo del proceso de biopsias .....	75
Tabla 4.5 Resumen estadístico para las biopsias recibidas semanalmente en el servicio de anatomía patológica. ....	82
Tabla 4.6 Días transcurridos para el diagnóstico de una biopsia desde que ingresa al servicio de anatomía patológica. ....	84
Tabla 4.7 Resumen estadístico del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas (actividad 34 del diagrama de operaciones de biopsias). ....	85
Tabla 4.8 Resumen estadístico del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas grupo 1 .....	88
Tabla 4.9 Resumen estadístico del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas grupo 2 .....	88
Tabla 4.10 Resumen estadístico de los tiempos dedicados por el patólogo al corte de biopsias (actividad 8 del diagrama de operaciones de biopsias). ....	92
Tabla 4.11 Proporción de horas a simular para la combinación de cortes y análisis de biopsias posibles.....	94
Tabla 4.12 Datos de la simulación para la combinación 1 (corte 1 – análisis 1) .....	95
Tabla 4.13 Datos de la simulación para la combinación 2 (corte 1 – análisis 2) .....	96

Tabla 4.14 Datos de la simulación para la combinación 3 (corte 2 – análisis 1) .....	97
Tabla 4.15 Datos de la simulación para la combinación 4 (corte 2 – análisis 2). .....	98
Tabla 4.16 Resumen de horas simuladas para la combinación de cortes y análisis de biopsias posibles.....	99
Tabla 4.17 Modelo usado para la demanda semanal de biopsias .....	99
Tabla 4.18 Resumen de resultados obtenidos de las réplicas del modelo utilizado para la demanda semanal de biopsias .....	100
Tabla 4.19 Producción simulada para la combinación de cortes y análisis de biopsias posibles. ....	100
Tabla 4.20 Numero de patólogos requerido para cumplir con la demanda actual. ....	101
Tabla 4.21 Resumen de datos del modelo de simulación con las mejoras.....	101
Tabla 4.22 Reporte de la simulación de 40 horas (una semana) del proceso de biopsias del servicio de patología .....	102
Tabla 4.23 Plan maestro de producción para la propuesta 1. ....	105
Tabla 4.24 Plan maestro de producción para la propuesta 2. ....	105
Tabla 4.25 Análisis costo beneficio para las propuestas de planes de producción .....	106
Tabla 4.26 Estadística descriptiva para los datos de demanda diaria de citologías en el laboratorio.....	115
Tabla 4.27 Estadística descriptiva de citologías recibidas diariamente en el laboratorio .....	116
Tabla 4.28 Estadística descriptiva para la disponibilidad diaria de citotecnólogos en el laboratorio.....	120
Tabla 4.29 Resumen estadístico para la demanda de citologías diarias para revisión.....	124
Tabla 4.30 Resumen de resultados obtenidos en los modelos de simulación de los escenarios de la situación actual y la situación propuesta.....	132
Tabla 5.1 Tipos de gastos que deben considerarse en cada escenario de mejora propuesto	134

# Capítulo 1. Introducción

## 1.1 Antecedentes

### *1.1.1 Capacidad instalada en servicios de salud*

Independientemente de la coordinación de sus actividades, un sistema de salud se compone de un gran número de componentes distribuidos que están interrelacionados por procesos complejos [1]. Comprender el comportamiento del sistema en general se está convirtiendo en una de las principales preocupaciones entre los administradores de atención médica y los responsables de la toma de decisiones, para lo cual se presenta un marco de modelado y simulación para apoyar un análisis holístico de los sistemas de salud a través de una estratificación de los niveles de abstracción en múltiples perspectivas y su integración en un marco de simulación común [2]. En cada una de las perspectivas, se pueden desarrollar y acoplar modelos de diferentes componentes de un sistema de salud. Las preocupaciones de otras perspectivas se abstraen como parámetros, es decir, reflejamos los valores de los parámetros de otras perspectivas a través de supuestos explícitos y simplificaciones en tales modelos. En consecuencia, el modelo superior resultante dentro de cada perspectiva se puede acoplar con su marco experimental para ejecutar simulaciones y obtener resultados [3].

En el caso de los servicios de salud, se debe tener presente el tipo de procedimiento a realizar, el recurso humano participante (médicos, técnicos, enfermería, otros), la infraestructura y equipos disponibles, la coordinación de los distintos servicios e indiscutiblemente la condición específica de cada paciente [4].

Conforme la gestión de operaciones (GO) y la gestión de la cadena de suministro (GCS) han evolucionado, se ha incrementado su aplicación en el campo de los servicios donde la industria de la salud representa un sector importante, sin embargo, poco se sabe sobre el estado actual de la investigación en salud relacionado con la GO y GCS, como por ejemplo determinar cuáles son los enfoques metodológicos predominantes empleados en atención médica para la GO y la GSC, para esto un estudio incorporó 117 artículos científicos relacionados con estos temas y concluyó que los modelos matemáticos y la simulación fueron las metodologías más utilizadas en 39.5% de los artículos analizados [5].

La complejidad de los servicios de salud está relacionada con un elevado costo de adquisición y operación, siendo necesario disponer de una adecuada cantidad de recursos que garanticen ágiles tiempos de atención para los pacientes y la sostenibilidad financiera en el tiempo, de manera que exista una utilización adecuada de los recursos evitando problemas de ocio o sobrecarga [6, 7]. Algunos servicios, como es el caso de la angiografía coronaria por tomografía computarizada (CCTA, *Coronary Computed Tomography Angiography*), tienen elevados costos, en rangos que pueden oscilar entre \$4,630 USD y \$8,380 USD por paciente, debido a la complejidad de los equipos, materiales, procedimientos empleados y el personal técnico requerido [8].

Fue posible identificar cómo los modelos de simulación permiten comprender el complejo sistema que compone los servicios de salud para resolver inquietudes específicas, por ejemplo, analizar cómo el cambio en el número de médicos disponibles en un departamento de emergencias afecta el rendimiento de este servicio considerando tiempos de espera [9, 10]. La capacidad de respuesta en la gestión de la cadena de suministro de atención sanitaria es muy difícil de lograr porque requiere la participación total de todos los factores y elementos de la cadena de abastecimiento [11].

La capacidad instalada supone una restricción en el análisis de cualquier sistema. En general, las perturbaciones de la cadena de suministro conducen a modos de falla que afectan la capacidad de la cadena de suministro para entregar los bienes y servicios prometidos a tiempo. Para esto se modeló y probó un índice capaz de evaluar la resiliencia de las empresas en la entrega a tiempo ante dos modos de falla predominantes en la cadena de suministro, a saber, la escasez de capacidad y la escasez de materiales, utilizando para esto un estudio de caso en un proceso de la industria automotriz en



Portugal, siendo posible identificar entre sus resultados altos niveles de resiliencia de la entrega a tiempo ante los modos de falla, principalmente debido al alto costo de paralización de la producción [12].

La fabricación individualizada implica una alta flexibilidad tanto del hardware como del software de las líneas de producción basada en una rápida puesta en marcha física y lógica del sistema, para esto se ha desarrollado un diseño de línea de producción de arquitectura abierta (OAPL, *open architecture production line*) junto con un enfoque operativo flexible basado en *Digital Twin Systems* (DTS), en el cual se consideran las métricas de rendimiento del sistema de fabricación, tales como el tiempo de configuración antes del inicio/reinicio de la producción, la relación de equilibrio de la línea de producción y la productividad general (unidades por hora, UPH). Los resultados demostraron que la capacidad de producción de la línea de ensamblaje basada en DTS recientemente diseñada se había incrementado significativamente que antes de implementar el enfoque propuesto, el tiempo de preparación se redujo de 8 h a 0,4 h [13].

Un desafío constante en la gestión de la fabricación es maximizar el volumen de producción a partir de una capacidad de producción limitada, incrementando la disponibilidad efectiva de los recursos, es así como el mantenimiento productivo total (TPM, Total Productive Maintenance) es una estrategia que mejora la eficiencia de la maquinaria en las fábricas al reducir el tiempo de inactividad, la velocidad y las pérdidas de calidad. La métrica asociada de TPM es la efectividad general del equipo (OEE, Overall Equipment Effectiveness). La producción está restringida por el tiempo del ciclo de diseño en OEE, por lo que la mejora pura de OEE solo podría generar un aumento de producción limitado, solo si las actividades sin valor agregado como capacidad oculta pudieran eliminarse, la producción tendría un incremento considerable sin inversión adicional [14].

Aumentar la productividad de los procesos por lotes presenta un desafío complejo, con dificultades derivadas, entre otras cosas, de las características no lineales y variables en el tiempo que presentan dichos procesos, en donde es posible utilizar una técnica de optimización innovadora por medio de un modelo de regresión de procesos gaussianos basado en datos, construido sobre datos de procesos históricos no lineales y variables en el tiempo, para aumentar iterativamente la productividad por lotes de un ciclo al siguiente. Específicamente, la productividad aumenta al hacer los ajustes

apropiados al tiempo del ciclo del lote, utilizando para esto dos simulaciones de fermentación de referencia para la producción de penicilina y *Saccharomyces Cerevisiae*, donde se demostraron aumentos en la productividad de entre el 60 % y el 97 % [15].

Se identifica la relevancia de la gestión del rendimiento hospitalario (HPM, *Hospital Performance Management*) para proporcionar la calidad en la atención médica efectiva del paciente al cerrar la brecha entre la planificación conceptual de los objetivos de la organización y el monitoreo físico del estado de las operaciones diarias [16]. Aplicar un mantenimiento basado en la confiabilidad (RCM, *Reliability-Centered Maintenance*) mejora la gestión operativa de servicios de salud, al desarrollar planes de mantenimiento óptimos en las instalaciones hospitalarias en cuatro áreas: las unidades de cuidados intensivos, las salas de emergencias, los quirófanos y las salas regulares para pacientes [17].

### ***1.1.2 Listas de espera en servicios de salud***

La espera prolongada para acceder a la atención médica es una preocupación para las naciones que buscan una atención integral efectiva. Retrasar la atención sanitaria a determinados pacientes puede tener efectos adversos en aspectos como la mortalidad y la calidad de vida.

Mediante una revisión sistemática y metanálisis se identificaron una variedad de factores de riesgo para la vinculación tardía a la atención y el retraso en el inicio del tratamiento antirretroviral entre adultos infectados por el VIH en África Subsahariana, que incluyeron: prestación de servicios de salud, circunstancias psicosociales, de percepción y sociodemográficas, para lo cual se recomendó la implementación de enfoques de intervención centrados en el paciente para aliviar las barreras y reforzar las mejores prácticas y las lecciones aprendidas de entornos de alto rendimiento para aquellos con desafíos particulares [18].

Por su parte, el tratamiento oportuno de un hombro dislocado es importante, siendo esencial la reducción dentro de las 24 horas posteriores a la lesión para preservar la articulación, lo que requiere menos sedación y menos intentos de reducción. Si no se reduce un hombro dislocado dentro de las 24 horas, existe el riesgo de que la reducción cerrada sea difícil o incluso imposible de lograr de manera segura. Las luxaciones que se presentan de forma subaguda (después de 7 a 10 días) a menudo requieren sedación

profunda y múltiples intentos de reubicación y se han asociado con lesión del plexo braquial y de la arteria axilar [19].

La cirrosis es una cicatrización irreversible del hígado que ocurre como una vía común final para una serie de enfermedades crónicas del hígado, y la enfermedad hepática en etapa terminal (ESLD, *end-stage liver disease*) es la enfermedad que limita la vida que ocurre cuando los pacientes experimentan complicaciones específicas de la enfermedad, como la encefalopatía hepática. (HE, *hepatic encephalopathy*), ictericia, ascitis o hemorragia varicosa. El trasplante es una intervención potencialmente curativa, pero solo una minoría de pacientes se someterá a un trasplante, al principio del curso de la enfermedad, los pacientes con ESLD pueden estar asintomáticos con objetivos definidos, pero estos pacientes tienen un alto riesgo de descompensación y deterioro rápidos. La consideración del trasplante agrega una capa adicional de complejidad en torno al pronóstico y el desarrollo de planes de atención concordantes con los objetivos [20].

En el caso de la enfermedad hepática crónica (CLD, *Chronic liver disease*) se diagnostica con frecuencia en una etapa tardía cuando el pronóstico es malo, para determinar los factores del paciente asociados con un diagnóstico tardío de CLD y su posterior impacto en la supervivencia para respaldar las iniciativas de diagnóstico temprano, fueron analizados un total de 725 participantes de Reino Unido que desarrollaron un evento CLD avanzado por primera vez en 5 años. En total, el 83% de los casos se diagnosticaron tarde. El diagnóstico tardío se asoció con la etiología; las probabilidades de un diagnóstico tardío fueron 12 veces mayores para un individuo con enfermedad hepática relacionada con el alcohol (ArLD) frente a una hepatitis viral (ORa: 12,01;  $P < 0,001$ ). La mortalidad acumulada 5 años después del incidente de CLD avanzada fue del 43,4 % (IC del 95 %: 39.6-47.0). El diagnóstico tardío se asoció con un mayor riesgo de mortalidad posterior a la EPC avanzada para los pacientes con enfermedad del hígado graso no alcohólico (HRA: 2.18; IC del 95%: 0.86-5.51;  $P = 0,10$ ), pero no para otras etiologías [21].

La cardiopatía reumática (RHD, *Rheumatic heart disease*) sigue siendo endémica en regiones y países con menos recursos y genera altos costos médicos y no médicos para los hogares, los sistemas de salud y la sociedad. En una búsqueda indexada se identificaron 2519 registros electrónicos en donde se constató que los costos de la prevención primaria fueron modestos, mientras que la prevención secundaria y

especialmente la terciaria fueron más costosas, la mayoría de las estimaciones fueron de costos del sector de la salud y de intervenciones terciarias. Solo dos estudios describieron los costos relacionados con la RHD en países que no son de ingresos altos [22].

Los métodos de diagnóstico nuevos, innovadores y costosos para pacientes con inmunodeficiencias primarias (PID) exigen una visión inicial de su posible ahorro de costos y valor agregado para pacientes individuales. Por lo tanto, se realizó una descripción general extensa de los estudios de costos actuales y los posibles ahorros de costos del diagnóstico temprano en la enfermedad de inmunodeficiencia primaria mediante una búsqueda bibliográfica en PubMed y se incluyeron los estudios que involucraban cualquier forma de estudio de costos en el campo de las PID, siendo posible determinar que en casi todos los casos el diagnóstico temprano reduce el consumo de atención médica y conduce a mejores resultados de salud para los pacientes [23].

Para el año 2014 en Canadá se determinó que el tiempo de espera total al que se enfrentan los pacientes puede examinarse en dos segmentos [24]:

1. El primer segmento ocurre desde la referencia realizada por un médico general hasta la consulta con un especialista. El tiempo de espera en este segmento es de 8,5 semanas. Este tiempo de espera es un 130 % más largo que en 1993, cuando era de 3,7 semanas. Las esperas más cortas para consultas con especialistas están en Saskatchewan (6,7 semanas), mientras que las más largas ocurren en la Isla Prince Edward (28,3 semanas).
2. El segundo segmento ocurre desde la consulta con un especialista hasta el momento en que el paciente recibe tratamiento. El tiempo de espera en este segmento es aproximadamente 9,8 semanas. Este tiempo de espera es un 76% más largo que en 1993, cuando fue de 5,6 semanas, y casi tres semanas más de lo que los médicos consideran clínicamente "razonable". Las esperas más cortas desde el especialista hasta el tratamiento se encuentran en Saskatchewan (6,9 semanas), mientras que las más largas se encuentran en Newfoundland & Labrador (20,5 semanas).

Para tratar de reducir las listas de espera se han planteado diversas estrategias, como por ejemplo, plantear tres marcos de negociación: el primero propone intercambiar pacientes en listas de espera entre hospitales, el segundo se refiere a la introducción del

papel de los hospitales privados en la captura de la demanda insatisfecha y el tercero se basa en la disposición de los hospitales a compartir capacidad en el desempeño del sistema, en este último los hospitales privados están incluidos en la función objetivo pero a diferencia del primero en este caso también forman parte de la función objetivo de todo el sistema, esto implica que el beneficio social generado por los hospitales privados se contabiliza en la función de utilidad del sistema. Estos modelos fueron evaluados con datos de la lista de espera comprendida entre los años 2008–2018 del sistema de salud chileno, obteniéndose una reducción de las listas que van entre el 37% al 60% [25].

Los pacientes pediátricos de hematología/oncología con condiciones médicas complejas con frecuencia necesitan múltiples citas en un día, lo que hace que su programación sea muy desafiante, para analizar este proceso se desarrolló una metodología de mejora continua en donde se realizó un muestreo aleatorio y se recopilaron datos de referencia durante las primeras 4 semanas; se elaboraron mapas de procesos y diagramas de Pareto para identificar los motivos del retraso en la colocación de los pacientes en las habitaciones, con lo que se disminuyó el porcentaje de pacientes que esperan más de 30 minutos antes de la asignación de la habitación y los tiempos de espera en general [26].

Las largas listas de espera son un símbolo de las ineficiencias de los servicios hospitalarios. La dinámica de las listas de espera es compleja, especialmente cuando se trata de entender cómo crecen las listas debido a la demanda de un determinado tratamiento en relación con la capacidad de un hospital. Para esto, es necesario comprender la incertidumbre de pronosticar el posible crecimiento o disminución de las listas de espera de manera que ayude a los administradores de hospitales con la planificación de la capacidad [27].

Los modelos estocásticos dinámicos son utilizados para evaluar el desempeño de un sistema de salud como en el caso de trasplantes renales. Este modelo fue aplicado en Eslovaquia en el contexto de un país pequeño donde la legislación exige que se utilice un riñón de un donante fallecido siempre que esté disponible. Mediante un diseño sistemático de experimentos de simulación se realizó un estudio complejo basado en datos médicos reales para explorar el impacto de los factores que representan diferentes tasas de extracción de riñones fallecidos, la proporción de pacientes con un donante vivo dispuesto y diferentes políticas de asignación. Los resultados obtenidos muestran como

al reemplazar la política de asignación por orden de llegada por una política que prioriza al grupo de pacientes más vulnerable, se acortó el tiempo de espera de estos pacientes en una media de 28 meses [28].

La gestión eficaz de la lista de espera y la priorización integral pueden brindar la prestación oportuna de servicios apropiados para garantizar que se satisfagan las necesidades del paciente y aumentar la equidad en la prestación de servicios de salud. Para esto es posible desarrollar un marco de priorización para los pacientes que necesitan una angiografía de la arteria coronaria (AAC) mediante un enfoque de métodos múltiples para obtener factores efectivos que afectan la priorización de pacientes con AAC. Los datos cualitativos se recopilaron mediante entrevistas semiestructuradas con 15 expertos y el conjunto final de factores se seleccionó mediante consenso de expertos mediante la técnica Delphi modificada, este marco puede conducir potencialmente a una mejor rendición de cuentas y justicia en el sistema de salud [29].

El tiempo de espera suele ser una de las causas que motiva la insatisfacción de los usuarios de los servicios de salud, particularmente en el caso de registro de pacientes en donde se tiene el primer contacto con los usuarios. En estos servicios, que tienen una disponibilidad continua de 24 horas, se plantea la simulación como una opción para plantear mejoras sin que este vea afectado su funcionamiento [30].

La reducción de tiempos de espera es de gran relevancia en la prestación de servicios de salud, de manera que pueda darse una atención oportuna para no comprometer la integridad del paciente y los costos de operación puedan incrementarse. Cuanto mayor sea la complejidad patológica tratada, mayor será el costo operativo, de ahí la importancia de analizar el flujo del paciente a lo largo del proceso para reducir los tiempos de espera [31, 32].

La congestión de los pacientes y sus largos tiempos de espera en los Servicios de Urgencias (SU) son los problemas más comunes en los hospitales. Para esto se utiliza un novedoso sistema de apoyo a la toma de decisiones para mejorar el flujo de pacientes y aliviar la congestión al cambiar la cantidad de recursos del servicio, (es decir, la cantidad de recepcionistas, enfermeras, residentes y camas. Esta nueva herramienta podría ser utilizada para la toma de decisiones a nivel operativo, táctico y estratégico. En el primer paso, se desarrolló una rutina de simulación del SU con el fin de evaluar la medida de desempeño del sistema (tiempos de espera promedio totales de los pacientes) para cada

configuración de recursos. En el siguiente paso, se utilizaron diferentes técnicas de metamodelo y elegimos una con la máxima eficiencia a través de una técnica de validación cruzada para reemplazar el modelo DES computacionalmente costoso con un metamodelo preciso y eficiente. Los resultados experimentales con el presupuesto actual del SU comprueban que, tras utilizar la asignación de recursos obtenida del modelo propuesto, el tiempo total de espera de los pacientes se reduce en un 48% aproximadamente [33].

### ***1.1.3 Sistemas de salud públicos y privados***

Los servicios de salud son suministrados por proveedores públicos y privados, lo que se conoce como sistema sanitario en dos niveles [34]. Generalmente, los hospitales privados brindan un mejor servicio con tiempos de espera más cortos. Sin embargo, los altos precios que poseen hacen que la mayoría de los pacientes acudan a los hospitales públicos. Esto provoca un exceso de la demanda sobre la oferta (capacidad instalada), lo que constituye una lista de espera para acceso al servicio. El crecimiento de la lista de espera generará hacinamiento e insatisfacción de los pacientes del sistema público [35].

Ante esta situación son necesarias nuevas iniciativas que traten de disminuir el impacto del desequilibrio negativo entre oferta y demanda. Sin embargo, equilibrar la oferta y la demanda, lo que supone en una inversión de más recursos los cuales pueden corresponder a recurso humano especializado, equipo, insumos e instalaciones [36]. Otra opción puede contemplar mecanismos de contratación que se pueden aplicar entre el gobierno y los hospitales privados para equilibrar este sistema y brindar una mayor utilidad a la sociedad [35].

Las implicaciones operativas en la prestación de los sistemas sanitarios públicos nacionales en Europa han estudiado el impacto potencial de dos formas alternativas a través de las cuales los responsables políticos han introducido dicha competencia: la primera corresponde a través de la introducción de hospitales privados para operar junto con los hospitales públicos y, la segunda, a través de otorgar a los pacientes la libertad de elegir el país en el que reciben tratamiento. Para analizar las implicaciones de estas decisiones se han utilizado algoritmos relacionados con la Teoría de Juegos con un componente de Teoría de Colas para capturar las interacciones entre los pacientes, los hospitales y los financiadores de la atención médica. Con lo cual se disminuirán el tiempo

de espera de los pacientes y el costo de los financiadores, esto implica que, en las regiones fronterizas, el costo de cruzar la frontera es bajo, tercerizar los servicios de atención electivos del país de alto costo al país de bajo costo es una estrategia viable de la cual los sistemas de ambos países pueden beneficiarse [37].

La utilización de la atención médica en Sri Lanka fue el componente con el que se evaluó la elección entre los costosos servicios de atención médica privados y públicos gratuitos- Para esto se utilizó un conjunto de datos de encuestas de hogares a nivel nacional y datos de suministro de atención médica a nivel de distrito. Con los resultados se sugiere que incluso con una política de salud pública universal, las personas más ricas tienden a utilizar los servicios de salud del sector privado en lugar de los servicios públicos. Adicionalmente, se encontraron discrepancias regionales y étnicas significativas en el acceso a la atención médica que conllevan el riesgo de tensiones sociales si se amplifican aún más [38].

## **1.2 Los modelos de Simulación de Eventos Discretos**

Parte de la complejidad que consideran los modelos de Simulación de Eventos Discretos (DES) corresponde a la naturaleza de las actividades que se desean representar y las variables que ahí intervienen. La Simulación de Eventos Discretos encontró su origen en los campos de la ingeniería industrial y la investigación de operaciones para facilitar el análisis y mejora de la productividad de los sistemas comerciales. Posteriormente, la DES se convirtió en una herramienta popular y eficaz en las operaciones de análisis y toma de decisiones que facilitan y mejoran las tareas de gestión de la producción. Con base en esto, los gerentes de atención médica adoptaron la DES en el análisis de diferentes alternativas para la mejora del rendimiento operativo de los sistemas sanitarios. La DES se aplicó para mejorar el flujo de pacientes en el proceso de atención sanitaria, al planificar los recursos óptimos requeridos, para aumentar la fidelidad y satisfacción de los pacientes, y optimizar el coste y el beneficio de las instalaciones [39].

La DES es un enfoque de la simulación basada en eventos, mediante el cual es posible representar un sistema productivo real de bienes o servicios, por medio de un modelo dinámico a través del tiempo [40, 41]. Este tipo de simulación es reconocida como una técnica adecuada para el análisis cuantitativo de operaciones de alta complejidad, pues tiene la capacidad de brindar elementos objetivos que complementen



la gestión tradicional. La toma de decisiones que se basan en la intuición y la experiencia de los responsables ya no es tan relevante [42].

La DES es una técnica de modelado utilizada en una amplia variedad de aplicaciones para el análisis de la capacidad instalada en un proceso. Aplicarlo hace posible determinar aspectos como la cantidad de recursos necesarios para atender una demanda específica basada en pronósticos [43, 44]. Normalmente, se hace uso de algoritmos desarrollados con software especializado para este tipo de modelado [45].

Adicionalmente, los modelos DES pueden utilizarse en la logística para el análisis de diferentes alternativas de rutas para mejorar la eficiencia energética de los traslados y considerando aspectos como el estado de la red, para finalmente seleccionar una que impacte en mayor cuantía la eficiencia [46]. Por otra parte, también son utilizados para analizar los problemas asociados con la producción, donde es factible proponer un método de optimización y planificación que combine la integración de la evaluación de la complejidad, la DES y la gestión [47]. Los modelos DES permiten analizar la relación entre la configuración y el desempeño de la cadena de suministro en el contexto de la construcción modular, siendo posible proponer varios modelos de configuración basados en un proyecto de construcción modular real [48].

### ***1.2.1 Algoritmos en modelos de simulación***

Los modelos de simulación son representaciones de un sistema real, mediante el cual es posible realizar un análisis a un menor costo para predecir el comportamiento que tendría el sistema real ante un eventual cambio de sus componentes. La mayoría de los modelos de simulación que son aplicados en servicios de salud se realizan mediante las técnicas de DES, dinámica de sistemas o modelado basado en agentes [49]. En el caso de la simulación híbrida (HS, *Hybrid Simulation*) utiliza al menos dos modalidades de simulación diferentes. Esta combinación permite que se complementen los beneficios de ambas modalidades en cuanto a la alineación, la coordinación y la interfaz [50].

Las partes interesadas en el cuidado de la salud requieren modelos precisos y confiables para ayudar a la gestión del desempeño, pero existe el problema de determinar si el modelo determinista o el estocástico es más apropiado. Los modelos deterministas suelen ser más simples, más fáciles de entender y menos intensivos en datos [51]. Sin embargo, los modelos estocásticos tienden a ser más realistas, pero requieren datos

significativos para desarrollar un modelo realista. Cuando la cola es una propiedad definitoria de la semántica del problema, entonces se necesitan datos adecuados y un modelo que permita describir y caracterizar la relación entre el proceso de cola, sus parámetros y la demora [52]. Por esto que, al comparar un modelo analítico determinista con una simulación estocástica de un servicio integrado de evaluación y tratamiento clínico ortopédico, se demostró que cuando se ignora la incertidumbre en las etapas de planificación, habrá una deficiencia en la cantidad de personal asignado. Esto hace que se acumulen colas y se deduce que los pacientes recibirán una atención de menor calidad [53].

La esencia de las técnicas basadas en simulación es la capacidad de generar con precisión realizaciones de campos aleatorios que posean la ley de probabilidad deseada en un grado razonable. Es de fundamental importancia desarrollar marcos matemáticos apropiados para modelar y simular campos aleatorios con correlación cruzada [54].

Los modelos DES tienen la capacidad de incorporar la incertidumbre del sistema real, la cual es brindada por la aleatoriedad y dispersión de los datos de las variables que la componen. No obstante, también se encuentra la incertidumbre epistémica se debe principalmente al uso de conocimientos y datos inadecuados, por ejemplo, si para una sola pieza de prueba, las pruebas repetidas obtienen resultados diferentes, indica que debe haber otra incertidumbre, excepto la incertidumbre de las variables de diseño. Esta incertidumbre irreducible en los datos conduce a la incertidumbre en las predicciones, que se denomina ruido de respuesta [55]. El ruido de respuesta es imposible de obtener a partir de una sola simulación o experimento, sin embargo, la repetición de experimentos es costosa y requiere mucho tiempo, incluso algunos no son repetibles, por lo que es prácticamente difícil extraer el ruido de respuesta [56].

La función principal de un modelo de simulación estocástica es generar variables aleatorias que definen e influyen en el comportamiento del sistema [57]. Muchos procesos de la vida real muestran una correlación significativa entre la ocurrencia de eventos. Ejemplos de eventos correlacionados son el tráfico en las redes informáticas, los tiempos de acceso y las ubicaciones en un disco en una computadora y también los tiempos de falla del software. Por lo general, estos sistemas se analizan utilizando modelos de simulación que deben capturar el comportamiento real para producir resultados confiables. Esto implica que las correlaciones se modelan utilizando procesos

estocásticos en lugar de distribuciones. La mayoría de los entornos de simulación o herramientas para el modelado de entrada asumen solo datos de entrada independientes distribuidos de forma idéntica y no admiten el modelado de correlaciones. Sin embargo, descuidar la correlación en modelos como los sistemas de colas a menudo da como resultado grandes errores de aproximación. Por lo tanto, una consideración adecuada de las autocorrelaciones en los modelos de simulación es necesaria [58].

El enfoque convencional para la identificación de un modelo de entrada de simulación estocástica abarca varios procedimientos para usar datos de muestra para aceptar o rechazar cada una de las distribuciones de probabilidad paramétricas [59]. Estos procedimientos incluyen: técnicas gráficas informales basadas en diagramas de probabilidad, distribuciones de frecuencia o diagramas de caja; y pruebas estadísticas de bondad de ajuste como las pruebas de Kolmogorov-Smirnov, chi-cuadrado y Anderson-Darling.

Los investigadores a menudo están interesados en probar la homogeneidad de las distribuciones en diferentes muestras. El enfoque más popular para la prueba de homogeneidad de distribución se basa en la estadística de Kolmogorov-Smirnov, que se obtiene como la mayor discrepancia de las funciones de distribución empíricas de estas muestras [60].

Chi-cuadrado ( $\chi^2$ ), es un método no paramétrico entre los valores observados y predichos, para analizar cuando hay una varianza substancial en un evento dado. En otras palabras, la prueba de bondad de ajuste Chi-cuadrado mide cuánto coinciden las distribuciones empíricas, la divergencia real entre las frecuencias observadas y esperadas [61].

La bondad de ajuste de Anderson Darling (AD) se utiliza normalmente durante la evaluación de los datos de resistencia, pertenece al grupo de estadísticas empíricas (EDF, empirical distribution function) cuadráticas ya que es una función de la distancia al cuadrado, D2, entre EDF y funciones de distribuciones teóricas (TDF, theoretical distribution function). Además, este método emplea una función de peso, para aplicar más peso a la cola superior e inferior de la CDF [62].

Un elemento relevante en los modelos de simulación son los algoritmos para generar números aleatorios, entre los que se pueden mencionar el Krill Herd (KH), donde

la función objetivo en el proceso de optimización de KH se basa en la distancia mínima entre la ubicación del alimento y la posición de un krill [63].

La simulación Cuasi-Monte Carlo se utiliza con más frecuencia en las aplicaciones debido a su tasa de convergencia y la existencia de herramientas estadísticas simples para analizar el error de sus estimaciones similares a la Simulación Monte Carlo, donde el algoritmo de Box-Müller es usado tomando como entrada dos números aleatorios  $\mu_1, \mu_2$  de una distribución uniforme  $U(0,1)$  y devuelve dos números pseudoaleatorios independientes  $z_1, z_2$  de la distribución normal estándar [64].

Un modelo de simulación validado requiere principalmente realizar un análisis de entrada apropiado principalmente mediante la determinación del comportamiento de los procesos del mundo real utilizando distribuciones de probabilidad. En muchos casos prácticos, las distribuciones de probabilidad de las entradas aleatorias varían con el tiempo de tal manera que las formas funcionales de las distribuciones y/o sus parámetros dependen del tiempo, para atender esta situación es posible aplicar dos métodos diferentes basados en la prueba de verosimilitud y el análisis de conglomerados, para detectar múltiples puntos de cambio cuando las observaciones siguen un proceso de Poisson no estacionario con diversas tasas de ocurrencia a lo largo del tiempo. Los resultados de un estudio completo de Monte Carlo indican un desempeño satisfactorio para los métodos propuestos [65].

El algoritmo Box-Müller Modelo también es utilizado para el modelado experimental en el análisis estocástico de variables dentro de una distribución de Maxwell-Boltzmann [CITA], así como las aproximaciones de Ornstein-Uhlenbeck [CITA] y Einstein [66]. Otra aplicación corresponde a experimentos de medición cuántica en que utiliza la ruptura de simetría para mejorar una señal microscópica. Todo el sistema cuántico consta de una tríada sistema-aparato-entorno que se compone de un pequeño conjunto de partículas, el cual utiliza el algoritmo Box -Müller para la generación de números aleatorios con una distribución normal estándar [67]. La simulación Monte-Carlo se ha utilizado para analizar la concentración de partículas de polvo en la superficie de una celda fotovoltaica, donde se asume que una partícula de polvo tiene una forma esférica con un radio que depende con la función de distribución logarítmica normal implementada mediante la transformación a la distribución normal utilizando el Algoritmo de Box-Muller [68]. En esta propuesta, el algoritmo Box-Müller se utiliza para

generar los números aleatorios del servicio de anatomía patológica debido a que se identificó que poseen una distribución de probabilidad normal [69], y de esta manera se incorpora la variabilidad y la incertidumbre en el análisis.

Los beneficios de DES se relacionan con la mayor flexibilidad en torno a la implementación y población de modelos complejos, que pueden proporcionar estimaciones más precisas o válidas de los costos y beneficios incrementales de las tecnologías de salud alternativas. Los costos de DES se relacionan con el tiempo y la experiencia necesarios para implementar y revisar modelos complejos, cuando tal vez sería suficiente un modelo más simple. Se identificaron cuatro factores generales subyacentes al uso de DES: heterogeneidad inicial, marcadores de enfermedad continuos, tasas de eventos variables en el tiempo y la influencia de eventos anteriores en las tasas de eventos posteriores. Si se dispone de datos relevantes a nivel individual, es probable que la representación de los cuatro factores mejore la validez del modelo, y es posible evaluar la importancia de su representación en casos individuales [70].

Los procesos no lineales dentro de sistemas complejos son difíciles de predecir, para esto el uso de la DES puede ser útil para presentar el nivel de incertidumbre integrado en estos procesos. Sin embargo, las interpretaciones de los resultados pueden ser difíciles de analizar, en particular, cuando se experimenta con modelos de simulación y esto requiere la adaptación de los modelos existentes. En casos prácticos, quienes deben tomar decisiones suelen demandar un modelo que les permita tomar decisiones rápidas con menor complejidad involucrada, sin embargo, estas personas quieren estar seguros de un alto grado de precisión en los resultados siendo útil desarrollar una representación analítica de modelos DES complejos para facilitar soluciones rápidas pero efectivas para los tomadores de decisiones, donde se proporciona una breve descripción general de los resultados de la simulación utilizando los enfoques de programación del personal y utilización de las enfermeras [71].

### ***1.2.2 Software de Simulación de Eventos Discretos***

Existen en el mercado diferentes tipos de herramientas industriales que comparten un mismo objetivo común, la automatización de las instalaciones de fabricación y la computarización de diversas funciones de producción, tales como: simulación, modelado, gestión del flujo de trabajo de producción, diseño y logística. La

simulación de un sistema de producción es el hecho de jugar con los distintos parámetros del sistema, como el tamaño de las áreas de almacenamiento, la regla de prioridad, etc., para llegar a una mejor configuración de los recursos del sistema. Entre las herramientas más utilizadas en el modelado y simulación de procesos de fabricación, se encuentra la herramienta ARENA la cual se encuentra vigente desde la década de los años 90 [72].

En una revisión de 170 artículos científicos relacionados con la aplicación de la DES en servicios de salud, se concluyó que el software especializado se utiliza en el 88% de los artículos, mientras que el 12 % complementario utilizó un software desarrollado ad-hoc, como MATLAB y Visual Object Net++ [73]. La razón por la que se utiliza el software DES especializado es que la mayoría proporciona al modelador un entorno que, en comparación con las secuencias de comandos de lenguajes, permite la creación de modelos en menos tiempo y con menor complejidad. El software más común es Arena (Rockwell Automation, Milwaukee, WI, EE. UU.) (35%) y Simul8 (Simul8 Corporation, Boston, MA, EE. UU.) (21 %). Dentro de los artículos que presentan modelos híbridos, alrededor de la mitad utiliza un software DES especializado, mientras que Arena sigue siendo el software más utilizado (22%). Otro aspecto relevante es que el 32% de las publicaciones no mencionan el software utilizado [74].

El enfoque de modelado conceptual de control (HCCM) proporciona un marco para modelar explícitamente la estructura de toma de decisiones en sistemas complejos. Los paquetes de software existentes para la DES han sido diseñados para modelos conceptuales que consisten en sistemas de colas. En particular, la falta de un módulo diseñado específicamente para dar cuenta de la estructura de control de HCCM hace que la implementación de un modelo conceptual de HCCM en un paquete de simulación estándar sea problemática, para evaluar esto se aplica el marco HCCM a un laboratorio de citología (con una toma de decisiones compleja para la asignación de tareas) y demuestra cómo el modelo conceptual resultante se puede implementar dentro de un paquete de simulación de atención médica listo para usar (Flexsim HC). El objetivo principal es una prueba de concepto de que el mecanismo de control, particular del marco HCCM, se puede implementar utilizando un paquete de simulación de este tipo [75].

### 1.3 Aplicación de los modelos de simulación en servicios de salud

Los investigadores y los responsables de la toma de decisiones en el cuidado de la salud pueden subestimar o dejar de considerar las interacciones entre las personas, los procesos, la tecnología y los diseños de las instalaciones, para evitar este tipo de situaciones y realizar un análisis más integral pueden considerar tres métodos de modelado de simulación: dinámica del sistema, simulación de eventos discretos y modelado basado en agentes, a diferencia de las evaluaciones convencionales, un enfoque de sistemas dinámicos incorpora la complejidad del sistema y anticipa las consecuencias de los cambios en los complejos sistemas de prestación de servicios de salud [76].

La DES es una de las maneras en que es posible analizar la capacidad instalada de los servicios de salud, los cuales generalmente experimentan problemas de tiempos de espera prolongados debido a factores como el crecimiento de la demanda, limitación de accesos y reducción de la capacidad [77]. Entre las aplicaciones que han tenido los modelos DES se puede mencionar la evaluación de costos de implementar nuevas tecnologías terapéuticas para pacientes con desorden depresivo mayor, siendo posible obtener mejores resultados en comparación con otros modelos como el de las cadenas de Markov [78].

La gestión de ambulancias es otro ejemplo de la aplicación de modelos DES, donde se considera la interacción de elementos como pacientes, hospitales y autoridades sanitarias para analizar los tiempos de respuesta que tienen estas unidades para pacientes con el diagnóstico de Síndrome Agudo Coronario [79]. Estos modelos de procesos de especialidades médicas como ortopedia y neurocirugía también se aplicaron con el objetivo de encontrar configuraciones de ambos servicios para reducir las listas de espera y los tiempos de atención [80].

Una de las preocupaciones de los servicios urgencias se encuentra en la disponibilidad y ocupación de camas para sus pacientes. Los modelos DES se han utilizado para analizar diferentes disciplinas de colas en estas situaciones siendo la priorización por triaje la más conveniente [81]. Otra manera en la que puede evaluarse el desempeño de un servicio de urgencias es mediante el análisis de diferentes escenarios considerando las disposiciones físicas del lugar, con lo cual se puede mejorar la utilización de camas [82].

Otro elemento para el análisis de la eficiencia de los servicios de salud es el cuello de botella, el cual supone una restricción del proceso. El cuello de botella determina el número máximo de pacientes que puede ser atendidos y el tiempo promedio de espera requerido para recibir la atención [83]. Esta situación se presenta cuando la demanda supera la oferta o capacidad instalada con que cuenta un servidor. En ocasiones las restricciones del proceso que afectan el flujo del paciente corresponden a los servicios de apoyo clínicos (laboratorio, imágenes médicas, otros) u operativos como el caso de asistentes de documentación [84]. No tiene solo que ver con la capacidad médica instalada, en algunos casos esta restricción se presenta por los tiempos que debe dedicar el paciente para trasladarse de un lugar a otro [85].

Otra aplicación corresponde a la evaluación del desempeño de 9 propuestas de diseño de la distribución de planta de un departamento de emergencias mediante la DES y seleccionar aquella opción que brinda el mejor rendimiento, combinado con otros elementos como análisis de varianzas (ANOVA) de una y dos vías fue posible identificar que la duración más corta (media de 175,2 min) y la tasa de utilización de camas más alta (5,02 pacientes/cama/día) se obtuvieron con el flujo dividido por un médico de cabecera con dos áreas de espera internas, con esto se presentaron mejoras de 54 min y 1,48 pacientes/cama/día en el modelo. [82].

Otra de las aplicaciones de los modelos DES corresponde al diseño, desarrollo y aplicación de una herramienta de apoyo a la gestión del flujo de pacientes hospitalarios, el cual captura los patrones de los flujos de pacientes dentro del *Flinders Medical Center*, un hospital universitario ubicado en el sur de Australia, a través de la explotación extensiva de una base de datos de viajes de pacientes existente en el hospital. El modelo emplea técnicas de modelado matemático y estadístico, así como el concepto de diseño modular, para construir funciones y procesos que están integrados en un sistema de DES, el cual pone gran énfasis en proporcionar una visualización atractiva de la dinámica de los eventos y una interfaz conveniente para los expertos en el campo: médicos, gerentes de hospitales y otros profesionales de la salud [86].

Se probó un modelo DES centrado en predecir la carga de trabajo de las enfermeras y la calidad de la atención. Cuantificar el impacto de cambiar la política operativa y el diseño técnico, como las proporciones de enfermeras y pacientes, puede ser un desafío para los administradores de hospitales, en la carga de trabajo de las



enfermeras y la calidad de la atención. Las herramientas de planificación tales como la DES es una posible solución para predecir los efectos de las proporciones variables de enfermeras y pacientes. Las entradas de modelado incluyeron lo siguiente: datos de atención al paciente, plano de planta de la unidad de pacientes hospitalizados y lógica operativa. Los resultados del modelo incluyeron lo siguiente: carga de trabajo de la enfermera en términos de tarea en cola, distancia acumulada recorrida y calidad de la atención en términos de tiempo de tarea en cola, atención perdida [87].

Ha sido posible desarrollar un marco genérico para la simulación híbrida (despliegue integrado de dinámica de sistemas y simulación de eventos discretos) que se pueda aplicar en el ámbito de la atención médica [88]. Este marco proporcionó una guía detallada para el desarrollo de un modelo híbrido de un estudio de caso de un servicio de emergencias. Los hallazgos de este estudio de caso sugieren que el modelo híbrido fue más eficiente para capturar el impacto del comportamiento en el desempeño operativo

Aunque los modelos DES se conocen como herramientas para el análisis de costo – beneficio en los sistemas de salud, apenas son utilizados para representar un nivel estratégico del departamento de emergencias. Para esto se diseñó un estudio donde se aplica la DES en combinación con la dinámica de sistemas para representar un sistema de seguridad integral que abarca la trazabilidad del paciente y la mejora continua en el departamento de emergencias [89]. La principal contribución del paradigma de simulación de seguridad integrada es acoplar el nivel macroscópico de análisis de dinámica de seguridad con la simulación de nivel discreto microscópico, siendo posible identificar con los resultados de la investigación que la optimización de la estrategia de trazabilidad desempeño un papel importante para facilitar el flujo de pacientes sin requerir recursos adicionales

Se desarrolló un modelo de DES del entorno de la clínica ambulatoria de enseñanza [90]. Este método captura el tiempo de flujo, el tiempo de espera, la competencia por los recursos y la interdependencia de los eventos, lo que brinda información sobre la dinámica del sistema. Se realizaron análisis de sensibilidad sobre los niveles de dotación de personal, la disponibilidad de habitaciones, las características de los pacientes, como el estado "nuevo" versus "establecido", y la complejidad clínica y las probabilidades pertinentes. Con esta propuesta se concluyó que las clínicas de atención

ambulatoria docente parecen operar de manera óptima, minimizando el tiempo de flujo y el tiempo de espera mientras maximizan los ingresos

Los pacientes (madres embarazadas) esperan durante horas en la clínica prenatal para recibir el servicio médico, esperando antes, durante o después de ser atendidos, para analizar esta situación se realiza un estudio sobre un sistema dinámico de colas. Abubakar, Adamu y Abdulkadir [91] evaluaron la efectividad del modelo de simulación de colas al identificar los parámetros del sistema de colas (o líneas de espera) de la clínica prenatal en términos de utilización del servidor, uso y tiempo de flujo de clientes. El estudio arrojó que los recursos son altamente utilizados con cuello de botella en la estación de Médicos. Se ejecutó de nuevo el modelo con diferentes condiciones iniciales (agregando recursos) y luego realizaron otra simulación sobre la salida. El resultado mostró que los recursos se utilizaban sin cuellos de botella en cada estación del servidor, con actividad y flujo constantes. Por lo tanto, el modelo ha demostrado ser preciso y eficiente. Esto ayudará a la clínica a utilizar los recursos y reducir el tiempo de flujo prolongado

Las reformas del sistema sanitario en Portugal tenían como objetivo fortalecer el papel del sistema de atención primaria, con el fin de mejorar la calidad del sistema de atención de la salud promoviendo la evolución de los centros tradicionales de atención hacia un nuevo tipo de unidad organizativa: las unidades de salud de la familia, mediante una DES se comparó el desempeño de ambos modelos organizacionales y se evaluaron los beneficios de esta reforma donde se concluyó que podría aumentar la accesibilidad de los pacientes a los servicios y la eficiencia en la prestación de servicios de atención primaria con la nueva propuesta [92].

Todo lo expuesto pone de manifiesto la necesidad de desarrollar modelos DES para analizar las interacciones de los diferentes elementos que participan del proceso de diagnóstico en la ingeniería hospitalaria. Esto llevará a conocer la importancia de las variables del problema complejo de la capacidad instalada con que cuentan estos procesos, las relaciones entre sus variables, así como a simular escenarios de posibles soluciones y evaluar sus implicaciones operativas y económicas, bajo una estructura de mejora continua.

# Capítulo 2. Objetivos y metodología

## 2.1 Objetivos

### 2.1.1 *Objetivo General*

El Objetivo General (OG) de esta Tesis Doctoral es analizar el efecto en la capacidad instalada productiva de los procesos diagnósticos en Ingeniería Hospitalaria, particularmente considerando las variables y factores relacionados con el tiempo de ciclo del proceso haciendo uso del desarrollo de modelos de Simulación de Eventos Discretos.

### 2.1.2 *Objetivos específicos*

Los objetivos específicos que se plantean a continuación están dirigidos a resolver problemas asociados con la utilización de los recursos disponibles en los servicios de diagnóstico de los sistemas sanitarios.

Particularmente, fueron definidos cuatro objetivos específicos para esta investigación relacionados con el modelado de procesos diagnósticos, la determinación de la cantidad de recursos necesarios para atender la demanda existente, la reducción de tiempos de espera en la atención de pacientes, la mejora en la utilización de los recursos a través de simulaciones y la validación de los modelos desarrollados.

Objetivo Específico 1 (OE1): Analizar las variables y factores de los procesos diagnósticos en estudio que permitan el desarrollo de modelos de DES con los cuales se definan parámetros que gestionen la utilización de los recursos.

Objetivo Específico 2 (OE2): Estudiar los resultados obtenidos en los modelos de simulación como fuente de información para la realización de propuestas que mejoren la utilización de los recursos, reduzcan los tiempos de espera y listas de espera.

Objetivo Específico 3 (OE3): Reducir los tiempos de espera de atención de pacientes desde un enfoque logístico apoyado en la estructura DMAIC, evaluando la utilización de los recursos presentes en el proceso.

Objetivo Específico 4 (OE4): Validar los modelos de simulación respecto a los sistemas reales: sala de angiografía, servicio de patología (análisis de biopsias) y laboratorio de citologías.

Estos objetivos se desarrollan con un enfoque logístico, de manera que favorezca el contexto clínico de los servicios de diagnóstico que están bajo estudio. Por tanto, no se plantean cambios en los procedimientos médicos, sino que el paciente se movilice de manera fluida en las diferentes actividades que componen el proceso diagnóstico para recibir una atención oportuna.

### ***2.1.3 Objetivos complementarios***

Los objetivos complementarios que se plantean tratan algunos aspectos relevantes derivados de esta investigación.

Objetivo Complementario 1 (OC1): Emplear dos diferentes herramientas de DES que permitan el modelado de procesos en servicios diagnósticos de salud y el análisis de la utilización de sus recursos. Para esto se utilizará una herramienta consolidada en el mercado y otra que es un desarrollo original de esta investigación.

Objetivo Complementario 2 (OC2): Proponer una estructura metodológica de trabajo para la mejora de procesos en servicios diagnósticos de salud que integre los modelos DES. Seis Sigma es una metodología de mejora de procesos enfocada en problemas de variabilidad desarrollando las etapas DMAIC y este estudio demuestra cómo puede complementarse con los pasos para el desarrollo de modelos de DES.

Objetivo Complementario 3 (OC3): Analizar la utilización de los recursos en tres procesos de servicios de salud diferentes. Para incorporar la complejidad de los servicios

de salud y demostrar que esta técnica puede ser desarrollada en diferentes entornos que requieran reducir la utilización de los recursos disponibles.

Objetivo Complementario 4 (OC4): Analizar los resultados obtenidos en los modelos elaborados para identificar las oportunidades de mejora y evaluar el impacto de las posibles soluciones. Haciendo uso de la DES es posible desarrollar escenarios que analicen la situación actual del proceso y adicionalmente posibles soluciones a problemas asociados con la utilización de los recursos disponibles.

## 2.2 Metodología

El modelo de toma de decisiones planteado en esta investigación se basó en un análisis de la tasa de utilización de los recursos disponibles en los servicios de salud. Los modelos individuales representaron la dinámica de sus respectivos sistemas. Estos modelos apoyaron que cada servicio de diagnóstico tenga la capacidad instalada suficiente para brindar una oferta balanceada con la demanda de pacientes.

La equiparación de la oferta y la demanda del servicio de salud se esbozó como un problema de variabilidad en el proceso productivo. La filosofía de Seis Sigma es ampliamente utilizada y es la razón por la que se ha propuesto utilizar las etapas de la estructura DMAIC (por sus siglas en inglés) para analizar el problema de estudio.

En esta estructura hay dos elementos que se consideraron críticos para obtener al menos una solución adecuada. El primero correspondió al análisis de la causa raíz en donde se determinó qué factores están asociados y en qué medida afectan particularmente al problema. El segundo correspondió a diseñar alternativas de solución que demuestren en qué magnitud reducirán el problema. En esta propuesta ambas se desarrollaron utilizando modelos DES aplicados en servicios de diagnósticos de sistemas de salud.

Los modelos DES complementan el análisis estadístico de datos para extraer inferencias sobre las medidas de rendimiento clave de los sistemas representados. Las principales etapas para los proyectos DES son: la definición del problema, el modelo conceptual, el desarrollo de la abstracción computacional, la experimentación y el análisis de resultados [93, 94].

La verificación del modelo se define como el proceso de determinar que la descripción conceptual y las especificaciones se implementaron de manera correcta y con precisión suficiente durante la construcción del modelo para que se considere robusto, preciso y creíble. La dinámica de la animación proporcionada por el software de simulación Arena permitió una correcta determinación de la construcción del modelo. Por lo tanto, observando la animación del modelo y los resultados que este brinda, el proceso de verificación del modelo lógico de operaciones se simplifica, además ayuda a confirmar una adecuada representación del sistema real [95].

La metodología descrita consideró la aplicación en tres procesos de servicios de diagnóstico de salud en hospitales ubicados geográficamente en Costa Rica. Se llevó a cabo un análisis retrospectivo de las bases de datos disponibles, se documentó la secuencia lógica de las actividades del proceso, se tomaron tiempos de ciclo del proceso diagnóstico, se cuantificó la cantidad de pacientes en cada etapa del proceso para diferentes tiempos, la distribución en planta del servicio diagnóstico y la disponibilidad de recursos productivos. Los procesos considerados en este estudio correspondieron con una sala de angiografía, un proceso de revisión de biopsias y otro proceso para el diagnóstico de citologías. A continuación, se describe la metodología concreta aplicada en cada uno de ellos, como se muestra en la Figura 2.1.



Figura 2.1 Metodología del modelo de toma de decisiones desarrollado

### ***2.2.1 Análisis de la utilización de recursos de una sala de angiografía***

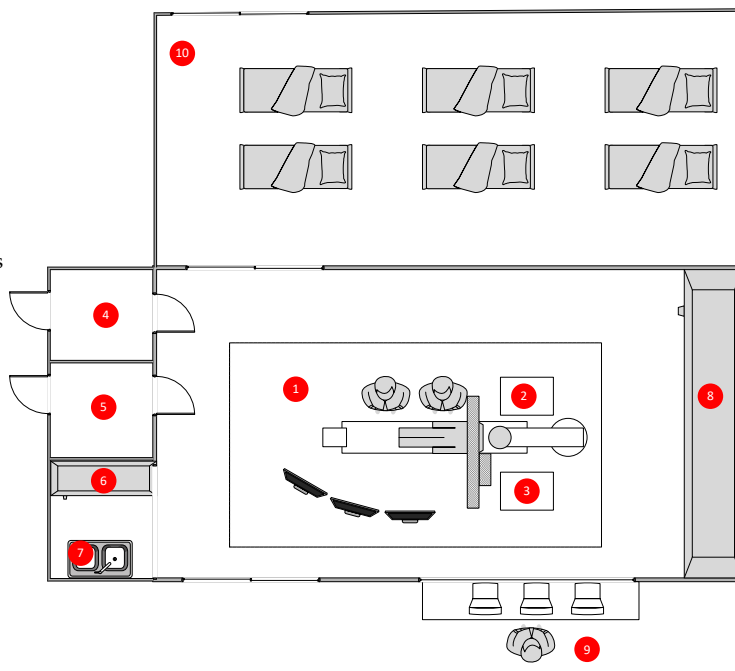
Durante la investigación se generó un modelo de Simulación de Eventos Discretos (DES), construyendo un modelo de simulación mediante software con variables históricas del sistema real. Se analizaron los tiempos de duración de 2044

procedimientos realizados entre 2014 y 2015 en el Hospital, San José (Costa Rica). El modelo DES consideró estos elementos para determinar variables importantes como el flujo del paciente a través de las diferentes etapas y departamentos del proceso, los tiempos de atención, la secuencia lógica de las actividades y los tiempos de espera, entre otros. [42, 82].

*2.2.1.1 Descripción de los recursos disponibles*

En el momento en que se realizó el estudio, el hospital contaba con un angiógrafo para realizar cateterismos cardíacos, una máquina de anestesia, un equipo de desfibrilación e inyección de contraste, así como estantería para el resguardo de los materiales e insumos utilizados durante la realización de los procedimientos. El servicio de angiografía contaba, además, con un área de controles, vestidores para hombres y mujeres, una zona de ropería y otra de lavado. Contiguamente, poseía un espacio donde se encuentra ubicadas seis camas con monitoreo de pared, que es donde se ubican los pacientes a los que se les realizaban los procedimientos angiográficos. Por lo general, los pacientes deben hospitalizarse 24 horas antes de la intervención con el angiógrafo y posteriormente, entre 24 y 72 horas, de acuerdo con la complejidad del procedimiento para analizar su evolución. En la Figura 2.2 se ilustra la distribución de planta de esta sala.

- 1. Angiógrafo para realizar cateterismo cardíaco
- 2. Equipos de desfibrilación e inyección de contraste
- 3. Máquina de anestesia
- 4. Vestíbulo para mujeres
- 5. Vestíbulo para hombres
- 6. Armario
- 7. Área de lavado
- 8. Estantes para almacenar los materiales y suministros.
- 9. Área de control
- 10. Equipo de monitoreo de paredes de camas



**Figura 2.2 Distribución de planta de la sala de angiografía.**

### 2.2.1.2 *Descripción de las etapas DMAIC*

La estructura utilizada en esta investigación se basó en la metodología DMAIC, compuesta por las etapas de *Define, Measure, Analyze, Improve and Control*. Este enfoque de solución de problemas forma parte de la metodología de mejora continua de procesos conocida como Seis Sigma, la cual es ampliamente utilizada para reducir la variabilidad en los procesos de producción de bienes y servicios [96]. A continuación, se describe la particularización de DMAIC para el servicio de angiografía.

**Etapla *define*:** Se estableció el problema de variabilidad que fue tratado en el estudio [96], el cual pretende reducir el número de pacientes que se encuentran en lista de espera para recibir un procedimiento de angiografía [78]. Definido el problema, se planteó el objetivo de reducir el tiempo de espera en el diagnóstico de biopsias mediante el diseño de un modelo DES basado en el algoritmo de Box-Müller [97]. Este algoritmo fue elegido al determinar que los tiempos de diagnóstico por parte del médico patólogo siguen una distribución de probabilidad normal.

**Etapla *measure*:** se determinó un plan de recolección de datos de las variables requeridas para el modelo de simulación. Para esto se validaron las fuentes de información oficiales con que cuenta el servicio de salud en estudio. En la Tabla 2.1 se muestran las variables consideradas. En el caso de los datos de tiempos de ciclo fue necesario determinar el tipo de distribución de probabilidad que seguía. Para esto se aplicó una prueba de bondad de ajuste a los datos observados, según la Ecuación (1).

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} \quad (1)$$

siendo  $\chi^2$  un valor de una variable aleatoria cuya distribución muestral se aproxima a la distribución chi cuadrada con  $\nu = k - 1$  grados de libertad, donde  $k$  es el total de datos que componen la muestra. Las variables  $o_i$  y  $e_i$  representaron las frecuencias observada y esperada, respectivamente, para la  $i$ -ésima celda.

Esta prueba se realizó a diferentes distribuciones paramétricas de probabilidad y se seleccionó la que presento mejor ajuste para los datos, considerado el error medio cuadrado. La herramienta utilizada para el análisis fue Input Analyzer versión 15.10.00 (2019) que se encuentra en el software ARENA versión 15.10.00001 (2019), que también fue utilizado para desarrollar la simulación.

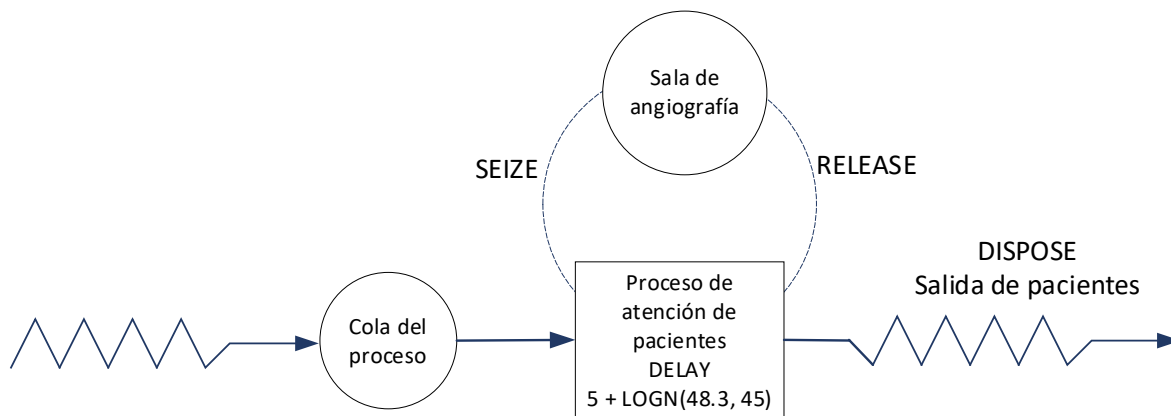


**Tabla 2.1 Plan de recolección de datos para el estudio**

<b>Variable</b>	<b>Descripción</b>	<b>Tipo de variable</b>	<b>Fuente</b>
Cantidad de pacientes atendidos	Número de pacientes que fueron atendidos en la sala de angiografía según año	Cuantitativa, discreta	Software operativo del centro de salud
Número pacientes en listas de espera	Pacientes que se encuentran registrados pendientes de un procedimiento en la sala de angiografía	Cuantitativa, discreta	Software operativo del centro de salud, lista de espera
Tiempo de ciclo en sala ( $\mu$ )	Duración media de los procedimientos realizados en la sala de angiografía. Este tiempo considera el tiempo desde que ingresa el paciente hasta que abandona la sala. $\mu = \frac{\sum_{i=0}^n s_i}{n}$ $s$ = Tiempo de ciclo para el paciente $i$ $n$ =Total de pacientes atendidos en el servicio	Cuantitativa, continua	Software operativo del centro de salud
Tiempo de llegadas entre pacientes ( $\lambda$ )	Tiempo medio de las llegadas entre pacientes. $\lambda = \frac{\sum_{i=0}^n t_i}{n}$ $t$ = Tiempo entre llegadas para el paciente $i$ $n$ =Total de pacientes que arriban al servicio	Cuantitativa, continua	Software operativo del centro de salud
Demanda de pacientes	Es la cantidad total de pacientes que requieren del servicio analizado en un año, considera tanto los atendidos, en lista de espera y los cancelados	Cuantitativa, discreta	Software operativo del centro de salud
Tiempo de espera promedio	Promedio de espera en sistema y en cola.	Cuantitativa, continua	Modelo de simulación
Número de pacientes en espera promedio	Cantidad de pacientes promedio que esperan a ser atendidos en la sala de angiografía	Cuantitativa, discreta	Modelo de simulación
Tasa de utilización	Es la razón entre el tiempo entre llegadas y el tiempo. $Utilización = \frac{\lambda}{\mu}$	Cuantitativa, continua	Modelo de simulación

**Etapa *analyze*:** para determinar cómo la capacidad instalada del servicio actual (oferta) se relacionaba con la demanda de pacientes, se realizó un modelo DES, utilizando para ello el software ARENA. Este modelo de simulación consideró las variables definidas en la *etapa measure* y otros elementos relevantes con que cuenta el sistema real en estudio. Los eventos discretos considerados en este modelo correspondieron con la llegada de pacientes y la atención de pacientes en la sala de angiografía.

La Figura 2.3 muestra los elementos considerados en el modelo de simulación se hicieron las siguientes consideraciones. Por un lado, la entidad que recorre el proceso es el paciente y, por otro, la sala de angiografía es el recurso que la entidad toma, utiliza y después libera. Cuando la entidad encuentra el recurso ocupado, se forma una cola mediante la disciplina que dicta que el primero en entrar a la cola será el primero en salir (FIFO, *Firts In First Out*). Posteriormente la entidad sale del sistema.



**Figura 2.3 Modelo de simulación realizado para la sala de angiografía.**

Para complementar el modelo DES, la Figura 2.4 muestra el diagrama de transición de estado. En este caso, el modelo de simulación comienza con un tiempo entre llegadas de pacientes constante de 0.7 h. Es en este momento cuando la sala de angiografía adquiere el estado de Ocupado y asigna un tiempo con una distribución de probabilidad Beta en minutos para la atención de cada paciente, como lo muestra la ecuación (6). Mientras que la sala de angiografía tiene este estado, también más pacientes se unen al sistema, lo que provoca la cola y el incremento del tiempo de espera. Cuando la sala de angiografía no tiene pacientes adquiere la condición de desocupado y no asigna tiempo al recurso. Finalmente, al terminar el tiempo disponible de simulación la sala de angiografía adquiere el estado de inactivo [98, 99].

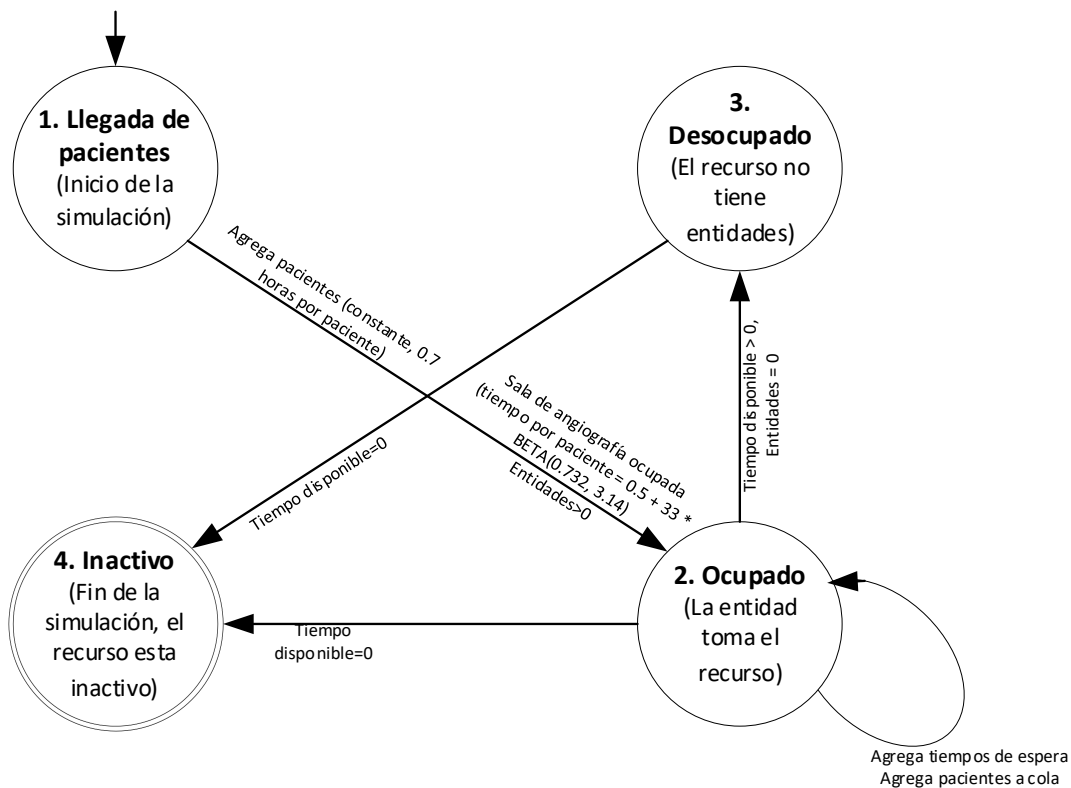


Figura 2.4 Diagrama de transición de estado para el modelo DES.

El alcance de esta investigación fue delimitado en saber si los recursos actuales son suficientes para atender la demanda de pacientes del servicio. Por eso cuando se menciona la sala de angiografía como recurso se hace referencia al recurso humano (médicos especialistas, técnicos, enfermeros), el angiógrafo y la infraestructura.

Adicionalmente, se realizó una validación estadística del modelo de simulación creado respecto al sistema real utilizando intervalos de confianza. Para esto se tomaron los datos de producción de un mes ( $X$ ) y se compararon con los datos de la simulación ( $Y$ ) para ese mismo período, si el intervalo creado de este conjunto de datos contiene el cero, indica que hay evidencia suficiente para no rechazar la hipótesis nula de que no hay diferencias. De lo contrario, sí las hay [100, 101].

$$H_0: X = Y \quad (2)$$

$$H_a: X \neq Y \quad (3)$$

$$(\bar{X} - \bar{Y}) \mp t_{v-1, 1-\alpha} * \sqrt{\sigma_{X-Y}^2} \quad (4)$$

siendo  $H_0$  la hipótesis nula,  $H_a$  es la hipótesis alternativa, la variable  $X$  representa los datos obtenidos del sistema real, (corresponde a los datos obtenidos por el modelo de simulación),  $\bar{X}$  corresponde al promedio de los datos obtenidos por el sistema real,  $\bar{Y}$  es el promedio de los datos obtenidos por el modelo de simulación,  $t$  es el estadístico de una distribución de probabilidad  $t$  par  $\nu-1$  grados de libertad y un grado de confianza de  $1-\alpha$ ,  $\sigma_{X-Y}^2$  es la varianza de la diferencia de los datos del sistema real respecto a los datos del modelo de simulación.

**Etapa *Improve*:** En esta etapa se plantearon nuevos escenarios del servicio prestado en la sala de angiografía, con los cuales se busca equiparar la capacidad instalada con la demanda actual del servicio haciendo variaciones principalmente en la cantidad de recursos con que se dispone [101].

**Etapa *Control*:** El propósito de esta fase fue la transición de la mejora al proceso original. Para dar seguimiento a esto se desarrollaron una serie de indicadores con los cuales se puede monitorear el desempeño del proceso y así determinar si el objetivo del estudio se ha cumplido [101]. Los indicadores considerados en el modelo de simulación fueron la demanda de pacientes actual, la demanda de pacientes insatisfecha, la oferta de Sala Angiografía y la tasa de utilización Sala Angiografía.

### ***2.2.2 Utilización de los recursos en un servicio de patología***

Los datos fueron suministrados por un hospital de la ciudad de San José (Costa Rica) y correspondieron al periodo comprendido entre los años 2005 y 2009. En esta época, se alcanzaron tiempos de espera para un diagnóstico patológico cercano a 120 días. Se diseñó una aplicación en *Visual Basic Application* (VBA) de Microsoft Excel capaz de realizar modelos DES basado en el algoritmo de Box-Müller, para generar números aleatorios con una distribución de probabilidad normal. Adicionalmente, el software de simulación diseñado consideró una interfaz gráfica con formularios.

Parte relevante del análisis correspondió con la delimitación del proceso de diagnóstico de las biopsias en el servicio de salud donde se realizó el estudio, siendo posible identificar seis etapas:

1. Acopio de muestras de tejidos que requieren ser analizadas.

2. Corte de muestras dependiendo del tipo de órgano y sus características físicas.
3. Elaboración de placas de parafina que contienen los cortes de la biopsia.
4. Desbastado y creación de láminas de vidrio.
5. Lectura y diagnóstico de las láminas por parte del patólogo.
6. Entrega de informe con resultados.

Para la identificación de las restricciones del proceso, estas etapas se desglosaron en 36 actividades que fueron clasificadas como operaciones, inspecciones, almacenamiento, esperas y transportes.

Entre los elementos más representativos para el análisis de la capacidad instalada en el servicio de anatomía patológica estuvieron las diferentes áreas de trabajo con que cuenta, los horarios en que trabajan, el personal asignado a cada una y los equipos que estaban disponibles. Toda esta información está representada en la Tabla 2.2.

Entre enero de 2005 y octubre de 2007 la producción de biopsias se mantuvo estable, ya que el centro médico contaba en ese entonces con tres patólogos. Además, fue posible apreciar cómo para ese periodo no solo se prestaba la atención a ese centro médico, sino que de manera muy similar se brindaba apoyo a la red de servicios de salud de una manera muy equitativa.

En noviembre de 2007 la producción del centro médico bajó significativamente ante la salida del equipo de patólogos del centro, donde temporalmente se enviaban las biopsias para su análisis a otro hospital de la Red de Servicios de Salud. Posteriormente, el servicio incorporó un médico de planta que combinó en su jornada diaria labores administrativas como jefe del área y otras de carácter operativas para el análisis de biopsias. Además, se brindó apoyo de patólogos de otros hospitales por medio de horas extras para tratar de aumentar la capacidad de resolución del servicio.

**Tabla 2.2 Recursos disponibles en el servicio de anatomía patológica**

Área	Horarios	Personal	Equipos
Una sala de autopsias.	06:00 a 14:00 14:00 a 22:00	Dos <b>técnicas en disección</b> Después de las 22:00 el área permanece cerrada y sin personal, esta es la sección del servicio de patología que más tiempo permanece abierta.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Dos cámaras de enfriamiento de dos módulos cada uno.</li> <li>• Una grúa para cadáveres.</li> <li>• Una cámara fotográfica.</li> <li>• Una mesa de disección.</li> <li>• Una computadora.</li> <li>• Una pantalla luminosa.</li> <li>• Una romana.</li> </ul>
Una sala de corte de biopsias.	07:00 a 16:00	<b>Un técnico.</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Una computadora para ingresar los datos al SIPAT.</li> <li>• Herramientas de corte como cuchillos.</li> </ul>
Una sala de histología.	07:00 a 16:00	En esta sala laboran <b>dos técnicas</b> ambas en el turno de 07:00 a 16:00.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Un criostato para las biopsias por congelación.</li> <li>• Una refrigeradora para almacenar piezas.</li> <li>• Dos procesadores automáticos de tejidos.</li> <li>• Un horno microondas para coloraciones especiales. Un horno de laboratorio.</li> <li>• Secador de láminas.</li> </ul>
Una sala de citologías.	07:00 a 16:00	-	La producción realizada de citologías es bastante baja. Además, debido a la cantidad de biopsias por analizar se ha optado por utilizar este lugar para almacenamiento de biopsias en espera de que el patólogo las analice.
Tres consultorios (oficinas) para patólogos.	07:00 a 16:00	<b>Un patólogo</b> que realiza actividades administrativas y operativas.	Cada consultorio está habilitado con una computadora y un microscopio.
Una sala para reuniones	07:00 a 16:00		<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pupitres.</li> <li>• Pizarra.</li> <li>• Microscopios</li> </ul>

Como se muestra en la Figura 2.5 para tratar de satisfacer la demanda con que contaba el servicio se dejó de dar apoyo a la red para ocuparse de la demanda del mismo centro médico debido a la limitante de personal especializado. No obstante, la demanda muestra una tendencia a aumentar castigándose la producción de apoyo a la red. Esto afecto seriamente a los usuarios que reciben este servicio al tener que realizar sus biopsias a otros centros que absorben la producción insatisfecha y saturando a la vez la capacidad con que cuentan los hospitales que prestan este servicio.

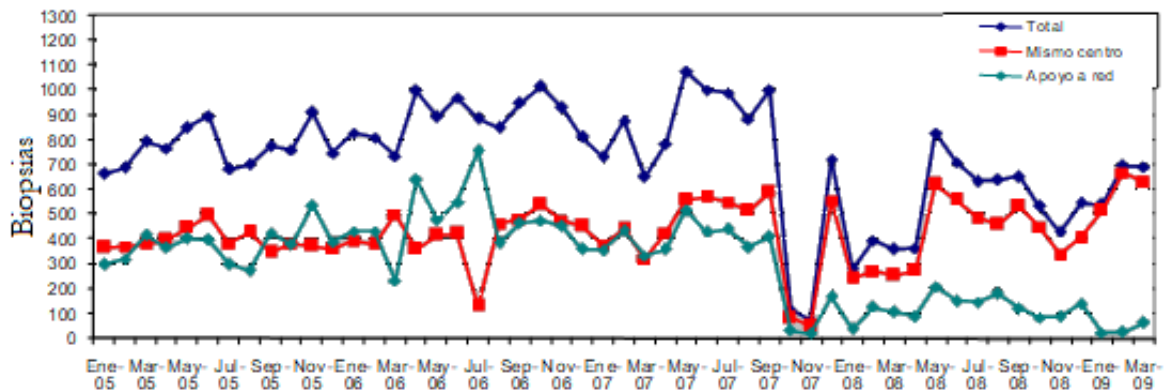


Figura 2.5 Total de biopsias realizadas en el servicio de anatomía patológica en el periodo comprendido por los meses de enero 2005 a marzo 2009.

### 2.2.2.1 *Transformada de Box-Müller*

Este modelo de estadística matemática es usado para generar números aleatorios con una distribución normal. En el cual se cita que si  $U_1$  y  $U_2$  son variables uniformes independientes en el intervalo (0,1), luego,  $x_1 = \sqrt{-2 \ln U_1} \sin 2\pi U_2$ , es exactamente  $N(0,1)$  [102, 103].

Usando este método, se toma una secuencia independiente  $N(\mu, \sigma^2)$  de variables aleatorias

$$\begin{cases} \mu + \sigma x_1, & x_1 = \sqrt{-2 \ln U_1} \sin 2\pi U_2 \\ \mu + \sigma x_2, & x_2 = \sqrt{-2 \ln U_3} \sin 2\pi U_4 \\ \mu + \sigma x_3, & x_3 = \sqrt{-2 \ln U_5} \sin 2\pi U_6 \end{cases} \quad (5)$$

Este método es relativamente rápido y provee números aleatorios con distribución normal.

### 2.2.2.2 *Aplicación desarrollada para realizar simulaciones*

La aplicación fue diseñada en VBA de Excel, por tanto, el archivo de aplicación se encuentra en el formato Excel con extensión .xls, el código desarrollado está disponible en el Anexo III.

Esta aplicación apoya el proceso de toma de decisiones incorporando las seis m (materia prima, maquinaria y equipo, mano de obra, método, medio ambiente y *management*) del proceso productivo, siendo necesario diseñar formularios para la captura de información referente a materia prima, mano de obra y maquinaria y equipo los cuales contienen una serie de variables diferentes entre sí, sin embargo en común mantienen la actividad de proceso, el cual se convierte en la variable vinculante entre ellas.

Tanto las variables de materia prima, maquinaria y equipo y mano de obra convergen en el método, el cual consiste en el análisis e identificación de la reducción en transportes, tiempos de espera, sobreproducción, restricciones del proceso y exceso de inventarios, por medio del modelo de simulación de Excel que genera números aleatorios con una distribución normal utilizando el algoritmo Box-Müller a partir de los parámetros del tiempo medio y la desviación estándar del proceso analizado, como se muestra en la Figura 2.6.

El resultado obtenido por la aplicación de este modelo es un conocimiento del entorno en el que se encuentra el usuario que debe tomar las decisiones sobre la capacidad instalada con que dispone su proceso productivo.

### 2.2.2.3 *Estructura DMAIC*

Esta investigación se basó en los pasos de mejora continua de procesos DMAIC, compuesta por las etapas de *Define, Measure, Analyze, Improve and Control*, la cual forma parte de la metodología Seis Sigma [96, 104, 105]. A continuación, se describe como fueron abordadas cada una de las etapas antes citadas.

**Etapas *define*:** Se estableció el problema de variabilidad que será tratado en el estudio [96, 106], el cual correspondió al tiempo de ciclo actual de diagnóstico de biopsias en el servicio de patología, siendo considerado elevado al tardar hasta 120 días. Esta situación tiene como consecuencia el deterioro significativo de la salud del paciente y un mayor gasto para el sistema de salud con posteriores tratamientos más costosos. Se



plantea el objetivo de reducir el tiempo de espera en el diagnóstico de biopsias mediante el diseño de un modelo DES basado en el algoritmo de Box Müller.

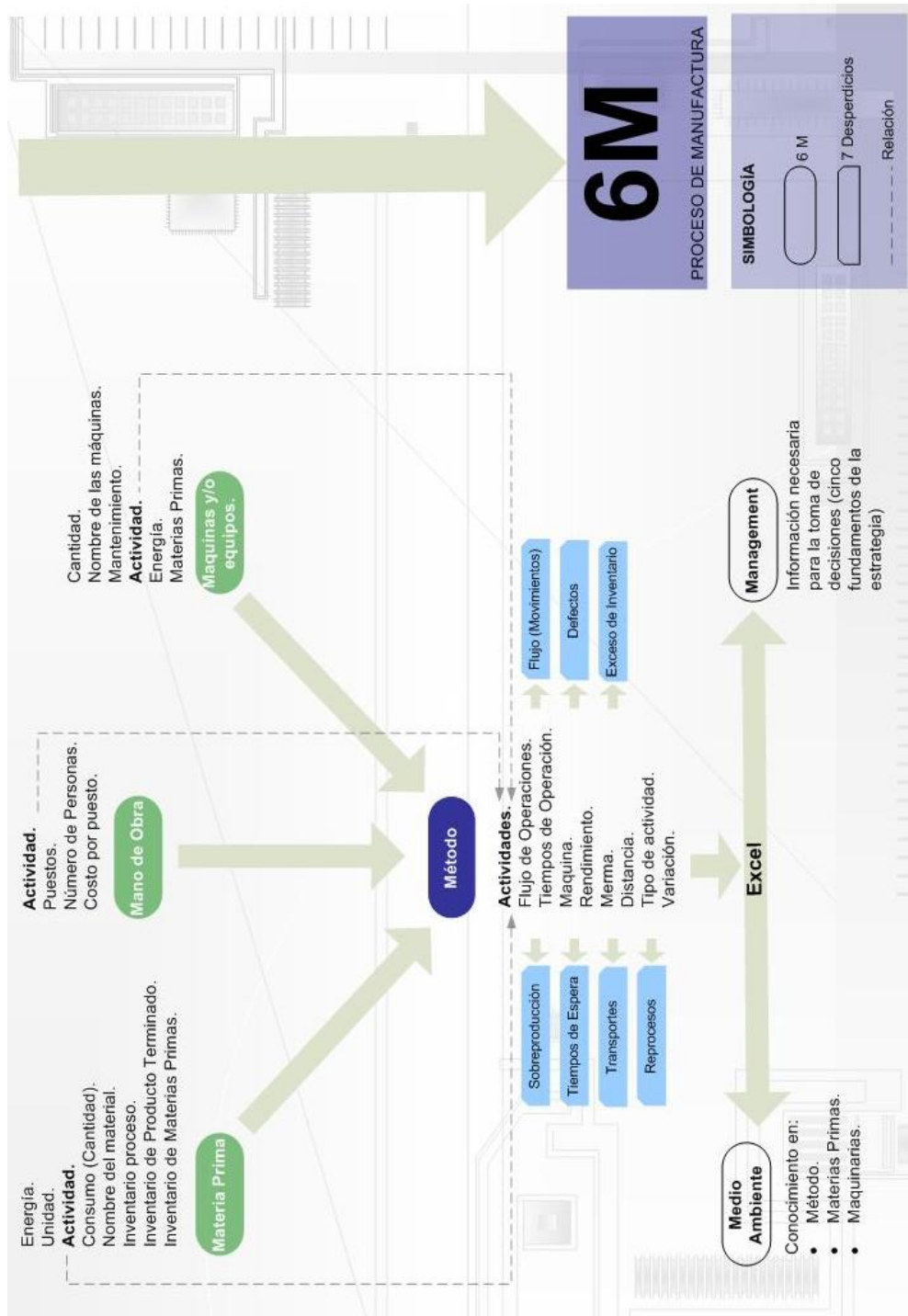


Figura 2.6 Esquema de la funcionalidad de la aplicación desarrollada.

**Etapla *measure*:** se estableció un plan de recolección de datos de las variables requeridas para desarrollar el modelo de simulación con el que se evaluaría la situación actual y las propuestas de mejora, para esto se utilizaron datos históricos de fuentes de información oficiales con que contaba el servicio de diagnóstico [106]. En el caso de los datos de tiempos de ciclo fue necesario determinar el tipo de distribución de probabilidad, particularmente si seguían una distribución Normal, aplicando pruebas de bondad de ajuste a los datos observados, según la Ecuación (6).

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} \quad (6)$$

siendo  $\chi^2$  un valor de una variable aleatoria cuya distribución muestral se aproxima a la distribución chi cuadrada con  $\nu = k - 1$  grados de libertad, donde k es el total de datos que componen la muestra. Las variables  $o_i$  y  $e_i$  representan las frecuencias observada y esperada, respectivamente, para la *i-ésima* celda.

Esta prueba se aplicó para determinar si los datos seguían una distribución de probabilidad normal, validándolo con un valor P mayor a la significancia ( $\alpha$ ) utilizada de 0.05 y un AD (Anderson-Darling) cercano a cero [107]. La herramienta utilizada para el análisis fue MINITAB® 19.2 (2020). En la Tabla 2.3 se puede apreciar el plan de recolección de datos realizado.

**Etapla *analyze*:** se definió la correlación existente entre las principales causas identificadas y el tiempo de ciclo en el proceso de diagnóstico de biopsias, esto mediante el diseño de un modelo DES desarrollado usando VBA para Excel.

El análisis de la capacidad instalada fue uno de los aspectos más relevantes que consideró este estudio, donde se puede determinar cuál era la restricción del proceso, cuál fue el nivel de utilización de los recursos y cómo impacta en la producción.

**Tabla 2.3 Plan de recolección de datos para el estudio en el servicio de anatomía patológica**

Variable	Descripción	Tipo de variable	Fuente
Biopsias recibidas	Biopsias que fueron recibidas por el servicio de anatomía patológica.	Cuantitativa, Discreta	Software operativo del centro de salud
Biopsias con diagnóstico	Biopsias que fueron analizadas por el patólogo, cuentan con un informe y diagnóstico	Cuantitativa, Discreta	Software operativo del centro de salud
Tiempo de ciclo para la revisión de biopsias ( $\mu_1$ )	Duración media de la revisión de biopsias por parte del patólogo. Este tiempo considera el tiempo desde que ingresa el patólogo recibe la lámina hasta que define un diagnóstico. $\mu_1 = \frac{\sum_{i=0}^n S_i}{n}$ s= Tiempo de ciclo para la biopsia i. n=Total de biopsias analizadas por el patólogo.	Cuantitativa, continua	Software operativo del centro de salud
Tiempo de ciclo para el corte de biopsias ( $\mu_2$ )	Duración media del proceso de corte de biopsias por parte del técnico. $\mu_2 = \frac{\sum_{i=0}^n S_i}{n}$ s= Tiempo de ciclo para el corte de la biopsia i. n=Total de biopsias analizadas por el técnico.	Cuantitativa, continua	Software operativo del centro de salud
Tiempo entre llegadas de biopsias ( $\lambda$ )	Tiempo medio entre llegadas de biopsias. $\lambda = \frac{\sum_{i=0}^n t_i}{n}$ t= Tiempo entre llegadas para la biopsia i n=Total de biopsias que arriban al servicio	Cuantitativa, continua	Software operativo del centro de salud
Actividad	Actividades o tareas que componen el proceso de análisis de biopsias en el servicio de anatomía patológica	Cualitativa, nominal	Proceso
Tipo de actividad	Clasificación de actividades como operaciones, transportes, almacenamientos, esperas e inspecciones.	Cualitativa, nominal	Proceso
Demanda de pacientes	Es la cantidad total de pacientes que requieren del servicio analizado en un año, considera tanto los atendidos, en lista de espera y los cancelados	Cuantitativa, discreta	Software operativo del centro de salud
Tiempo de espera promedio	Promedio de espera en sistema y en cola.	Cuantitativa, continua	Modelo de simulación
Número de biopsias en espera promedio	Cantidad de biopsias promedio que esperan a ser procesadas	Cuantitativa, discreta	Modelo de simulación
Tasa de utilización	Es la razón entre el tiempo entre llegadas y el tiempo. $Utilización = \frac{\lambda}{\mu}$	Cuantitativa, continua	Modelo de simulación

Como parte del proceso fue necesario una validación estadística del modelo de simulación creado respecto al sistema real utilizando intervalos de confianza [100]. Para esto se tomaron los datos de producción de un mes ( $X$ ) y se compararon con los datos de la simulación ( $Y$ ) para ese mismo período; si el intervalo creado de este conjunto de datos contiene el cero, indica que hay evidencia suficiente para no rechazar la hipótesis nula de que no hay diferencias, de lo contrario si las hay.

$$H_0: X = Y \quad (7)$$

$$H_a: X \neq Y \quad (8)$$

$$\left( (\bar{X} - \bar{Y}) - t_{v-1,1-\alpha} \cdot \sqrt{\sigma_{X-Y}^2}, \quad (\bar{X} - \bar{Y}) + t_{v-1,1-\alpha} \cdot \sqrt{\sigma_{X-Y}^2} \right) \quad (9)$$

siendo  $H_0$  la hipótesis nula,  $H_a$  es la hipótesis alternativa, la variable  $X$  representa los datos obtenidos del sistema real, corresponde a los datos obtenidos por el modelo de simulación,  $\bar{X}$  corresponde al promedio de los datos obtenidos por el sistema real,  $\bar{Y}$  es el promedio de los datos obtenidos por el modelo de simulación,  $t$  es el estadístico de una distribución de probabilidad  $t$  par  $v-1$  grados de libertad y un grado de confianza de  $1-\alpha$ ,  $\sigma_{X-Y}^2$  es la varianza de la diferencia de los datos del sistema real respecto a los datos del modelo de simulación.

**Etapas *Improve*:** Se definieron diferentes escenarios *what-If* considerando los resultados brindados por el modelo de simulación [101, 108], con los cuales se busca equiparar la capacidad instalada con la demanda actual del servicio haciendo variaciones principalmente en la cantidad de recursos con que se dispone [78].

**Etapas *control*:** El propósito de esta fase es la transición de la mejora al proceso original, para esto se han desarrollado una serie de indicadores con los cuales se puede monitorear el desempeño del proceso y así determinar si el objetivo del estudio se ha cumplido [42, 109].

### 2.2.3 Análisis de valor agregado en el proceso de un laboratorio de citologías

Los datos analizados en este estudio fueron recopilados de un hospital en San José (Costa Rica) durante el año 2016. El análisis en el proceso se centró en la aplicación de

un mapa de valor agregado propio de la filosofía *Lean Manufacturing*. Con esta información se construyó un modelo DES con el cual se realizó tanto el diagnóstico de la situación actual como un análisis del impacto de las oportunidades de mejora para reducir el tiempo de ciclo para la resolución de las citologías que son recibidas en el laboratorio.

*2.2.3.1 Proceso actual del laboratorio de citologías: Análisis SIPOC*

Se realizó un análisis del proceso del servicio de citologías utilizando la herramienta SIPOC<sup>1</sup>, para cada una de las actividades realizadas por el laboratorio de citologías donde se realizó el estudio. Entre los aspectos que se contemplaron se encuentran los proveedores (*suppliers*), entradas al proceso (*inputs*), clientes (*costumers*) y salidas del proceso (*outputs*).

Es importante señalar dos aspectos relevantes que fueron considerados con el uso del SIPOC, por un lado, la interacción de estos elementos en el proceso productivo analizado y por otro, los diferentes controles que posee el proceso que permite una trazabilidad de las citologías.

Estos controles se presentaron en la columna llamada Salidas y son identificadas de color azul; además, estos controles correspondieron a herramientas de la programación y control del laboratorio. Mediante estas herramientas es posible determinar cuál es la distribución de cargas de trabajo con que cuentan en cada una de las etapas del proceso y el cumplimiento de estas. En la Tabla 2.4 se encuentra el análisis SIPOC.

**Tabla 2.4 SIPOC para el proceso realizado para el diagnóstico de citologías**

<b>Suppliers</b>	<b>Inputs</b>	<b>Process</b>	<b>Outputs</b>	<b>Costumers</b>
Hospitales. Áreas de Salud. EBAIS. Mensajeros.	Citología Solicitud de citología Lista de citologías entregadas y la respectiva copia	Recepción	Canastas con sobres con citologías. Lista de citologías entregadas y la respectiva copia. Citologías. Solicitudes de citologías. Formulario de devolución*.	Cotejo. *Establecimientos (Hospitales, áreas de salud, EBAIS).

<sup>1</sup> Corresponde a la herramienta de análisis de procesos que lleva por nombre los siguientes elementos: proveedores (*suppliers*), entradas (*inputs*), proceso (*process*), clientes (*costumers*) y salidas (*outputs*).

Análisis del efecto en la capacidad instalada productiva de los procesos diagnósticos en Ingeniería Hospitalaria mediante el uso de modelos de Simulación de Eventos Discretos

Suppliers	Inputs	Process	Outputs	Costumers
Recepción	Paquetes de citologías y solicitudes de citologías. 500 citologías por técnico.	Cotejo	Bandejas de láminas en orden y codificadas. Solicitudes de citologías ordenadas. Listado (rango) de citologías procesadas por técnico. <a href="#">Control diario de cotejo.</a> Número de solicitud. Identificación de cotejado. Formulario de devolución**.	Tinción Digitación **Recepción Coordinador
Cotejo Proveedores Tinción	Número de lámina (citología). Set Up de la máquina 750 láminas citológicas por cada funcionario y máquina. 2 máquinas de tinción Insumos: Alcoholes, xilol, colorantes, cubre láminas,...	Tinción	Láminas teñidas. 40 láminas en orden numérico <a href="#">Control de láminas entregadas y recibidas.</a>	Citotecnólogo.
Cotejo. Coordinador.	300 solicitudes por funcionario. Hay 5 estaciones de trabajo.	Digitación	Datos de la solicitud ingresada en el Filemaker. <a href="#">Control de láminas entregadas y recibidas.</a>	Citotecnólogo. Patólogo. Coordinador.
Coordinador Tinción Digitación	40 láminas por citotecnólogo. 40 Solicitudes por citotecnólogo.	Diagnóstico Citotecnólogo	Solicitud con diagnóstico. Diagnóstico en el Filemaker. <a href="#">Formulario de devolución de láminas</a> <a href="#">Bitácora personal</a>	
Citotecnólogo	Láminas con diagnóstico de lesión o posible lesión. Bitácora Criticidad de las lesiones. Clasificación de "Revisión".	Diagnóstico patólogo	Citologías de Revisión con diagnóstico <a href="#">Solicitud de citología con diagnóstico.</a> <a href="#">Control de revisión mensual de citologías vaginales y no vaginales.</a>	Citotecnólogo Archivo
Citotecnólogo Patólogo	Lámina con el diagnostico	Distribución	<a href="#">Lista de citologías entregadas y la respectiva copia.</a>	Hospitales. Áreas de Salud. EBAIS. Mensajeros.

### 2.2.3.2 *Estructura DMAIC*

El presente estudio se planificó siguiendo las etapas para la mejora continua de procesos de *Define, Measure, Analyze, Improve and Control* correspondientes a la filosofía de Seis Sigma [110], la cual se utiliza para resolver problemas relacionados de variabilidad, adicionalmente, incorpora elementos relacionados con los principios de *Lean Manufacturing* con los cuales se busca brindar un mayor valor agregado a los procesos [111]. Particularmente, se aplicó un Mapa de Valor Agregado con el que visualmente se puede apreciar el flujo de valor para el proceso de diagnóstico de citologías. Para efectos propios de este análisis se brindó una representación de los insumos para realizar un modelo de simulación con el cuál se analizaron los posibles escenarios de mejora [112].

**Etapla *define*:** Se llevo a cabo un análisis de los datos del sistema de información con que cuenta el laboratorio para determinar el tiempo que transcurre desde que las citologías son recibidas hasta que cuentan con un diagnóstico. De esta manera se cuantificó el problema del estudio mediante medidas de tendencia central y dispersión [113]. Por su parte para conocer los elementos que intervienen en el proceso se realizó el análisis SIPOC con el cual se determina la secuencia lógica del proceso, las entradas, los proveedores, las salidas y clientes que posee el proceso [114]. Otro elemento relevante para construir un modelo robusto, fueron las visitas al proceso llevado a cabo en el hospital y las entrevistas que se realizaron con el personal del laboratorio. Toda esta información apoyo el diseño del mapa de valor agregado del proceso actual [115].

**Etapla *measure*:** se estableció un plan de recolección de datos de las variables relacionadas con el problema del tiempo de ciclo actual y además son requeridas para el modelo de simulación, para esto se validaron las fuentes de información oficiales con que cuenta el servicio de salud donde se realizó el estudio [116]. En el caso de los datos de tiempos de ciclo se aplica una prueba de bondad de ajuste para determinar si los datos cuentan con una distribución de probabilidad normal, según la Ecuación (10).

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} \quad (10)$$

siendo  $\chi^2$  un valor de una variable aleatoria cuya distribución muestral se aproxima a la distribución chi cuadrada con  $\nu = k - 1$  grados de libertad, donde k es el total de datos

que componen la muestra. Las variables  $o_i$  y  $e_i$  representan las frecuencias observada y esperada, respectivamente, para la  $i$ -ésima celda.

Esta prueba se aplicó para determinar si los datos seguían una distribución de probabilidad normal, validándolo con un valor P mayor a la significancia ( $\alpha$ ) utilizada de 0.05 y un AD (Anderson-Darling) cercano a cero [107]. La herramienta utilizada para el análisis es MINITAB® 19.2 (2020). En la Tabla 2.5 se puede apreciar el plan de recolección de datos realizado.

***Etapa analyze:*** Para determinar cómo la capacidad instalada del servicio actual (oferta) se relaciona con la demanda de pacientes, se realizó un modelo DES, utilizando para ello el software ARENA. Este modelo de simulación consideró las variables definidas en la etapa *measure* y otros elementos relevantes con que cuenta el sistema real en estudio. Los eventos discretos considerados en este modelo corresponden a la llegada de citologías y las diferentes actividades descritas en el Mapa de Agregado de la situación actual.

El modelo de simulación diseñado consideró la llegada de entidades con el elemento llamado CREATE, con una tasa de llegadas de 1.520 citologías diarias. Cada una de las actividades del proceso en el modelo sigue la secuencia definida en el mapa de valor agregado, a continuación, se da una descripción de cada una de ellas:

- Proceso de recepción: cuenta con un recurso que toma una entidad a la vez (SEIZE), la cual consume un tiempo constante de 2 minutos (DELAY) y posteriormente lo libera (SEIZE) para que otra entidad lo utilice. Si llega una entidad mientras el recurso se encuentra en estado ocupado, se forma una cola del proceso hasta que esté disponible.
- Esperas: El sistema de producción utilizado en el laboratorio de citologías trabaja por medio de lotes para las muestras recibidas durante el día. Por esta razón se establece un control con el objeto de programación HOLD que mantiene las entidades para ser entregadas hasta el día siguiente al que fueron recibidas. Se utilizan cuatro esperas de este tipo en el proceso.



**Tabla 2.5 Plan de recolección de datos para el estudio en el laboratorio de citologías**

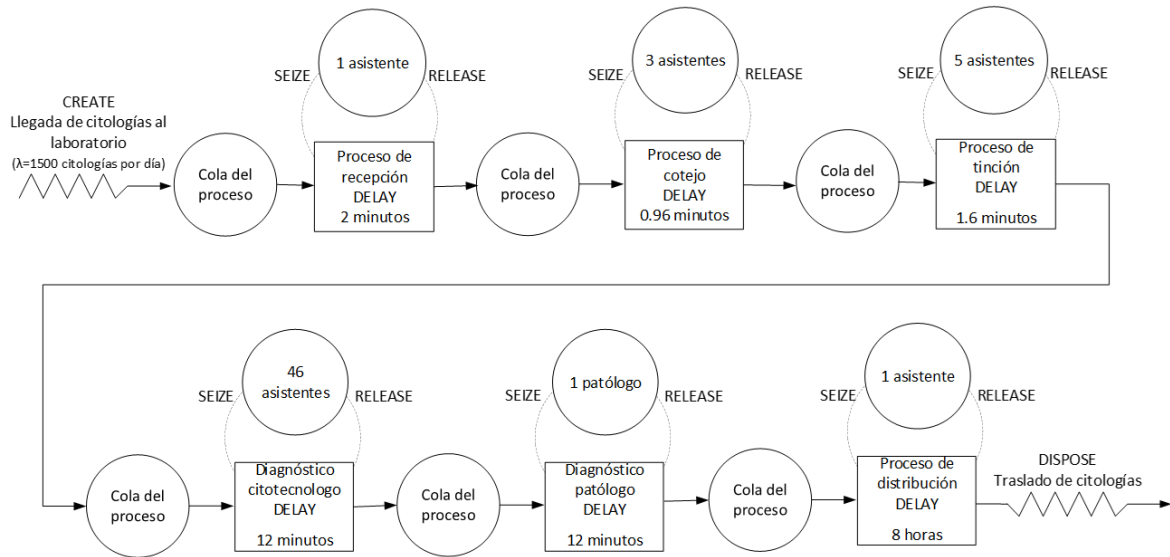
Variable	Descripción	Tipo de variable	Fuente
Cantidad de citologías recibidas (Demanda diaria)	Citologías que fueron recibidas en el laboratorio	Cuantitativa, Discreta	Software operativo del centro de salud
Promedio de citologías recibidas según día (cd)	Cantidad promedio de citologías que son recibidas en el laboratorio según el día de la semana: lunes, martes, miércoles, jueves, viernes. $cd = \frac{Cr_i}{d_i}$ Cr <sub>i</sub> = Cantidad de biopsias recibidas los días i. d <sub>i</sub> = Cantidad de días i en el período de tiempo del estudio. i= lunes, martes, miércoles, jueves, viernes.	Cuantitativa, Continua	Software operativo del centro de salud
Cantidad de citotecnólogos disponibles	Se refiere a la cantidad de citotecnólogos que están disponibles en sus puestos de trabajo, excluye a aquellos que se encuentran en vacaciones, incapacidad u otros eventos.	Cuantitativa, Discreta	Software operativo del centro de salud
Cantidad de citologías que requieren revisión	Biopsias revisadas por el citotecnólogo que considera deben ser revisadas por el patólogo.	Cuantitativa, Discreta	Software operativo del centro de salud
Láminas entregadas por citotecnólogo	Corresponde a la cantidad de láminas que se entregan a cada citotecnólogo diariamente. De una citología se pueden generar múltiples láminas.	Cuantitativa, Discreta	Software operativo del centro de salud
Citologías con revisión	Cantidad de citologías que fueron revisadas por un patólogo	Cuantitativa, Discreta	Software operativo del centro de salud
Citologías sin revisión	Cantidad de citologías que no requieren ser revisadas por un patólogo,	Cuantitativa, Discreta	Software operativo del centro de salud
Tiempo de ciclo para la revisión de citologías (μ <sub>1</sub> )	Duración media de la revisión de citologías por parte del patólogo. Este tiempo considera el tiempo desde que el patólogo recibe la lámina hasta que define un diagnóstico. $\mu_1 = \frac{\sum_{i=0}^n s_i}{n}$ s= Tiempo de ciclo para la citología i. n=Total de citologías analizadas por el patólogo.	Cuantitativa, continua	Software operativo del centro de salud
Actividad	Actividades o tareas que componen el proceso de análisis de biopsias en el laboratorio de citologías	Cualitativa, nominal	Proceso
Tipo de actividad	Clasificación de actividades como operaciones, transportes, almacenamientos, esperas e inspecciones.	Cualitativa, nominal	Proceso
Tiempo de espera promedio	Promedio de espera en sistema y en cola.	Cuantitativa, continua	Modelo de simulación
Número de citologías en espera promedio	Cantidad de citologías promedio que esperan a ser procesadas	Cuantitativa, discreta	Modelo de simulación
Tasa de utilización	Es la razón entre el tiempo entre llegadas y el tiempo. $Utilización = \frac{\lambda}{\mu}$	Cuantitativa, continua	Modelo de simulación

- Proceso de cotejo: cuenta con tres recursos (asistentes) a cada uno de ellos se les asigna 500 citologías a la vez (SEIZE), la cual consume un tiempo constante de 0.96 minutos (DELAY) por citología y posteriormente lo libera (SEIZE) para que otra entidad lo utilice. Si llega una entidad mientras el recurso se encuentra en estado ocupado, se forma una cola del proceso hasta que esté disponible.
- Proceso de diagnóstico de citotecnólogos: cuenta con 46 recursos (citotecnólogos) a cada uno de ellos se les asigna 40 citologías a la vez (SEIZE), la cual consume un tiempo constante de 12 minutos (DELAY) por citología y, posteriormente, lo libera (SEIZE) para que otra entidad lo utilice. Si llega una entidad mientras el recurso se encuentra en estado ocupado se forma en la cola del proceso hasta que esté disponible.
- Proceso de diagnóstico de patólogo: cuenta con un recurso (patólogo) a este se le asignan 60 citologías a la vez (SEIZE), la cual consume un tiempo constante de 12 minutos (DELAY) por citología y posteriormente lo libera (SEIZE) para que otra entidad lo utilice, si llega una entidad mientras el recurso se encuentra en estado ocupado se forma en la cola del proceso hasta que esté disponible.
- Proceso de distribución: Una vez realizado el diagnóstico el laboratorio se encarga de distribuir las citologías a los centros de salud que solicitaron sus servicios. En el caso de este modelo no es considerada esta actividad, ya que no influyo sobre el tiempo de espera del paciente.

A diferencia de los dos casos anteriores (sala de angiografía y biopsias), en este caso se trabajó con tiempos constantes toma en consideración la información que brindó el mapa de valor agregado y no con distribuciones de probabilidad específicas. En la Figura 2.7 se muestra el diagrama del modelo de simulación elaborado.

**Etapa *improve***: con el modelo de simulación elaborado en la etapa de *analyze* se diseña un nuevo escenario, el cual consiste en aumentar la cantidad de patólogos y trabajar con el principio de *Lean Manufacturing* de una pieza a la vez, eliminando de esta manera los lotes y esperas que se presentaban en el proceso.

**Etapa *control*:** para esta etapa se plantearon una serie de indicadores con los cuales se puede monitorear el desempeño del proceso y así determinar si el objetivo del estudio se ha cumplido [42, 109].



**Figura 2.7 Diagrama descriptivo del modelo de simulación elaborado para el laboratorio de citologías**



# Capítulo 3. Técnicas y herramientas utilizadas

## 3.1 Generalidades

Este capítulo detalla las principales técnicas y herramientas aplicadas en la Tesis Doctoral relacionados con los temas de oferta y demanda, Seis Sigma, *Lean Manufacturing*, modelos de simulación y teorías de colas, como se muestra en la Figura 3.1.

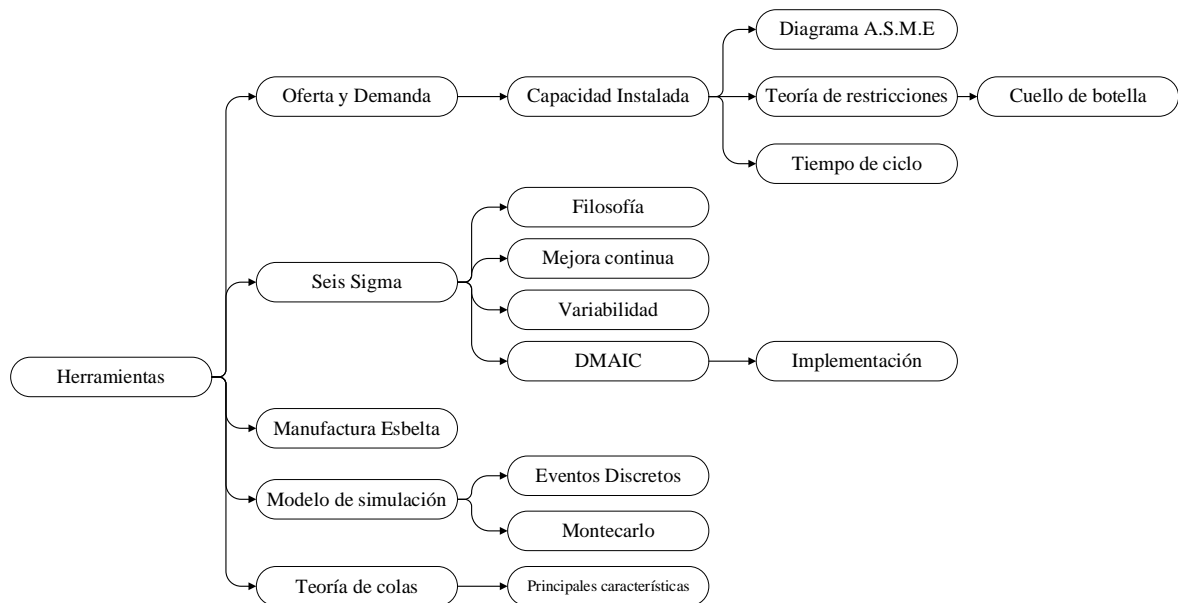


Figura 3.1 Esquemas de las técnicas y herramientas utilizadas en este estudio

## **3.2 Oferta y demanda**

El mercado proporciona un conjunto de acuerdos mediante los cuales los compradores y vendedores intercambian bienes. El mercado permite a los compradores y vendedores determinar un precio de equilibrio donde la cantidad de bienes que el comprador desea comprar coincida con la cantidad que el vendedor está dispuesto a producir. En 1890, Alfred Marshal escribió Principios de economía, en el que desarrolló una relación de oferta y demanda que explicaba la respuesta de proveedores y compradores a los cambios en el precio de los bienes. Un bien es un término general para una mercancía física como el acero, el oro, las naranjas, a diferencia de servicios como cortes de pelo o asesoramiento financiero. Los bienes pueden transportarse, almacenarse e intercambiarse, mientras que los servicios solo se utilizan en el momento de la producción [117].

El acceso a la atención médica es un servicio que afecta la calidad de vida de todos. La atención médica de mejor calidad a menudo se asocia con costos más bajos, resultados de atención médica más equitativos y mejores. La accesibilidad a la atención médica puede verse influenciada por muchos factores, incluida la oferta de servicios de atención médica, la demanda de atención médica por parte de la población, el estado de salud de la población, las características demográficas, el estado socioeconómico y la impedancia geográfica entre la población y los servicios de atención médica [118].

### **3.2.1 Oferta**

Corresponde a la cantidad de bienes y servicios que una organización está dispuesta a vender a un determinado precio de mercado, según los precios de insumos y la tecnología utilizada, para el caso de los servicios de salud, no solo corresponde a la producción de una parte de un grupo de agentes, sino a la interacción del sistema de salud con el cliente o usuario y una mezcla de productos, servicios e información que da como resultado la satisfacción de necesidades individuales y colectivas que busca el mejoramiento de las condiciones de salud y la prevención de la enfermedad [119].

### **3.2.2 Demanda**

El análisis de la demanda debe indicar cual es la necesidad que da origen al servicio de salud y cuáles son las características de quienes la presentan, a partir de esta

información de estas condiciones se procede a organizar la oferta. El análisis puede incluir la identificación de los usuarios por grupo de edad, sexo, rol de género, estado socioeconómico, perfil de necesidades, problemas prioritarios, expectativas, patrones culturales y todas aquellas características que influyan en la utilización de los servicios [120].

### ***3.2.3 Capacidad instalada***

Es la cantidad de servicio que puede ser obtenida en una determinada unidad productiva durante un período de tiempo determinado, esta corresponde a una decisión de mediano plazo o largo plazo y está relacionada con la localización y la distribución de planta. La capacidad instalada depende de la demanda y puede ser fuertemente influida por la localización [121].

Las empresas buscan el liderazgo de bajo costo a través de una variedad de tácticas. Uno de ellos es la utilización de alta capacidad. Cuando la demanda de los clientes es alta y la capacidad de la empresa (espacio de piso, empleados, equipo) se utiliza por completo, los costos fijos se distribuyen entre más unidades, lo que reduce los costos unitarios. Este concepto es relevante para hospitales, tiendas minoristas y desarrolladores de software como lo es para las plantas de fabricación. Este concepto básico sugiere que una empresa capaz de mantener niveles más altos de utilización de la capacidad de sus recursos ya sea a través de un mejor pronóstico de la demanda, políticas conservadoras de expansión de la capacidad o precios agresivos para generar compras o transacciones, podrá mantener una estructura de costos más baja que un competidor de igual nivel, tamaño y capacidad [122].

### ***3.2.4 Teoría de restricciones***

La teoría de restricciones (TOC) se orienta en el proceso de mejora continua, basado en que la organización busca una meta y que en el caso de los proyectos establece como ganar dinero de forma sostenida en el tiempo. Las restricciones son todos aquellos obstáculos que no permiten alcanzar las metas, frecuentemente se centran en un recurso con una capacidad insuficiente para asumir sus tareas, estos recursos se conocen como cuellos de botella y marcan el ritmo de la producción, ya que son los que trabajan de manera menos rápida [123].

La estrategia TOC encuentra y capitaliza la simplicidad inherente en cualquier organización mediante el uso de un proceso llamado 5FS [124]. Estos pasos son:

1. Identifique la restricción del sistema (cuello de botella).
2. Decidir cómo explotar la restricción del sistema.
3. Subordinar todo lo demás a esas decisiones.
4. Elevar la restricción.
5. Vuelva al Paso 1. Evite que la inercia se convierta en la restricción.

### ***3.2.5 Tiempo de ciclo***

El número de ciclos de trabajo en una jornada laboral se obtiene dividiendo la duración de la jornada laboral por la duración del ciclo. Si luego se multiplica la capacidad del equipo por el número de ciclos de trabajo diarios, se obtiene la tasa de producción diaria del equipo [125].

Una forma de analizar el tiempo de ciclo de una actividad es mediante el tiempo estándar de trabajo, el cual corresponde a la duración promedio del tiempo observado de una actividad, adicionalmente a este valor se le atribuye una calificación de desempeño de quien realiza el estudio y las holguras constantes y variables relacionadas con fatigas [126].

## **3.3 Seis Sigma**

### ***3.3.1 Filosofía y cultura empresariales***

Ambos conceptos definen la constitución de empresa real y determinan su espacio ético y por consiguiente su capacidad competitiva. La filosofía empresarial o corporativa es el resultado de una visión valorativa de esa evolución de valores de una sociedad, basada en dos pilares: el primero corresponde a que todo diseño de una corporación debe basarse en una realidad y segundo, de disponer de una capacidad de utopía, visión, nuevas formas de configurar sus factores como una ventaja competitiva [127].



### ***3.3.2 Mejora continua***

La mejora continua significa un esfuerzo interminable para exponer y eliminar las causas fundamentales de los problemas. Por lo general, implica muchas mejoras incrementales o de pequeños pasos en lugar de una innovación abrupta. Desde una perspectiva japonesa, la mejora continua es la base de su cultura empresarial. La mejora continua es una filosofía, impregnada en la cultura japonesa, que busca mejorar todos los factores relacionados con el proceso de transformación (convertir entradas en salidas) de forma continua. Involucra a todos, gerencia y mano de obra, en la búsqueda y eliminación de desperdicios en maquinaria, mano de obra, materiales y métodos de producción [128].

### ***3.3.3 Variabilidad (variación)***

Una de las realidades en los procesos de producción de bienes y servicios es que nunca pueden fabricarse dos objetos exactamente iguales. La variación es una ley de la naturaleza, la razón de esto es que no existen dos elementos naturales en cualquier categoría que sean iguales. La variación en algunas características puede ser muy grande, y fácilmente notable; o bien, la variación puede ser pequeña e imperceptible para el ojo humano. Para este último caso, los instrumentos de precisión serán los encargados de detectar estas diferencias, por su parte, si dos elementos parecen tener la misma medida, eso se debe a los límites de tolerancia que los instrumentos de medición poseen [129].

### ***3.3.4 Filosofía Seis sigma***

El concepto Seis Sigma fue planteado en un inicio para un análisis de confiabilidad en la Motorola Corporation en 1986, donde se consideró que la gran complejidad de los sistemas y productos utilizados por los consumidores había dado lugar a tasas de defectos más altas de lo deseable, se demostró que, para incrementar la confiabilidad de los sistemas y reducir las tasas de defectos, era necesario reducir las tasas de error de cada uno de los componentes empleados en sistemas y productos. El objetivo en el largo plazo es llevar la calidad del sistema a un nivel de tan solo 3.4 defectos por cada millón de oportunidades [130].

La reducción de la variabilidad de los procesos es una filosofía empresarial del control estadístico y de Seis Sigma, siendo necesario entender las causas de esa variación, para lo cual se debe tener presente que en un proceso (de bienes o servicios) interactúan

materiales, máquinas, mano de obra (gente), mediciones, medio ambiente y métodos [131].

Cada vez es más cotidiano escuchar el término de “Lean Six Sigma” en la mejora continua de procesos, donde es necesario incorporar ambos enfoques para lograr resultados positivos. Ambas iniciativas tienen un propósito común con dos orientaciones diferentes, Seis sigma se enfoca en reducir la variabilidad del proceso y mejorar el control estadístico, mientras que Lean, también conocida como *Lean Manufacturing*, elimina el desperdicio (sin valor agregado) y promueve la estandarización y el flujo de trabajo [101].

### 3.3.5 DMAIC

Es una estrategia de calidad basada en datos que se utiliza para mejorar los procesos, es una parte integral de Seis Sigma, pero se puede implementar como una iniciativa independiente. Es un procedimiento de mejora de la calidad o como parte de otra iniciativa de mejora de procesos productivos. DMAIC es un acrónimo para las cinco fases que componen el procedimiento [132]:

1. **Definir:** las primeras etapas del proceso buscan e identifican las áreas de bajo rendimiento de una empresa, definen y delimitan el problema a tratar. Luego, uno puede apuntar a los proyectos con el mejor rendimiento y desarrollar problemas articulados y declaraciones de objetivos que tengan un impacto financiero positivo en la empresa [133].
2. **Medir:** Esta etapa trata de atar el proceso bajo consideración. ¿Dónde comienza y termina? ¿Qué se debe medir para identificar la desviación? ¿Qué características de los datos son repetibles e identificables? ¿Cuál es la capacidad del proceso? Se pueden utilizar herramientas como el mapeo de procesos, diagramas de flujo y FMEA (Análisis de efectos del modelo de falla). Se plantea un análisis de las variables y factores que se encuentran asociadas al problema identificado [134].
3. **Analizar:** Habiendo identificado el quién y el qué de este problema, uno ahora apunta al dónde, cuándo y por qué de los defectos en el proceso. Esto se puede hacer utilizando herramientas de análisis estadístico adecuadas, diagramas de dispersión, control estadístico de procesos (SPC)

y control estadístico de calidad (SQC), matrices de entrada/salida, pruebas de hipótesis, etc., para intentar comprender con precisión lo que sucede en el proceso. Se desarrolla un análisis de causa raíz para determinar cómo las posibles causas afectan cuantitativamente el problema [135, 136].

4. **Mejorar:** En este punto se deben identificar los factores críticos que están causando fallas en el proceso. Mediante el uso de experimentos, se puede diseñar sistemáticamente un proceso correctivo que debería generar el nivel de mejora deseado. Esta mejora luego será monitoreada para asegurar el éxito [137].
5. **Controlar:** la fase de control implementa herramientas de control de procesos que pueden administrar y monitorear el proceso de manera continua. El proceso DMAIC ahora está en pleno funcionamiento, pero no se detiene aquí. El seguimiento continuo del proceso no solo asegurará el éxito de este proceso de cambio, sino que también identificará futuras oportunidades de mejora [138].

### ***3.3.6 Implementación***

Como parte la etapa de mejorar de DMAIC, hay un apartado definido para la implementación de soluciones, en donde se plantea que una implementación considera desarrollar planes para implementar propuestas mejoras, incluida la realización de planes piloto o simulaciones, y de esta manera evaluar los resultados para seleccionar la solución óptima [101].

## **3.4 Lean Manufacturing**

*Lean Manufacturing* es hoy en día una de las estrategias empresariales más exitosas utilizadas para mejorar la competitividad de las organizaciones. Se basa en la filosofía, conceptos e instrumentos del Sistema de Producción Toyota, donde el objetivo principal de este trabajo es analizar y mejorar un sistema de producción utilizando la herramienta Mapa de Valor Agregado (*Value Stream Mapping*), siguiendo actividades como: análisis del flujo de producción inicial y mapeo de este; identificar las soluciones de mejora y aplicarlas en el sistema productivo estudiado [139].

La aplicación de los principios de la *Lean Manufacturing* está creciendo en popularidad en el sector de la salud en todo el mundo (conocido en inglés como *Lean Healthcare*), las organizaciones de atención médica tienden a evaluar la madurez de su implementación y monitorear su cambio a lo largo del tiempo para brindar una atención oportuna al paciente [140].

Adicionalmente, se debe valorar la adopción de *Lean Six Sigma*, como una metodología de mejora continua que integra la *Lean Manufacturing* con Seis sigma, la cual ha crecido enormemente en los sectores de fabricación y algunos servicios, entre los que se puede citar la salud y la educación superior, particularmente durante la última década. La integración de *Lean Six Sigma* y otros enfoques de mejora continua con un enfoque en la sostenibilidad y el medio ambiente se ha convertido en un campo de investigación de reciente aplicación [141]. Entre las razones de su aplicación se tiene:

1. Las organizaciones de todo el mundo se enfrentaron a una intensa competencia global en el pasado y en el presente debido a políticas como la liberalización, la privatización y la globalización. Por lo tanto, las organizaciones se ven obligadas a reducir los costos operativos a través de la optimización de procesos [142].
2. El mundo ha visto notables innovaciones tecnológicas, incluso más rápido que nunca, durante los últimos 40 años. Tales innovaciones tecnológicas habían dado como resultado el desarrollo de nuevos productos. Significativamente, el impacto de los desarrollos en el campo de la tecnología de la información conduce a la mejora de los procesos [143].
3. En el pasado reciente, el mercado global había experimentado una transformación de un mercado impulsado por el productor a un mercado impulsado por el cliente. La preposición "satisfacción del cliente" cambió a "deleite del cliente" que significa proporcionar los valores más allá de las expectativas del cliente. En general, el cliente quiere productos de calidad a bajo costo con entrega a tiempo. La voz del cliente en *Lean Six Sigma* proporciona la visión de las necesidades del cliente, como parte del proyecto *Lean Six Sigma* [144, 145, 146].

### 3.4.1 Principios de Lean Manufacturing

A continuación, se presenta una descripción de los principios de la filosofía de *Lean Manufacturing* [147]:

1. **Definir el alcance:** Cada proyecto necesita tener un alcance. El alcance está bien definido descripción o representación de los límites del proyecto. Para proyectos de mejora de procesos, la mejor manera de mostrar el alcance es a través de mapas de procesos. Los mapas de procesos muestran lo que está sucediendo a través de una imagen, desglose de pasos o actividades. El mapa ayuda a definir los pasos para evaluar y apuntar a la mejora.
2. **Mapa de valor agregado:** Un mapa de valor agregado (VSM), documenta la secuencia de pasos de principio a fin, utilizando información específica como material, información, flujo de trabajo y tiempos de espera. Los VSM son efectivos herramientas para mostrar los procesos desde una perspectiva centrada en el cliente.
3. **Establecer el flujo:** La meta es reducir la interrupción de la actividad de valor agregado (VA por sus siglas en inglés) mediante la identificación y eliminación de residuos. Los tres componentes del flujo (determina la demanda de clientes, equilibrar el proceso y estandarizar el trabajo) proporcionan un proceso estable y predecible. El flujo es un enfoque crítico de gestión de *Lean Manufacturing*, destacando la importancia de hacer las cosas correctamente la primera vez.
4. **Implementar sistemas *pull*:** Establecer el flujo crea procesos fluidos, las interrupciones de la actividad de VA se reducen o eliminan. Una vez que se establece el flujo, el objetivo es disponer de una producción justo a tiempo. Los dos principios de flujo y un sistema *pull* están íntimamente relacionados. Cada uno hace énfasis en el equilibrio de los recursos para mejorar el rendimiento. Implementar un sistema *pull*, especialmente en el entorno de atención médica, es un desafío. En este principio integran tres componentes:

- a. Crear un sistema *pull*.
  - b. Reducir el procesamiento por lotes.
  - c. Administrar el inventario.
5. Luchar por la perfección: Las mejoras en *Lean Manufacturing* se basan en la mejora de los sistemas y los procesos en lugar de trabajar más duro o más rápido. El pensamiento Lean no se trata de tener soluciones a todos los problemas, es necesario dedicar tiempo en la observación del estado actual del proceso. Antes de que cualquier cambio significativo pueda ser desarrollado e implementado, primero debe comprender verdaderamente las causas raíz y subyacentes.

### **3.4.2 SIPOC**

Los esfuerzos de resolución de problemas a menudo se centran en remediar una situación que se ha desarrollado en un proceso que no está operando a su nivel normal, sin embargo, en ocasiones implica mejorar un proceso que puede estar funcionando como se esperaba, pero donde se desea un mayor nivel de rendimiento. Un paso fundamental para mejorar un proceso es entender cómo funciona desde una gestión de procesos, esto se puede ver a través de un análisis del proceso para identificar los vínculos proveedor-insumo-proceso-producto-cliente (SIPOC, por sus siglas en inglés). Comienza definiendo el proceso de interés y enumerando en el lado derecho las salidas (outputs) que crea el proceso para los clientes (*customers*), también se enumeran los insumos (inputs) brindados por los proveedores (*suppliers*) [148].

## **3.5 Simulación**

### **3.5.1 Sistema**

Un sistema es un objeto bien definido en el mundo real bajo condiciones específicas, considerando solo aspectos específicos de su estructura y comportamiento, o un sistema es un objeto o colección de objetos cuyas propiedades queremos estudiar, otra forma en que podríamos entender un sistema corresponde a definirlo como una colección de objetos que actúan e interactúan juntos hacia algún fin lógico. La selección y definición de lo que constituye un sistema es algo arbitraria y debe guiarse por el uso

que se le dará al sistema. Un sistema puede entenderse como una entidad que mantiene su existencia a través de la interacción de sus partes. Un sistema podría ser casi cualquier cosa. Un sistema puede contener subsistemas, y los subsistemas pueden contener nuevamente subsistemas [149].

### ***3.5.2 Modelo de simulación***

El modelo es una representación simplificada del sistema real destinado a promover la comprensión, que un modelo sea un buen modelo o no depende de la medida en que promueva la comprensión. Dado que todos los modelos son simplificaciones de la realidad, siempre hay una compensación en cuanto al nivel de detalle que se incluye en el modelo. Si se incluyen muy pocos detalles en el modelo, se corre el riesgo de perder interacciones relevantes y el modelo resultante no promueve la comprensión. Si se incluyen demasiados detalles en el modelo, éste puede volverse demasiado complicado y, de hecho, excluir la posibilidad del desarrollo de la comprensión. Un sistema es una fuente potencial de datos. Se puede definir como una lista de variables. Hay variables que son generadas por el entorno, y que influyen en el comportamiento del sistema. Estas variables se denominan entradas del sistema. Hay algunas otras variables que están determinadas por el sistema y que, a su vez, influyen en el comportamiento de su entorno. Estas variables se denominan salidas del sistema [150].

### ***3.5.3 Simulación Monte Carlo***

Monte Carlo es una técnica de simulación asistida por computadora que produce cientos de miles, y en algunos casos millones, de escenarios simulados, también denominados ensayos o caminos. es una excelente herramienta para realizar escenarios hipotéticos y para explorar el rango de valores u otras métricas de interés, en presencia de incertidumbre. Es especialmente útil cuando otro método no refleja el impacto de múltiples escenarios e incógnitas [151, 152].

### ***3.5.4 Simulación de eventos discretos (DES)***

La evolución de cualquier modelo DES se rige por un reloj y un orden cronológico de eventos ordenados. Es decir, los eventos se vinculan en la lista de eventos de acuerdo con su programación orden de ocurrencia. El evento que encabeza la lista se llama el más evento inminente por razones obvias, programar un evento significa que el evento está

vinculado cronológicamente en la lista de eventos. La ocurrencia de un evento significa que el evento es desvinculado de la lista de eventos y ejecutado. La ejecución de un evento puede cambiar de estado variables y posiblemente programar otros eventos en la lista de eventos. Un modelo DES posee un estado  $S$  (posiblemente con valores vectoriales) en cualquier momento. Una característica esencial del paradigma DES es que “nada” cambia el estado a menos que ocurre un evento, momento en el que el modelo normalmente experimenta una transición de estado [153].

### **3.5.5 *Análisis what-if***

Optimizar las decisiones se ha convertido en un factor vital para las empresas. Para poder evaluar de antemano el impacto de una decisión, los directivos necesitan sistemas de previsión fiables. Aunque los almacenes de datos permiten el análisis de datos pasados, no son capaces de anticipar tendencias futuras. El análisis *what-if* llena este vacío al permitir a los usuarios simular e inspeccionar el comportamiento de un sistema complejo bajo algunas hipótesis dadas. Una cuestión crucial en el diseño de aplicaciones hipotéticas es encontrar un formalismo adecuado para expresar conceptualmente el modelo de simulación subyacente [154].

## **3.6 Teoría de Colas**

La teoría de colas puede considerarse como una rama de las matemáticas aplicadas, en particular de la Investigación de Operaciones, en la que se utiliza ampliamente el concepto de procesos estocásticos. Se utiliza el término “matemáticas aplicadas” por cuanto consiste en resolver problemas exactos aproximadamente y problemas aproximados exactamente [155].

Bajo ciertas suposiciones, los sistemas de colas pueden caracterizarse por procesos aleatorios, como la entrada de los clientes que llegan y los tiempos de servicio de los servidores. El comportamiento estadístico de un sistema de colas puede obtenerse relacionando estos procesos aleatorios. La descripción matemática de las características del sistema de colas se denomina modelo de colas. La obtención de un modelo matemático razonablemente preciso para un sistema de colas es la parte más importante de todo el análisis [156].



### ***3.6.1 Principales características***

Las principales características de los sistemas de colas son: (a) las entradas del proceso, (b) el mecanismo de servicio y (c) la disciplina de la cola. Estas características fueron propuestas por D. G. Kendall en 1951 y se usan ampliamente para describir modelos de colas. En la notación abreviada de Kendall, usamos A/B/C para indicar el proceso de llegada (entrada), el tiempo de servicio y la cantidad de servidores, respectivamente. Además, se ha utilizado una forma modificada de la notación de Kendall A/B/C/D/E, donde D especifica el número máximo de clientes que pueden estar presentes en el sistema en cualquier momento (incluidos los que están siendo atendidos) y E especifica la disciplina de la cola [157, 158]. Algunos ejemplos de la noción de Kendall son:

M/M/m representa un sistema de colas con entrada de Poisson, tiempos de servicio exponenciales y m servidores;

M/G/1 denota un sistema de colas con entrada de Poisson, tiempos de servicio generales (arbitrarios) y un servidor;

GI/Ek/m denota tiempos entre llegadas generales, distribuidos independientemente, tiempos de servicio erlangianos y m servidores.



# Capítulo 4. Resultados

## 4.1 Generalidades

Para la obtención de los resultados de este estudio, la metodología elaborada fue aplicada en tres diferentes servicios de salud: el primero corresponde a una sala de angiografía de procedimientos cardiacos, el segundo, a un servicio de patología y el tercero, a un laboratorio de citologías; como se muestra Figura 4.1. En todos los casos se analiza la tasa de utilización de los recursos disponibles y otras variables de interés para atender la demanda de pacientes de cada servicio diagnóstico. A continuación, en este capítulo se muestran los resultados del análisis de cada uno de ellos por separado.

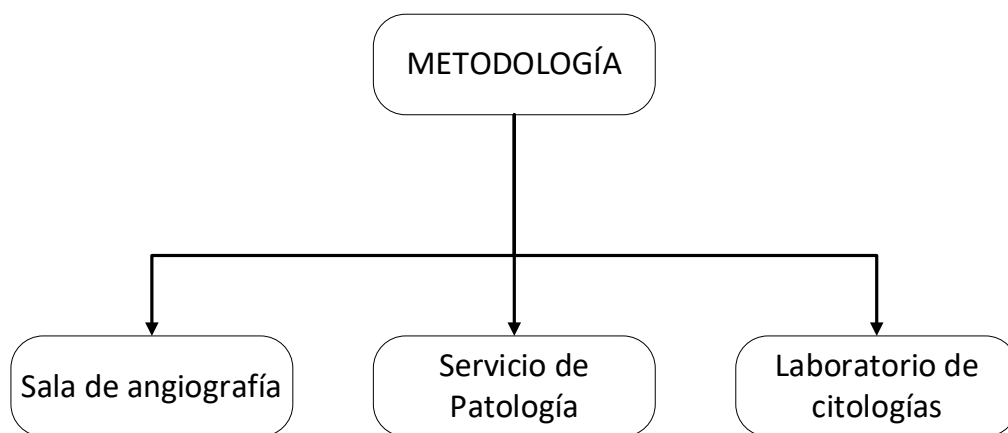


Figura 4.1 Servicios de salud en los que fue aplicada la metodología de este estudio

Para el análisis de cada uno de estos servicios se dio una aplicación particular del uso de los modelos DES. Para el caso de la sala de angiografía se realiza un modelo de simulación en el cual el recurso evaluado es la sala de angiografía como un todo, considerando la infraestructura, el equipo y el personal técnico y especializado que realiza los procedimientos médicos. Adicionalmente, se identifica una ecuación a partir de la distribución de probabilidad con que cuentan los datos históricos de la duración de los procedimientos, para generar así número aleatorios que sigan esa misma distribución.

En el análisis de la capacidad instalada para el diagnóstico de biopsias se desarrolla una aplicación original en Visual Basic en Excel, donde dada la particularidad de este proceso en el cual se disponía de datos que seguían una distribución de probabilidad normal se decide utilizar el algoritmo de Box-Müller para que generará datos con esa distribución. De esta manera la aplicación incorporó este algoritmo como parte del código fuente de esta aplicación.

En el laboratorio de citologías la aplicación de modelos DES se utilizó para reforzar el análisis de los principios de *Lean Manufacturing*, particularmente se complementa con el uso de un mapa de valor agregado (*value stream map*) del cual se obtienen los datos del proceso para así modelarlo. En este caso se utilizan tiempos constantes, haciendo referencia a los indicadores utilizados por el mapa de valor agregado.

#### **4.1.1 Procedencia de las biopsias**

La Figura 4.2 muestra que el 87% de las biopsias recibidas en el servicio de Anatomía Patológica corresponde a biopsias requeridas por ese mismo centro médico, mientras que el restante 13% corresponde al servicio prestado a otros Hospitales de la Red de Servicios de Salud.

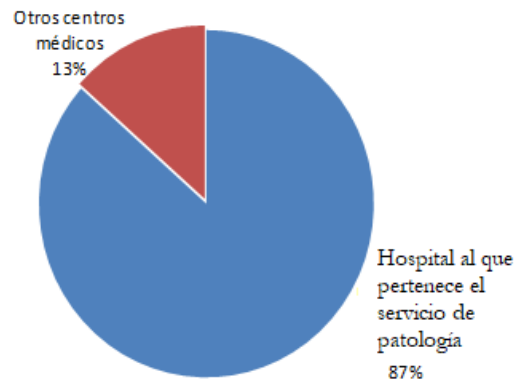


Figura 4.2 Porcentaje de biopsias realizadas en el 2009 en el Servicio de Anatomía Patológica según procedencia.

#### 4.1.2 Especialidades con mayor demanda del servicio de biopsias

Del total de biopsias recibidas en el Hospital, el 81.24% lo conforman las especialidades de ginecología, cirugía general, gastroenterología y cirugía menor. El resto de las especialidades componen el restante 18.76% de las biopsias, como lo muestra la Figura 4.3.

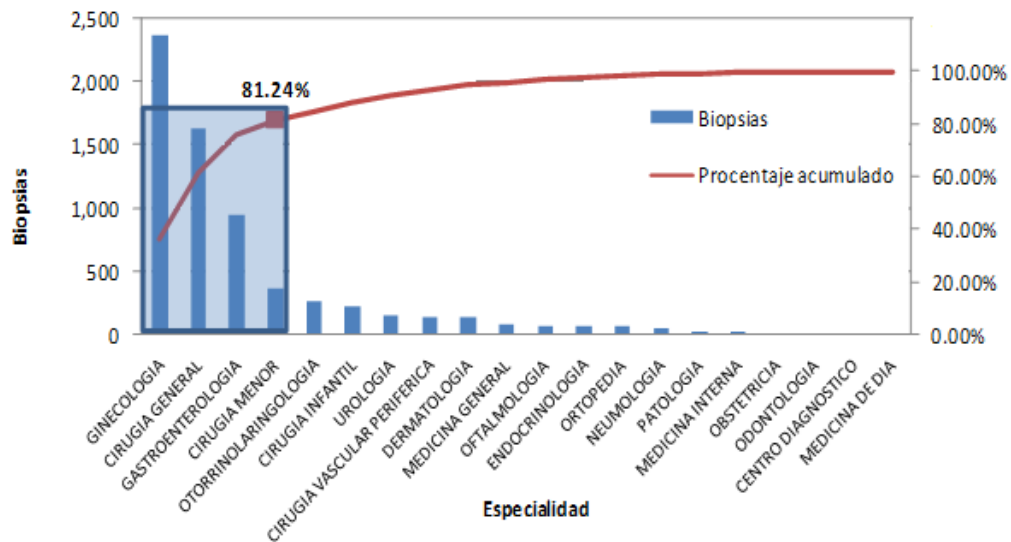
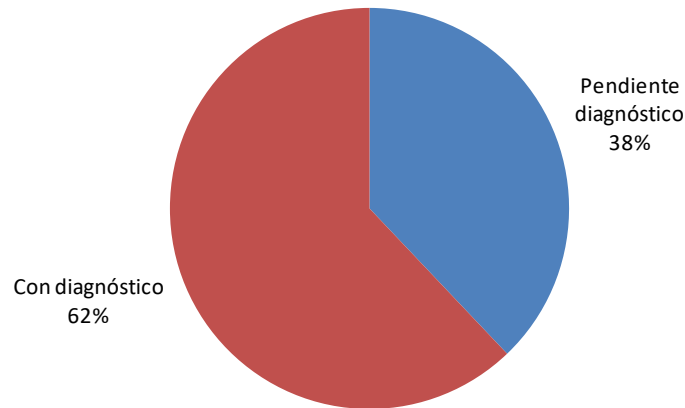


Figura 4.3 Diagrama Pareto para el número de biopsias realizadas en el 2009 según especialidad.

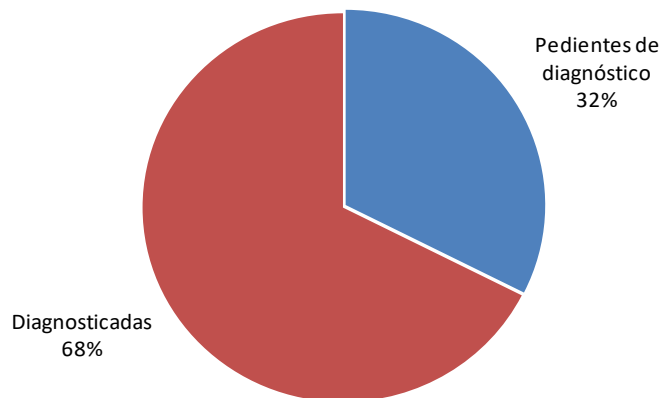
### 4.1.3 Porcentaje de biopsias y citologías no diagnosticadas

Existe un porcentaje importante de biopsias que no han sido diagnosticadas. Tal y como lo muestra la Figura 4.4, el porcentaje de biopsias recibidas en el servicio de anatomía patológica que no han sido diagnosticadas llega a 38% correspondiente a 2,468 de las 6,507 recibidas hasta el 30/10/2019.



**Figura 4.4 Porcentaje de biopsias diagnosticadas y pendientes de diagnóstico correspondientes al servicio de anatomía patológica.**

El mismo efecto aparece en cuanto a las citologías se refiere donde se reportan un porcentaje del 32% sin su debido diagnóstico que corresponden a 72 de las 202 biopsias registradas en el centro médico hasta el 30/10/2019 en la Figura 17.



**Figura 4.5 Porcentaje de citologías realizadas en el servicio de anatomía patológica según procedencia.**

## 4.2 Análisis de la capacidad instalada en una sala de angiografía médica mediante Simulación de Eventos Discretos

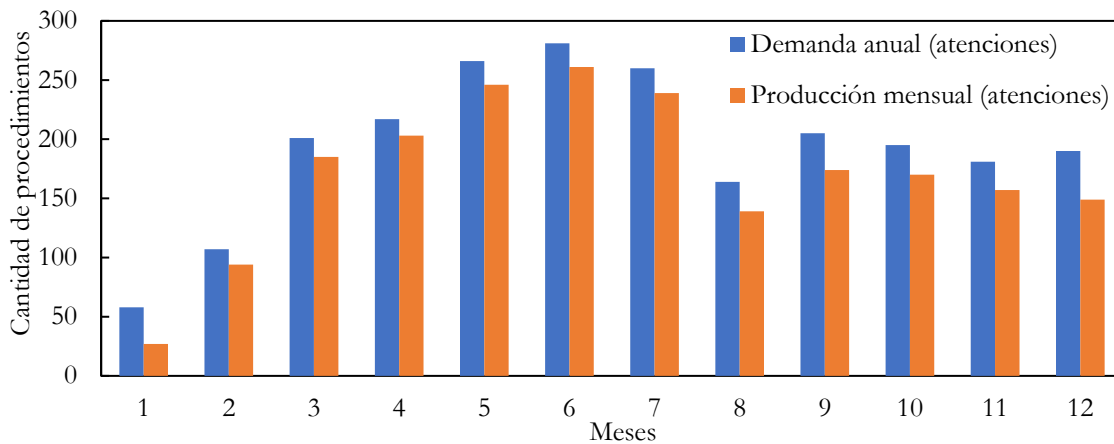
### 4.2.1 Oferta y demanda actual

Los datos de los últimos doce meses de la producción y la demanda sala de angiografía se muestran en la Tabla 4.1. La producción mensual corresponde al registro de procedimientos realizados en la sala de angiografía para el periodo en estudio. La demanda considera la producción mensual más la cancelación de procedimientos y la lista de espera que en total corresponde a 2325 atenciones en la sala.

**Tabla 4.1 Cuadro comparativo mensual de la producción y la demanda de la sala de angiografía**

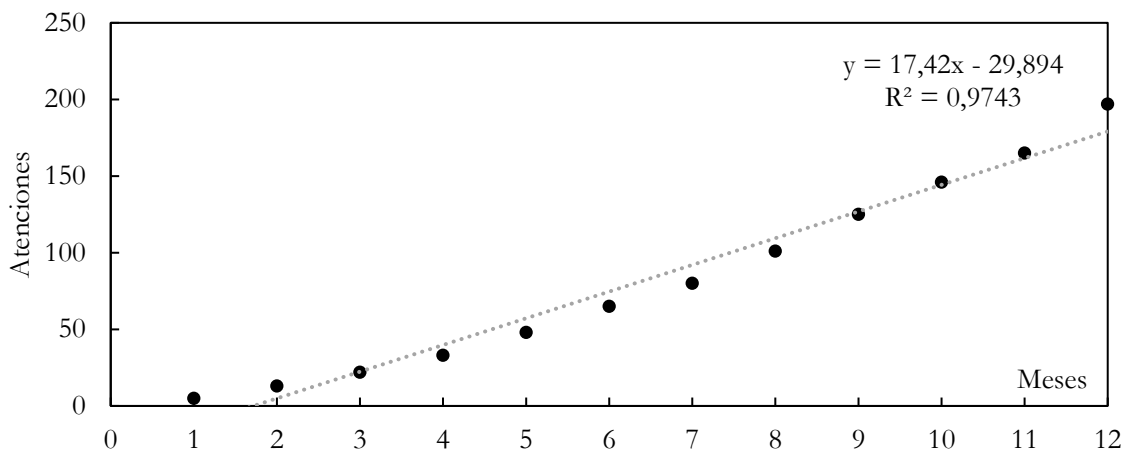
Mes	Demanda anual (Procedimientos)	Cancelación	Lista de espera	Producción mensual (Procedimientos)
1	58	26	5	27
2	107	5	8	94
3	201	7	9	185
4	217	3	11	203
5	266	5	15	246
6	281	3	17	261
7	260	6	15	239
8	164	4	21	139
9	205	7	24	174
10	195	4	21	170
11	181	5	19	157
12	190	9	32	149
<b>Total</b>	<b>2325</b>	<b>84</b>	<b>197</b>	<b>2044</b>

La brecha entre la demanda y la producción genera un incremento en la lista de espera de pacientes que requieren de la sala de angiografía. Esta brecha se aprecia en la Figura 4.6, donde se observa que la producción siempre se encuentra por debajo de la demanda del servicio. Adicionalmente, las variaciones presentes en la curva muestran lo susceptible de la producción respecto a la disponibilidad de los recursos.



**Figura 4.6** Demanda y producción mensual de procedimientos en la sala de angiografía

Ante la constante diferencia entre la oferta y demanda del servicio, mes a mes la lista de espera se incrementa generando cada vez mayores tiempos de espera para los pacientes, como se muestra en la Figura 4.7. Al tratarse de la atención en un servicio de salud público, esta situación llevará a un constante incremento en la lista. En el caso de un sistema de salud privado, la consecuencia será una pérdida de cuota de mercado considerable debido a que los pacientes deberán buscar otras alternativas de proveedores del servicio.



**Figura 4.7** Crecimiento mensual de la lista de espera

#### 4.2.2 Tiempo de llegadas entre pacientes ( $\lambda$ )

Para solucionar el problema de la lista de espera generada sería necesario incorporar en el modelo una demanda anual de 2.325 procedimientos en la sala de



angiografía. Teniendo en cuenta que este servicio trabaja durante 250 días al año, en los cuales se cuenta con 6.5 horas diarias de disponibilidad de equipo para realizar los procedimientos requeridos, se deben atender en promedio 9.3 pacientes al día. Obteniendo su equivalente en tiempo, es necesario que el sistema pueda acoger a un paciente cada 0.7 horas [158]. Adicionalmente, se analiza la distribución de probabilidad donde fue posible identificar que los datos siguen una distribución paramétrica normal con media de 6,26 pacientes y una desviación estándar de 2,14 pacientes diarios. La Ecuación (11) muestra los parámetros de la distribución normal.

$$N(6.26, 2.14) \tag{11}$$

La Figura 4.8 muestra el histograma generado para la llegada de pacientes diarios.

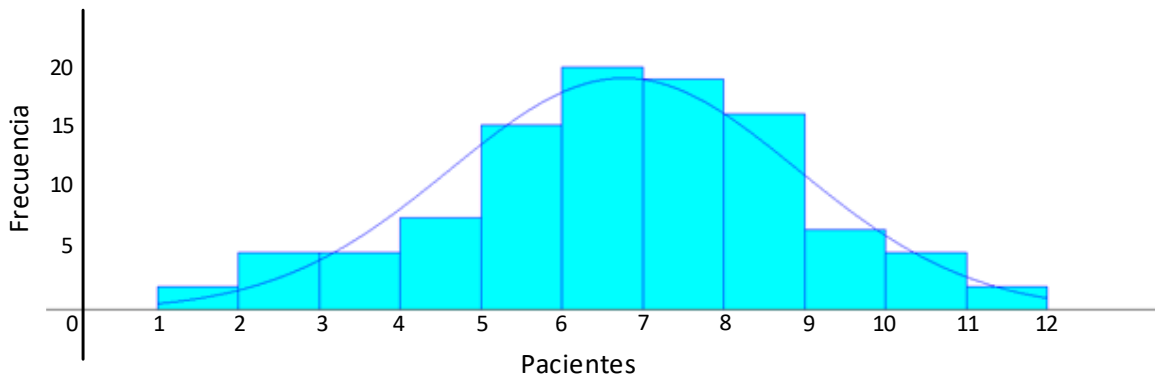


Figura 4.8 Histograma generado para la llegada de pacientes diarios.

Tabla 4.2 Estimación del error para las pruebas de bondad de ajuste de la llegada diaria de pacientes.

Function	Sq Error
Normal	0.00295
Triangular	0.00485
Weibull	0.00517
Beta	0.00616
Poisson	0.00880
Erlang	0.01630
Gamma	0.01660
Lognormal	0.02920
Uniform	0.04470
Exponential	0.08300

La prueba de bondad de ajuste de la Tabla 4.2 muestra que el menor error cuadrado es para la distribución de probabilidad normal con un valor de 0.00295, siendo el mejor ajuste para la cantidad de pacientes que arriban al servicio de angiografía.

### 4.2.3 Tiempo de ciclo en sala ( $\mu$ )

En el caso del tiempo de ciclo se utilizaron los registros de los tiempos de sala, se determinó que tienen una distribución de probabilidad Beta representada mediante la Ecuación (12), expresada en minutos:

$$T = 0.5 + 33 \cdot \text{Beta}(0.732, 3.14) \quad (12)$$

donde  $T$  representa el tiempo de ciclo con una distribución de probabilidad mostrada Beta de acuerdo con la notación usada por el *Input Analyzer*.

La Figura 4.9 muestra la distribución de probabilidad identificada para el tiempo de ciclo de la sala de angiografía. Esta distribución muestra un sesgo a la derecha debido a la variabilidad de los tiempos analizados y a la complejidad de los procedimientos realizados.

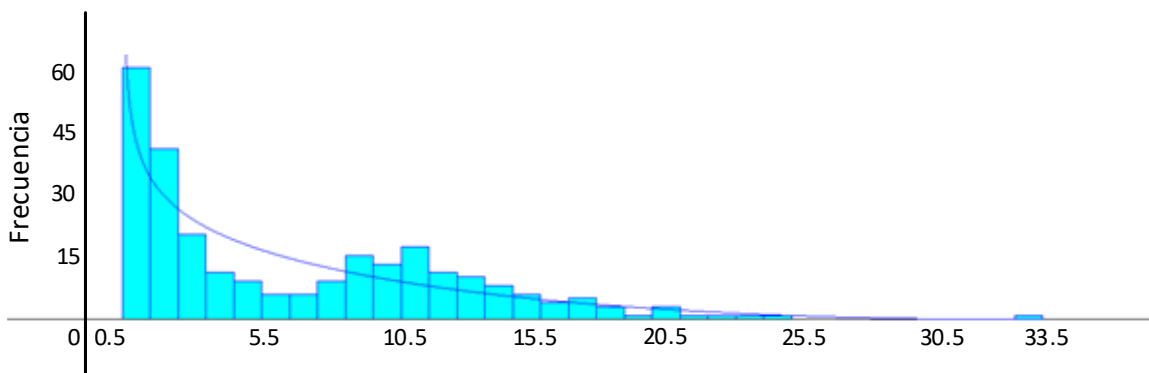


Figura 4.9 Distribución de probabilidad para el tiempo de ciclo de la sala de angiografía.

Mediante la aplicación de las pruebas de bondad de ajuste se pudo determinar que la distribución Beta es la que tiene mejor ajuste, con el error más bajo de todas las distribuciones de probabilidad evaluadas según se aprecia en la Tabla 4.3.

**Tabla 4.3 Estimación del error para las pruebas de bondad de ajuste del tiempo de ciclo en la sala de angiografía.**

Function	Sq Error
Beta	0.0105
Gamma	0.0149
Weibull	0.0150
Lognormal	0.0153
Exponential	0.0180
Erlang	0.0180
Triangular	0.0485
Normal	0.0519
Uniform	0.0711
Poisson	0.1240

#### **4.2.4 Modelo de simulación**

Entre los supuestos utilizados en el modelo de simulación se encuentra que un día de trabajo corresponde a 6,5 horas, por lo que 21 días equivalen a un mes de producción en el servicio. La tasa diaria de pacientes que requieren de un procedimiento tiene una distribución de probabilidad normal con media de 6.26 pacientes y una desviación estándar 2.14 pacientes, esta situación demuestra lo estable que se mantiene la demanda a través del tiempo. Para cumplir con la demanda anual de 2325 pacientes al año se decide establecer como una constante el tiempo entre llegadas de pacientes al sistema en 0.7 horas lo que equivale a 9.3 pacientes al día.

Para representar en el modelo de simulación el tiempo de ciclo en minutos de los procedimientos realizados en la sala de angiografía, se utilizó la distribución Beta representada por la Ecuación (12).

Al correr 12 réplicas con el modelo de simulación diseñado se identificó que mensualmente se incorporan 196 pacientes en el proceso y se realizan en promedio 148 procedimientos (cada procedimiento equivale a un paciente) en la sala de angiografía. Con estos datos se tiene en promedio mensual de 24 pacientes que se incorporan a la lista de espera. Adicionalmente, fue posible cuantificar una utilización de 0.99 para la sala de angiografía y un tiempo de espera de 6.75 días. El promedio de espera fue de 2.46 días.

En la Figura 4.10 se aprecia que conforme avanzan los días, se genera una brecha cada vez más amplia entre los pacientes que ingresan al sistema y los pacientes atendidos.

Esta tendencia es lo que se conoce en servicios de salud como lista de espera. Esta brecha corresponde a la diferencia entre la oferta y demanda del servicio.

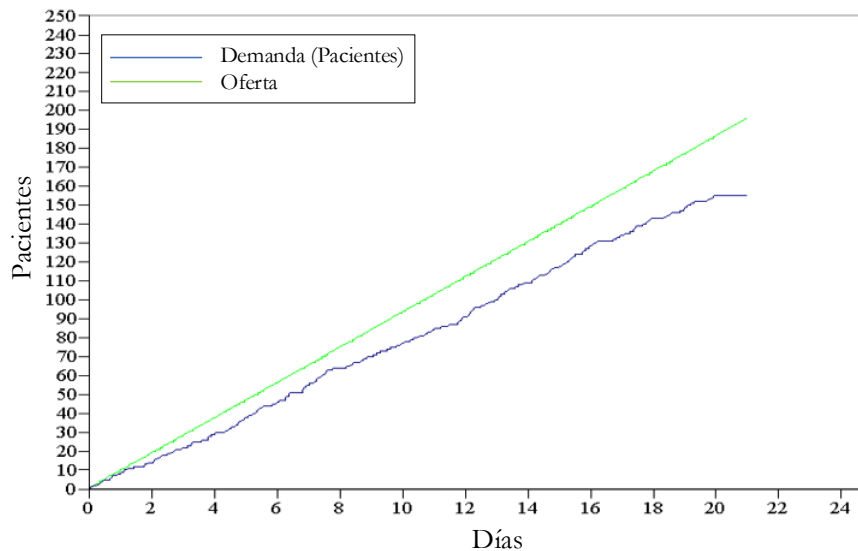


Figura 4.10 Oferta y demanda obtenido del modelo de simulación creado

#### 4.2.5 Validación del modelo de simulación

Los resultados de la producción mensual obtenidos de las 12 réplicas del modelo de simulación fueron comparados con los 12 datos mensuales obtenidos del sistema real. Al calcular la diferencia entre ellos se obtuvo un intervalo de confianza del 95% de (-89.83, 133.66). Entre los valores del intervalo se encuentra el cero, con esto se concluye que no hay variación significativa entre los resultados presentados por el modelo de simulación y el sistema real en que se basó el diseño.

Una vez que el modelo de simulación ha sido validado, determinando que no existe una variación estadísticamente significativa entre los resultados suministrados por el modelo de simulación y el sistema real que representa, se realiza un análisis *What-if* en donde se realizan variaciones al modelo para determinar cómo se comportarán posibles soluciones en el sistema real para atender el problema inicial.

#### 4.2.6 Escenario de mejora 1: Disponer de dos salas de angiografía

Para mejorar la situación actual se busca duplicar la capacidad actual del recurso, es decir, la sala de angiografía. Esto es equivalente a incorporar una sala adicional o bien externalizar el servicio.

El modelo de simulación mantiene las mismas condiciones, sin embargo, se duplica la capacidad del recurso con lo cual el promedio de procedimientos realizados por réplica pasa a 194.42, el tiempo promedio de espera por paciente es de 0.11 horas (6.85 minutos, aproximadamente). El máximo de tiempo de espera registrado en las réplicas fue de 0.57 días (3.71 horas, aproximadamente). La utilización del recurso -la sala de angiografía- pasa a 0.64 disponiendo de capacidad para atender eventualidades como incrementos en la demanda, paros por mantenimiento u otra eventualidad que se presente en las operaciones diarias de la sala. El promedio de pacientes en lista de espera pasaría a 1.45, siendo posible atender la demanda del servicio.

En la Figura 4.11 se muestra la escasa brecha entre la oferta y demanda para el escenario propuesto a lo largo del tiempo considerado en el modelo de simulación. Esto significa que el sistema dispone de la capacidad instalada suficiente para atender la demanda requerida. Por su parte, las pequeñas diferencias entre ambas líneas representan los pacientes en espera.

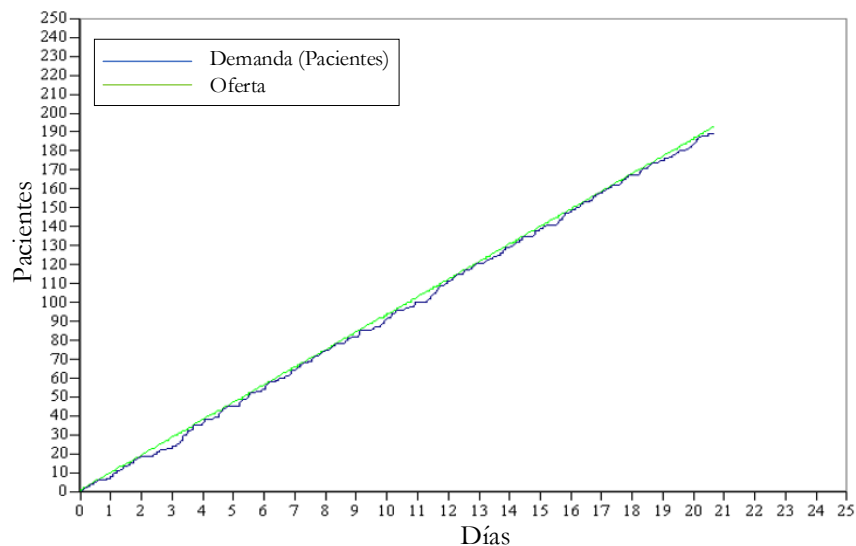


Figura 4.11 Oferta y demanda del modelo de simulación creado para el escenario de mejora donde se incorpora una sala de angiografía adicional

#### 4.2.7 Escenario de mejora 2: Habilitar un segundo turno adicional

El modelo mantiene los mismos parámetros actuales, sin embargo, la sala de angiografía tiene una disponibilidad de tiempo de 13 horas diarias, en lugar de 6,5 horas actuales, y la llegada de pacientes se mantiene en un horario de 6.5 horas con una tasa de llegadas de 1 paciente cada 0.7 horas o su equivalente 1.43 pacientes por hora. El promedio de pacientes atendidos pasa a ser 197.92 con un intervalo de confianza del 95% de (167, 222), el tiempo medio de espera por paciente es de 2.06 horas con un máximo de 16.50 horas.

La sala de angiografía reporta una utilización de 0.64 con estos nuevos parámetros, que resulta la misma cantidad que con el escenario anterior. Asimismo, es posible disponer de una capacidad ociosa suficiente para cubrir posibles eventualidades como las mencionadas previamente.

En la Figura 4.12 se presenta la misma situación que en el escenario anterior, es decir, una reducida brecha entre la oferta y demanda, que significa que el sistema dispone de la capacidad instalada suficiente para atender la demanda requerida. Las pequeñas diferencias entre ambas líneas representan a los pacientes en espera que en corto plazo son atendidos.

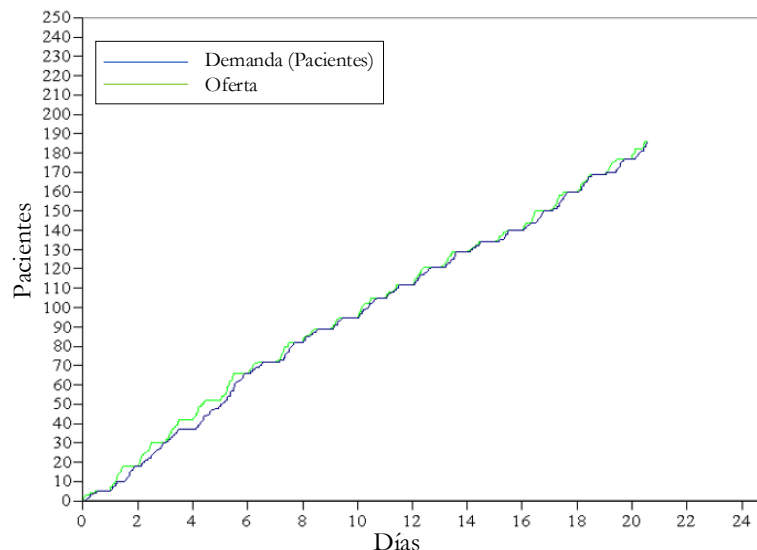


Figura 4.12 Oferta y demanda del modelo de simulación creado para el escenario de mejora donde se habilita un segundo turno.

### 4.3 Reducción del tiempo de diagnóstico de biopsias clínicas mediante simulación basada en el algoritmo de Box Müller

#### 4.3.1 Contexto general del servicio de patología

El servicio de patología (también conocido como servicio de anatomía patológica) se encarga de realizar el diagnóstico correspondiente a biopsias, citología y autopsias.

Como lo muestra la Figura 4.13, se determinó que el 74.46% de la producción de los servicios de Anatomía Patológica de los centros médicos en estudio corresponde a biopsias, un 25.09% corresponde a citologías y un 0.44% son autopsias. Por esta razón se eligió priorizar el análisis de biopsias para determinar la manera en que podrían reducirse los tiempos de espera de los pacientes y aplicar el modelo de simulación a desarrollar.

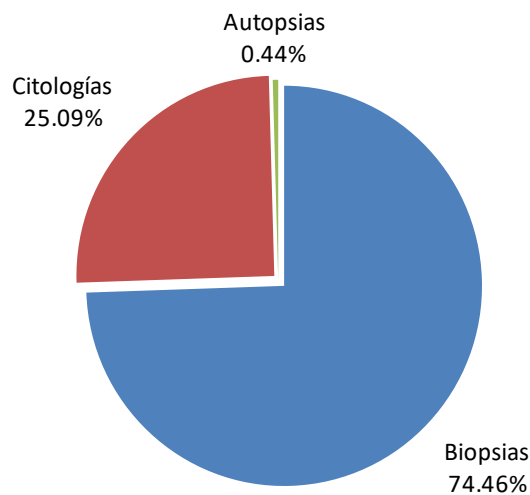


Figura 4.13 Proporción de la producción total de los servicios de patología en Costa Rica

#### 4.3.2 Diagrama de flujo del proceso de biopsias

Este proceso considera las actividades comprendidas desde que el médico patólogo toma la biopsia en el paciente hasta el momento que se realiza el diagnóstico de la biopsia y se entrega el resultado al médico solicitante.

Para efectos de cálculo de la capacidad instalada del servicio de anatomía patológica, la medición del servicio se valora a partir del momento en que el servicio de Patología recibe y registra la muestra para biopsia hasta el momento que tiene el diagnóstico respectivo.

En la Tabla 4.4 se muestra la clasificación de actividades del proceso de anatomía patológica según tipo: operaciones, esperas, inspecciones, transportes y almacenamientos. En la misma tabla se incluye una descripción de cada actividad para una mejor interpretación, la ubicación correspondiente a la sección del edificio donde se realiza cada actividad, la duración media y la desviación estándar de los tiempos de ciclos de las diferentes actividades en minutos.

Los datos del tiempo de ciclo para las 36 actividades identificadas se obtuvieron mediante muestreos y datos del sistema de información transaccional del servicio de anatomía patológica. En el proceso sobresalen las actividades 6 y 32 siendo las actividades con tiempos más holgados, estas corresponden a esperas que no agregan valor al proceso.

La actividad 8 del proceso correspondiente al corte de la muestra, es relevante para el tiempo diagnóstico por cuanto la realiza el patólogo, y este como recurso en el sistema analizado es limitado y debe tener una utilización balanceada para evitar retrasos en el proceso. El corte corresponde a la segmentación de la biopsia y es una actividad operativa donde el patólogo de acuerdo con su criterio establece el tamaño y cantidad de segmentos, esta labor pueda tardar en promedio 1.16 minutos o 30 minutos dependiendo del tamaño de la biopsia que deban tratar.

Situación similar ocurre con la actividad 34, donde el patólogo es el encargado de revisar las secciones de la biopsia utilizando un microscopio para brindar un reporte final con el diagnóstico.



Tabla 4.4 Diagrama de flujo del proceso de biopsias

		Operación	Inspección	Almacenamiento	Espera	Transporte	BIOPSIAS			
ID	Actividades	○	□	▽	D	⇒	Descripción	Ubicación	Duración media (min)	Desviación estándar (Min)
1	Tomar Muestra para analizar (Biopsia)	X					En la sala de cirugía se toman las muestras a analizar mediante una biopsia	Sala de Cirugías	N/A	N/A
2	Trasladar la muestra hasta al área de Patología					X	La muestra es trasladada al servicio de patología junto a una tarjeta con los datos del paciente al que pertenece la muestra	Sala de Corte	N/A	N/A
3	Revisar datos de la tarjeta "solicitud de biopsia"		X				Se rebela la muestra verificando que posea la tarjeta y el recipiente está identificado con los datos del paciente y coincidan mutuamente	Sala de Corte	0.586	0.149
4	Agregar el consecutivo de patología a la Biopsia	X					Se agrega un consecutivo, el número de la patología a la muestra recibida	Sala de Corte	1.322	0.112
5	Ingresar datos al software SIPAT	X					Los datos de la muestra recibida son ingresados por el encargado del área de corte al software SIPAT	Sala de Corte	1.646	0.600
6	Almacenamiento de la muestra para ser cortada				X		La muestra es almacenada en espera que se realice el corte	Sala de Corte	4800	1500
7	Preparar los recipientes para los cortes	X					El encargado del área brinda soporte durante el corte al preparar e identificar los recipientes donde se colocan los cortes según lo indica el médico	Sala de Corte	0.366	0,047

BIOPSIAS										
		Operación	Inspección	Almacenamiento	Espera	Transporte				
ID	Actividades	○	□	▽	D	⇒	Descripción	Ubicación	Duración media (min)	Desviación estándar (Min)
8	Corte de la muestra	X					El patólogo realiza 1 corte al corte o los cotes de las muestras	Sala de Corte	1.156 30	0.423 10
9	Ingresar los datos en el software SIPAT	X					El encargado del área toma los datos dictados por el médico y los digita directamente en el software SIPAT, haciendo referencias a el número de consecutiva de patología ingresado anteriormente (ver 5)	Sala de Corte	0.646	0.600
10	Almacenar los cortes en un frasco con formalina			X			El patólogo coloca los recipientes con los cortes dentro de un frasco con formalina, además adjunta las tarjetas de cada una de las muestras	Sala de Corte	0.500	0.100
11	Trasladar los cortes a histología					X	Se entregan los frascos con los cortes de las muestras con sus respectivas tarjetas, adicionalmente se incluye un reporte de los cortes con el nombre del patólogo que realiza el corte al área de histología	Sala de Corte	0.400	0.100
12	Reutilizar la información de los cortes recibidos		X				Los cortes recibidos son revisados contra la documentación (tarjetas y reporte)	Sala de Histología	0.586	0.149
13	Procesar el contenido de los frascos en la centrifugadora	X					Los cortes son colocados en diferentes concentraciones de alcohol y otros solventes para remover la formalina que poseen	Sala de Histología	720	30

BIOPSIAS										
		Operación	Inspección	Almacenamiento	Espera	Transporte				
ID	Actividades	○	□	▽	D	⇨	Descripción	Ubicación	Duración media (min)	Desviación estándar (Min)
14	Limpieza de la máquina de inclusión	X					Se remueven los sobrantes sobre la superficie de la máquina	Sala de Histología	0.100	0.001
15	Traslado de muestras					X	Las muestras son recogidas de los frascos procesándolas en la centrifugadora	Sala de Histología	720	30
16	Colocar muestras dentro de los recipientes	X					Las muestras de tejidos cortados son colocadas dentro de los recipientes para colocar la parafina	Sala de Histología	0.100	0.001
17	Llenado por pedal de parafina de los recipientes con las muestras	X					La parafina líquida es depositada en el recipiente	Sala de Histología	0.200	0.050
18	Enfriamiento de la Parafina	X					Los recipientes con las muestras con parafina líquida son incluidos en una base a baja temperatura hasta que les obtiene la solidificación de parafina	Sala de Histología	0.100	0.001
19	Almacenar placas en la refrigeradora			X			Las placas con las muestras son almacenadas en la refrigeradora	Sala de Histología	5	1
20	Limpieza del microtomo	X					El microtomo corresponde al equipo rebelar las muestras para colocarlas	Sala de Histología	0.100	0.001

		Operación	Inspección	Almacenamiento	Espera	Transporte	<b>BIOPSIAS</b>			
ID	Actividades	○	□	▽	D	⇨	Descripción	Ubicación	Duración media (min)	Desviación estándar (Min)
21	Colocación de la cuchilla en el microtomo	X					La cuchilla realiza el rebanado de la muestra	Sala de Histología	0.100	0.001
22	Trasladar placas con parafina					X	Las placas están almacenadas en el refrigerador (ver 18)	Sala de Histología	0.400	0.100
23	Colocar placas con parafina solida en el micrótomo	X					Las placas de parafina solida colocadas en el micrótomo para realizar otro corte	Sala de Histología	0.100	0.001
24	desbastado preliminar	X					Remover la superficie de parafina y tejido antes de tomar la muestra	Sala de Histología	0.757	0.239
25	Devastado manual	X					Se gira manualmente el micrótomo para desbastar la muestra a analizar y a la vez se remueven las virutas de parafina	Sala de Histología	2.134	0.782
26	Pasar las muestras por el baño de flotación	X					El baño de flotación permite estimar el devastado del tejido para colocarlo en la placa de vidrio	Sala de Histología	0.100	0.001

BIOPSIAS										
		Operación	Inspección	Almacenamiento	Espera	Transporte				
ID	Actividades	○	□	▽	D	⇒	Descripción	Ubicación	Duración media (min)	Desviación estándar (Min)
27	colocar la muestra de tejido en la placa de vidrio	X					Una vez estirado la placa en el baño de flotación (baño maría) se colocan las placas de vidrio	Sala de Histología	0.100	0.001
28	numeración y secado de la placa		X				Cada Placa es secada a calor para remover humedad y se identifica el número de patología de la muestra (ver 4)	Sala de Histología	5	1
29	Almacenar las placas en canastilla			X			Colocar las placas secas en la canastilla para laminas	Sala de Histología	0.200	0.050
30	Trasladar canastilla con placas al área de tinción					X	Cada canastilla con su respectivo teñido es trasladada al proceso de tinción	Sala de Histología	0.400	0.100
31	Proceso de tinción a las placas que se encuentran dentro de la canastilla	X					La canastilla es sumergida con todas las placas que contienen diferentes sustancias en el área de tinción	Sala de Histología	30 45	5 10
32	Almacenamiento de las placas con el desbastado de las muestras				X		las muestras son almacenadas esperando que el patólogo revise y de su valoración al caso	Sala de Histología	30.127	13.490

		Operación	Inspección	Almacenamiento	Espera	Transporte	<b>BIOPSIAS</b>			
ID	Actividades	○	□	▽	D	⇨	Descripción	Ubicación	Duración media (min)	Desviación estándar (Min)
33	Traslado del patólogo a la zona en la que se encuentra el almacenado de las placas					X	El patólogo se traslada al área donde se encuentra almacenadas las placas para realizar el análisis	Sala de Histología	0.400	0.100
34	Revisión de las placas	X					El patólogo analiza las placas y emite su diagnostico	Sala de Histología	9.257 4.306	27.389 6.001
35	Registro de los resultados en el software SIPAT	X					Los resultados son ingresados al SIPAT por los secretarios del área y el resultado es presentado al médico que solicitó la biopsia	Sala de Histología	1.646	0.600
36	Entrega de los resultados a los solicitantes	X					El área de patología entrega los resultados de cada una de las biopsias analizando los interesados (médicos solicitantes)	Sala de Histología	N/A	N/A

### 4.3.3 Análisis comparativo entre biopsias recibidas y biopsias con diagnóstico

La Figura 4.14 muestra el desfase entre las biopsias recibidas y analizadas que comienza en la semana 24 lo que corresponde a la fecha 15-06-2019. Conforme se aproxima la fecha más reciente disminuye el número de biopsias analizadas. A los cuatro meses de este evento se alcanzó a no tener capacidad para analizar ninguna biopsia porque la capacidad de producción del centro no puede hacer frente a la demanda.

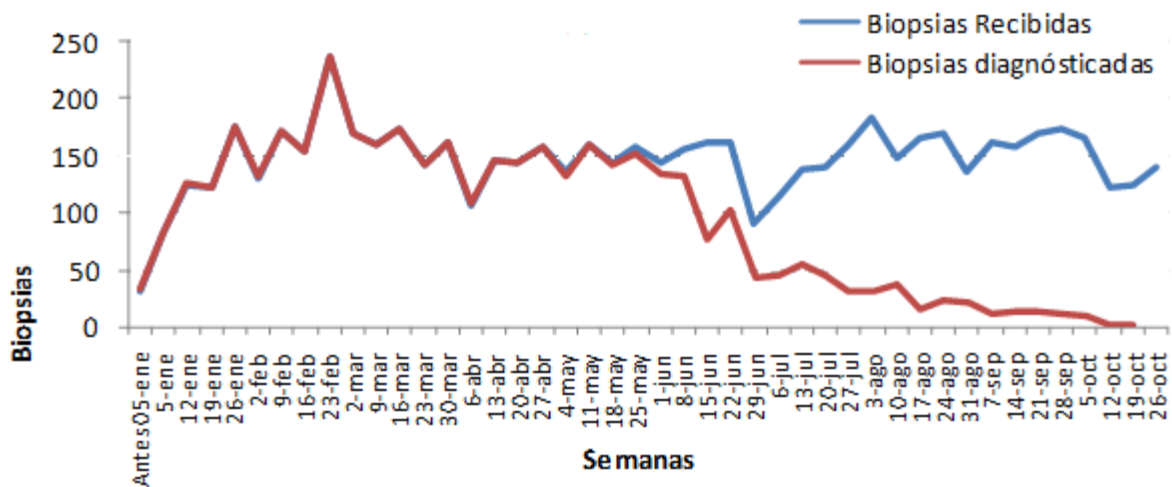


Figura 4.14 Relación de la brecha entre las biopsias recibidas y biopsias diagnosticadas a partir de la semana en que ingresan al servicio de anatomía patológica.

### 4.3.4 Análisis estadístico para biopsias recibidas

Cuando se analizan los datos, la Figura 4.15 muestra que la demanda cuenta con una distribución normal, obteniendo como resultado en la Prueba de Anderson Darling un valor de P de 0.122, el cual es mayor a la significancia usada de 0.05 y un A-Cuadrado cercano a cero de 0.58 cuyos datos están en la Tabla 4.5.

En la Tabla 4.5 se muestra los estadísticos para la muestra de demanda semanal de biopsias. Se extrae que la demanda semanal media de biopsias corresponde a 151.55 biopsias aproximadamente, con una desviación estándar de 18.45. Así, el intervalo de confianza del 95% de la media se encuentra entre 145.65 y 157.45 y para la desviación estándar está entre 15.11 y 23.69. Resulta importante hacer este análisis descriptivo de la distribución de los datos ya que se va a trabajar con promedios y desviaciones.

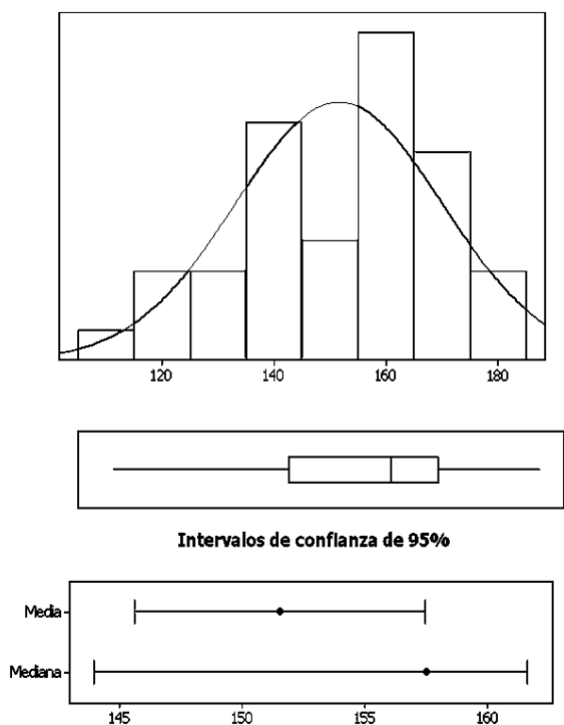


Figura 4.15 Gráfica descriptiva de las biopsias recibidas semanalmente en el servicio de anatomía patológica

Tabla 4.5 Resumen estadístico para las biopsias recibidas semanalmente en el servicio de anatomía patológica.

Prueba de Normalidad	A-Cuadrado	0.58
Anderson-Darling	Valor-P	0.12
Estadística descriptiva	Media	151.55
	Desviación Estándar	18.45
	Varianza	340.31
	Sesgo	-0.49
	Kurtosis	-0.51
	N	40
Cuartiles	Mínimo	108.00
	1er cuartil	139.25
	Mediana	157.50
	3er cuartil	166.00
	Máximo	184.00
Intervalos de confianza del 95%	Media	145.65, 157.45
	Mediana	144.00, 161.59
	Desviación Estándar	15.11, 23.69



### 4.3.5 Análisis estadístico para el tiempo de respuesta de las biopsias

En la Figura 4.16 se aprecia como los días transcurridos desde que se recibe una biopsia hasta que es diagnosticada, corresponde en promedio a 123.57 días (4 meses), esto a partir de la información del Sistema respecto a la fecha de recepción y a la fecha de cierre.

Además, la dispersión de los datos es bastante considerable, lo que puede apreciarse en el rango de datos que oscila entre 4 y 246 días.

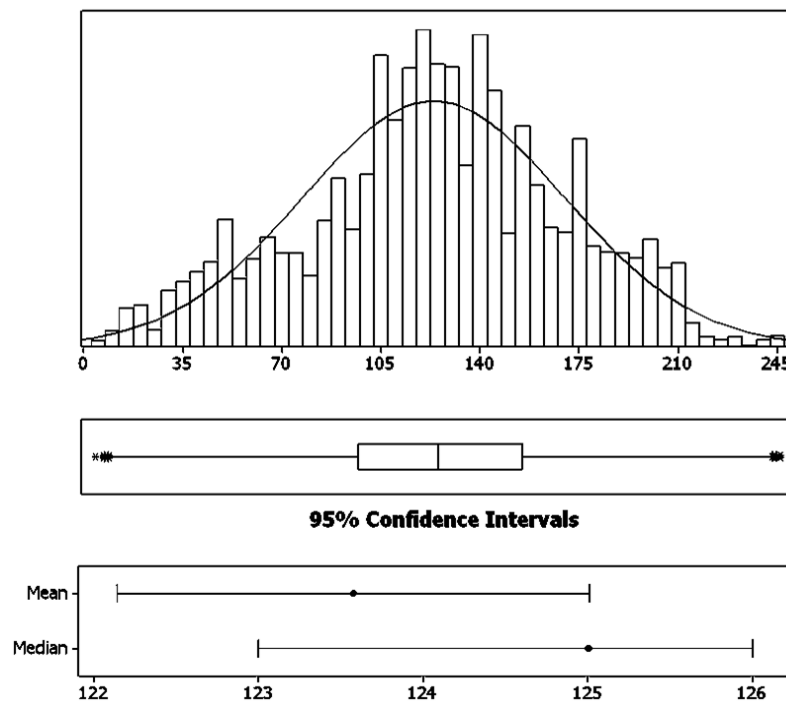


Figura 4.16 Gráficas de días transcurridos para el diagnóstico de una biopsia desde que ingresa al servicio de anatomía patológica.

La Tabla 4.6 muestra los estadísticos de los días transcurridos para el diagnóstico de una biopsia desde que ingresa al servicio de anatomía patológica. Se extrae que el tiempo medio corresponde a 123.57 días aproximadamente, con una desviación estándar de 46.48 días. Así, el intervalo de confianza del 95% de la media se encuentra entre 122.14 y 125.01 días; para la desviación estándar está entre 45.49 y 47.51 días. Resulta importante hacer este análisis descriptivo de la distribución de los datos ya que se va a trabajar con promedios y desviaciones.

**Tabla 4.6 Días transcurridos para el diagnóstico de una biopsia desde que ingresa al servicio de anatomía patológica.**

Prueba de Normalidad	A-Cuadrado	9.62
Anderson-Darling	Valor-P	0.005
Estadística descriptiva	Media	123.57
	Desviación Estándar	46.48
	Varianza	2160.11
	Sesgo	-0.169599
	Kurtosis	-0.339777
	N	4039
Cuartiles	Mínimo	4.00
	1er cuartil	97.00
	Mediana	125.00
	3er cuartil	155.00
	Máximo	246.00
Intervalos de confianza del 95%	Media	122.14, 125.01
	Mediana	123.00, 126.00
	Desviación Estándar	45.49, 47.51

#### **4.3.6 Análisis estadístico de tiempos del proceso de biopsias**

Como se mencionó anteriormente, el proceso de biopsias representa el 97% de la producción del servicio de patología, por tanto, se analizó con mayor detalle sus tiempos de producción, los cuales se describen a continuación.

Lo ideal dentro de un proceso de producción, sea éste de bienes o servicios, es que sus tiempos de producción posean una distribución normal debido a que esto garantiza una producción más estable y predecible reduciendo la variación esperada [159]. Por esta razón, en el siguiente análisis se evaluará si los datos obtenidos siguen una distribución normal.

Una de las actividades más representativas del servicio corresponde al tiempo dedicado por el patólogo para analizar una biopsia y emitir un diagnóstico. Esta actividad corresponde al número 34 de la Tabla 4.4.

Analizando el resumen de estadísticas de los datos obtenidos en esta actividad se rechaza la hipótesis de la prueba de normalidad Anderson Darling ya que  $P < 0.05$  y  $A > 0.5$ . Dicho resumen se muestra gráficamente en la Figura 4.17 y en la Tabla 4.7, los datos obtenidos.

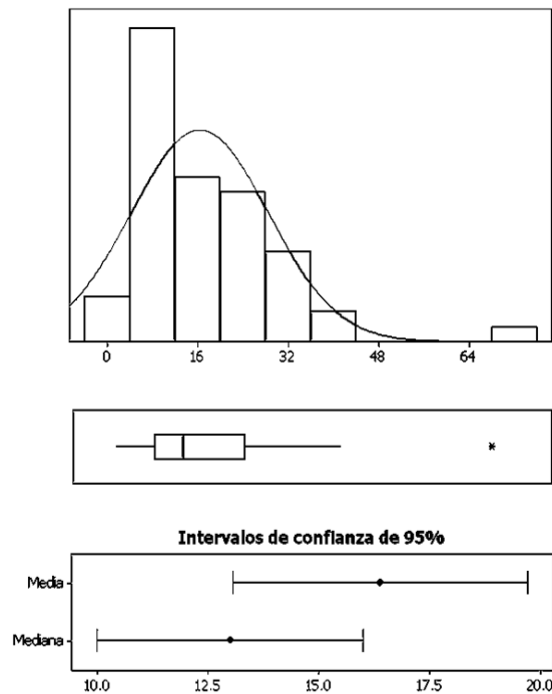


Figura 4.17 Gráficas para el tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas (actividad 34 del diagrama de operaciones de biopsias).

Tabla 4.7 Resumen estadístico del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas (actividad 34 del diagrama de operaciones de biopsias).

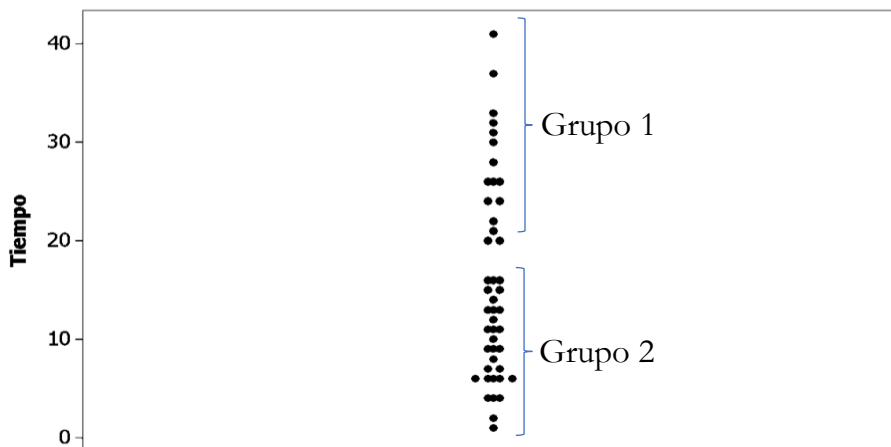
Prueba de Normalidad	A-Cuadrado	1.56
Anderson-Darling	Valor-P	0.005
Estadística descriptiva	Media	16.39
	Desviación Estándar	12.18
	Varianza	148.39
	Sesgo	1.71
	Curtosis	4.76
	N	54
Cuartiles	Mínimo	1.00
	1er cuartil	7.75
	Mediana	13.00
	3er cuartil	24.00
	Máximo	68.00
Intervalos de confianza del 95%	Media	13.06, 19.71
	Mediana	10.00, 16.00
	Desviación Estándar	10.24, 15.04

La muestra los estadísticos del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas (actividad 34 del diagrama de operaciones de biopsias). Se extrae que el tiempo

medio corresponde a 16.39 minutos aproximadamente, con una desviación estándar de 12.18 minutos. Así, el intervalo de confianza del 95% de la media se encuentra entre 13.06 y 19.71 minutos; para la desviación estándar está entre 10.24 y 15.04 minutos. Resulta importante hacer este análisis descriptivo de la distribución de los datos ya que se va a trabajar con promedios y desviaciones

Al no presentar una distribución de probabilidad normal, se procede a analizar una gráfica de valores individuales y determinar algún rasgo importante que permita orientar el análisis.

Tal y como lo muestra la Figura 4.18, los datos pueden clasificarse en dos grupos: los primeros (Grupo 1) corresponden a datos menores a 16 minutos y los segundos, (Grupo 2) con datos mayores a 20 minutos.



**Figura 4.18 Gráfico de valores individuales del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas (actividad 34 del diagrama de operaciones de biopsias).**

Identificada esta característica de dos grupos es claro identificar dos eventos diferentes dentro del análisis realizado por el médico a la hora de diagnosticar las biopsias, lo cual hace pensar que existen dos tipos de análisis médico, al menos en tiempo, que ameritan un estudio descriptivo como se muestra a continuación.

Por un lado, el Grupo 1 la media del tiempo de análisis por parte del patólogo es de 9.26 minutos con una desviación estándar de 4.30 minutos, como se muestra en la Figura 4.19 y la Tabla 4.8. Por otra parte, el Grupo 2 registra una media de 27.39 minutos y una desviación de 6.0 minutos de acuerdo con los datos brindados en la Figura 4.20 y Tabla 4.9.

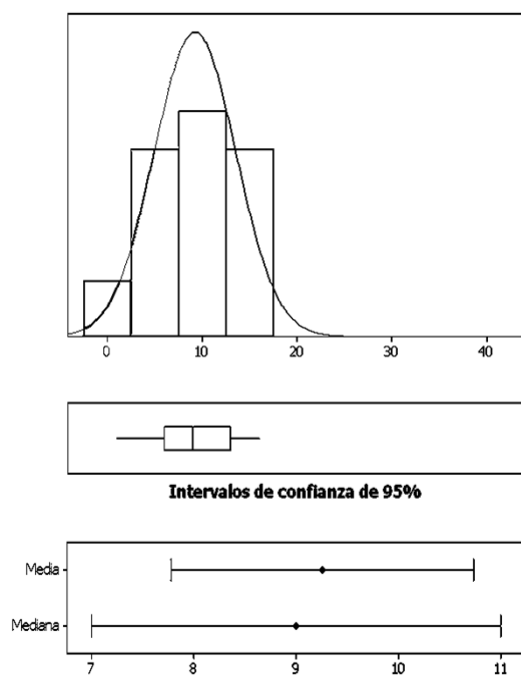


Figura 4.19 Gráficas del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas grupo 1.

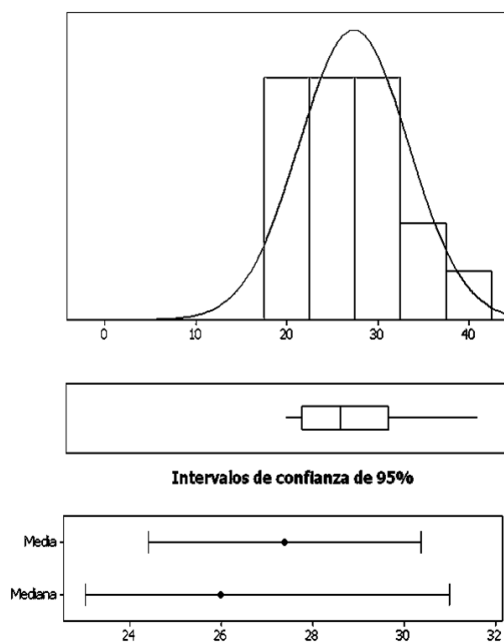


Figura 4.20 Gráfica del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas grupo 2.

**Tabla 4.8 Resumen estadístico del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas grupo 1**

Prueba de Normalidad Anderson-Darling	A-Cuadrado	0.33
	Valor-P	0.495
Estadística descriptiva	Media	9.23
	Desviación Estándar	4.31
	Varianza	18.55
	Sesgo	-0.10
	Kurtosis	-0.92
	N	35
Cuartiles	Mínimo	1.00
	1er cuartil	6.00
	Mediana	9.00
	3er cuartil	13.00
	Máximo	16.00
Intervalos de confianza del 95%	Media	7.78, 10.74
	Mediana	7.00, 11.00
	Desviación Estándar	3.48, 5.64

**Tabla 4.9 Resumen estadístico del tiempo dedicado por el médico para el análisis de placas grupo 2**

Prueba de Normalidad Anderson-Darling	A-Cuadrado	0.36
	Valor-P	0.407
Estadística descriptiva	Media	27.389
	Desviación Estándar	6.001
	Varianza	36.016
	Sesgo	0.681
	Kurtosis	-0.052
	N	18
Cuartiles	Mínimo	20.00
	1er cuartil	21.75
	Mediana	26.00
	3er cuartil	31.25
	Máximo	41.00
Intervalos de confianza del 95%	Media	24.40, 30.37
	Mediana	23.04, 31.00
	Desviación Estándar	4.50, 9.00

De acuerdo con el estadístico de comprobación y considerando la cantidad total de los datos, se rechaza la hipótesis nula de 24 minutos por biopsia. Consecuentemente, se acepta la hipótesis alternativa, la cual indica que el tiempo para diagnosticar una biopsia es inferior, con un promedio de 16,40 minutos.

Hipótesis nula  $H_0: \mu_0 = 24$  minutos.

Hipótesis alternativa  $H_1: \mu_1 \neq 24$  minutos.

Se esperaría con un nivel de confianza del 95% que el intervalo de confianza de los tiempos este entre 13.1 a 19.7 minutos por biopsia. Si se considera el límite inferior del intervalo se puede inferir que un profesional podría analizar aproximadamente 5 biopsias por hora. Si se ve a partir del límite superior, el promedio podría ser de 3.5 biopsias. En resumen, el estimador de 2.5 que es la tasa aproximada con que trabajan los patólogos actualmente para definir las horas extras está por debajo del promedio dado por los datos.

Es importante es señalar que la proporción con que se presentan estos casos es de 2:1. Esto significa que por cada dos biopsias del Grupo 1, hay una del Grupo 2, lo que equivale a un tercio de la producción de biopsias y no el 100% como lo presentan a la hora de realizar el cálculo de horas extras. Esto indica que del Grupo 1 se puede esperar una producción aproximadamente de 6 biopsias por hora y del Grupo 2, aproximadamente, 2 biopsias.

#### ***4.3.7 Tamaño de muestra***

Para determinar si el tamaño de la muestra es el adecuado, se utilizó la potencia de la prueba, la cual corresponde a la probabilidad de rechazar correctamente  $H_0$  cuando es falsa, en otras palabras, se puede decir que la potencia es la probabilidad de identificar una diferencia significativa cuando en realidad existe.

En el caso del Grupo 1, el tamaño de muestra adecuado para una potencia de 0.95 y una desviación estándar de 4.31 corresponde a 29. Puesto que el tamaño mínimo es inferior al tamaño del estudio realizado, donde se tomaron 35 datos para realizar el análisis, se puede decir que no hay diferencia significativa mayor a 3 minutos respecto a la media de la población y no es necesario aumentar el tamaño de muestra según se aprecia en la Figura 4.21.

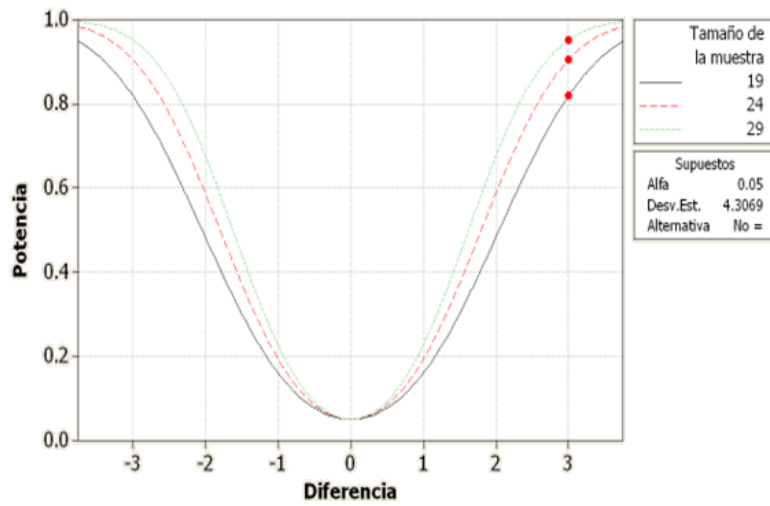


Figura 4.21 Curva de la potencia para determinar el tamaño de muestra del análisis de biopsias del grupo 1.

En el caso del Grupo 2, se determina que el tamaño de muestra adecuado para una potencia de 0.95 y una desviación estándar de 6.00 corresponde a 21. En el análisis real de datos se tomó una muestra de tamaño 18 que corresponde a una potencia de 0.90, lo cual representa que no hay diferencia significativa mayor a 5 minutos respecto a la media de la población y no es necesario contar con más tamaño de muestras como se aprecia en la Figura 4.22.

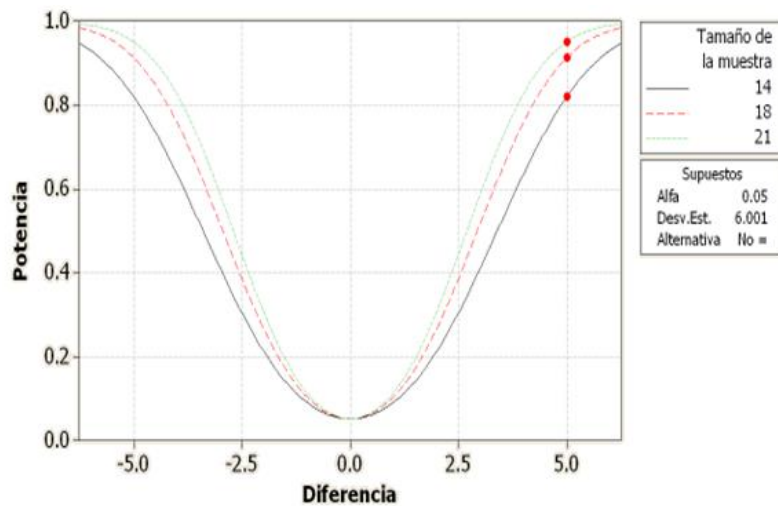


Figura 4.22 Curva de la potencia para determinar el tamaño de muestra del análisis de biopsias del grupo 2.



Se valida así el tamaño de muestra para la proporción del diagnóstico de biopsias del Grupo 1 y del Grupo 2, ya que con los datos suministrados se muestra una proporción de un 0.33 y 0.67, respectivamente. Lo que corresponde a que por cada biopsia del Grupo 1 hay dos biopsias del Grupo 2.

Con estos parámetros el tamaño de muestra analizado de 54 corresponde a una potencia de 0.95, por tanto, no es necesario incrementar el número de muestra para identificar una diferencia significativa entre las proporciones como lo muestra la Figura 4.23.

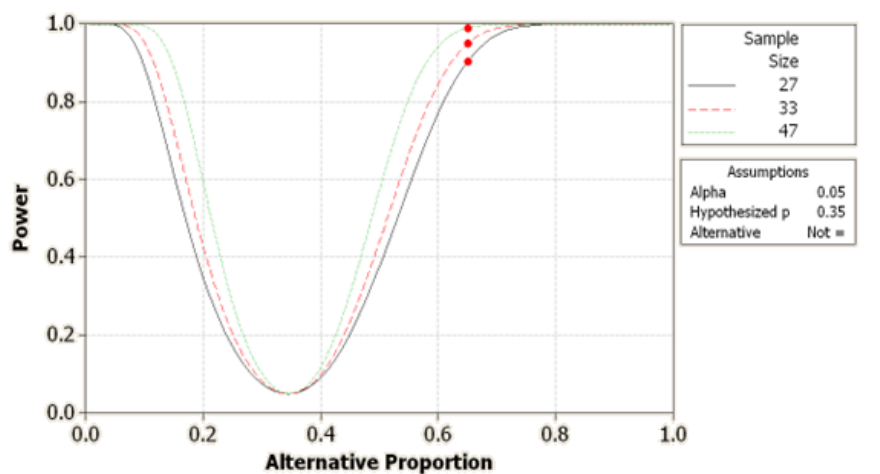


Figura 4.23 Curva de potencia para una proporción de 0.35 correspondiente a las proporciones del análisis de biopsias.

#### 4.3.8 Corte de biopsias por parte del patólogo (actividad 8)

Otra actividad importante en la que se requiere del patólogo es el corte de biopsias. A continuación, se detalla la información obtenida de los tiempos de esta actividad.

Aunque la prueba de normalidad es rechazada, la forma del histograma presenta cierta similitud a una distribución de este tipo: la media de los datos es de 1.1563 minutos con una desviación de 0.4230 minutos.

Asimismo, se identificó otro grupo con una media de 30 minutos y desviación estándar de 10 minutos que corresponde a cortes de biopsias de recepciones, que corresponden a órganos completos o segmentos de estos de gran tamaño que

corresponden al 9% del total de cortes realizados. Esto según información brindada en la Figura 4.24 y la Tabla 4.10.

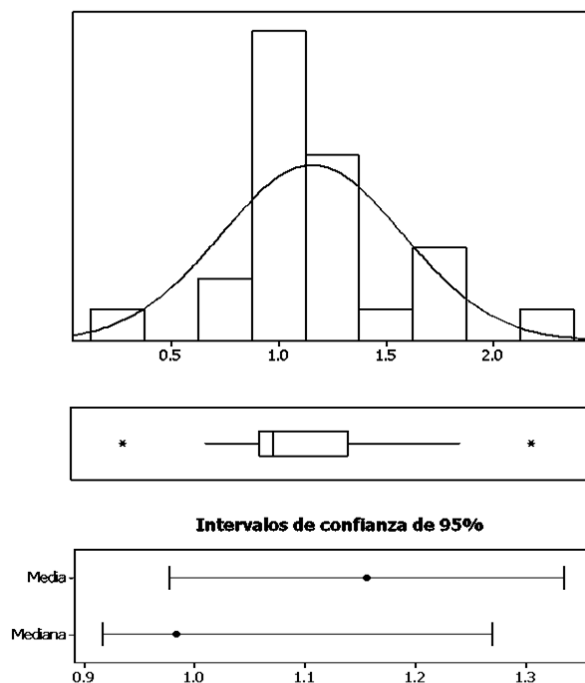


Figura 4.24 Graficas para los tiempos dedicados por el patólogo al corte de biopsias (actividad 8 del diagrama de operaciones de biopsias).

Tabla 4.10 Resumen estadístico de los tiempos dedicados por el patólogo al corte de biopsias (actividad 8 del diagrama de operaciones de biopsias).

Prueba de Normalidad	A-Cuadrado	0.97
Anderson-Darling	Valor-P	0.01
Estadística descriptiva	Media	1.16
	Desviación Estándar	0.42
	Varianza	0.18
	Sesgo	0.66
	Kurtosis	0.72
	N	24
Cuartiles	Mínimo	0.28
	1er cuartil	0.92
	Mediana	0.98
	3er cuartil	1.33
	Máximo	21.83
Intervalos de confianza del 95%	Media	0.98, 1.33
	Mediana	0.92, 1.27
	Desviación Estándar	0.33, 0.59

### ***4.3.9 Análisis y evaluación de mejora del proceso de biopsias***

La mejora del proceso de biopsias se centra en reducir las esperas más significativas que se encontraron. Estas corresponden a actividades sin valor agregado para el usuario, y como se mostró en la Tabla 4.4, a las siguientes actividades:

- Actividad 6 - Almacenamiento de las muestras para ser cortadas; tarda 3 semanas.
- Actividad 32 - Almacenamiento de las placas con el desbastado, tarda tres cuatro meses.

Estas actividades fueron creadas en el proceso debido a que no se cuenta con suficientes patólogos para analizar las biopsias en el momento necesario. Las medidas de diseño que se proponen para este proceso están centradas en eliminar estas actividades, para lo que es necesario contar con un patólogo adicional al que se cuenta ahora. A continuación, se detalla el análisis realizado.

### ***4.3.10 Capacidad instalada del médico especialista (patólogo)***

Para analizar la capacidad del proceso de biopsias se busca definir la producción a realizar considerando la disponibilidad del patólogo el cual representa el cuello de botella actualmente. Para lo cual, se simularon las actividades en que participa el médico en las 1.776 horas de trabajo anuales, donde se contemplan la exclusión de sábados, domingos, feriados, vacaciones y otros.

Se determinaron las proporciones de los tiempos a simular según las combinaciones de cortes y análisis de biopsias que se detallan a continuación en la Tabla 4.11.

Así, la actividad 8 del proceso de biopsias correspondiente al corte 1 (C1) que posee un tiempo medio de producción de 1.1563 minutos y una desviación de 0.423 minutos. De los 33 casos analizados de corte por parte del patólogo, 30 pertenecieron a este factor, lo que representa un porcentaje del 90.9% de los casos de corte. El restante 9% de los cortes el patólogo tarda 30 minutos como media y una desviación estándar de 10 minutos, a lo que se denominó corte 2 (C2).

Para el análisis de biopsias correspondiente a la actividad 34 se identificaron otros eventos diferentes, cuya media por análisis fue de 9.26 minutos con una desviación 4.31 minutos identificada como análisis 1 (A1), los cuales representan el 64.8% de los análisis de biopsias realizados por el patólogo. El restante 35.2% tiene como media 27.39 minutos y una desviación de 6.00 minutos y fue identificado como análisis 2 (A2) como lo muestra la Tabla 4.11.

**Tabla 4.11 Proporción de horas a simular para la combinación de cortes y análisis de biopsias posibles.**

<b>ID</b>	<b>Actividad</b>	<b>Tiempo Medio</b>	<b>Desviación estándar</b>	<b>Casos</b>	<b>Proporción</b>
8	Corte de Biopsias 1	1.1563	0.4230	30	90.9%
8	Corte de Biopsias 2	30.0000	10.0000	3	9.1%
34	Análisis de biopsias 1	9.2571	4.3069	35	64.8%
34	Análisis de biopsias 2	27.3890	6.0001	19	35.2%

Para esto se desarrollaron cuatro simulaciones en las que se contemplan las combinaciones posibles entre los cortes y análisis, aplicando el modelo diseñado.

Es importante tener en cuenta que estas operaciones son realizadas por patólogos y realizadas simultáneamente, por esta razón se analizan por separado del resto de actividades. A continuación, en la Tabla 4.12, Tabla 4.13, Tabla 4.14 y Tabla 4.15 se muestran los resultados emitidos por el modelo de simulación para la combinación de las actividades de cortes y análisis, según el tiempo medio de producción de cada una.

**Tabla 4.12 Datos de la simulación para la combinación 1 (corte 1 – análisis 1)**

O	Replica	Actividad	Id	Tipo	Tiempo Simulado	Producción Bruta	Producto terminado	Restricción	Tasa de utilización	Producción Neta	Tiempo efectivo	Sobre Producción	Sobre tiempo
o	1	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.854	6785	6785	6785	100,00%	6785	1045.854	0	0
	1	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.898	54272	54272		12,50%	6785	1045.898	47487	915.229
o	2	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.976	6777	6777	6777	100,00%	6777	1045.976	0	0
	2	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.984	54196	54196		12,50%	6777	1045.984	47419	915.188
o	3	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.999	6728	6728	6728	100,00%	6728	1045.999	0	0
	3	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.993	54272	54272		12,40%	6728	1045.993	47544	916.323
o	4	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.903	6731	6731	6731	100,00%	6731	1045.903	0	0
	4	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.984	54152	54152		12,40%	6731	1045.984	47421	915.97
o	5	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.996	6705	6705	6705	100,00%	6705	1045.996	0	0
	5	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.97	54236	54236		12,40%	6705	1045.97	47531	916.661
o	6	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.973	6735	6735	6735	100,00%	6735	1045.973	0	0
	6	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.998	54259	54259		12,50%	6735	1045.998	47524	916.162
o	7	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.835	6784	6784	6784	100,00%	6784	1045.835	0	0
	7	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.987	54249	54249		12,40%	6784	1045.987	47465	915.183
o	8	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.981	6755	6755	6755	100,00%	6755	1045.981	0	0
	8	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.992	54269	54269		12,40%	6755	1045.992	47514	915.795
o	9	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.953	6748	6748	6748	100,00%	6748	1045.953	0	0
	9	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.987	54224	54224		12,40%	6748	1045.987	47476	915.817
o	10	Análisis de biopsias 1	34	O	1045.985	6730	6730	6730	100,00%	6730	1045.985	0	0
	10	Corte de Biopsias 1	8	O	1045.994	54357	54357		12,40%	6730	1045.994	47627	916.488

Tabla 4.13 Datos de la simulación para la combinación 2 (corte 1 – análisis 2)

O	Replica	Actividad	Id	Tipo	Tiempo Simulado	Producción Bruta	Producto terminado	Restricción	Tasa de utilización	Producción Neta	Tiempo efectivo	Sobre Producción	Sobre tiempo
o	1	Análisis de biopsias 2	34	O	567.919	1247	1247	1247	100,00%	1247	567.919	0	0
	1	Corte de Biopsias 1	8	O	567.976	59447	59447		4.2%	1247	24.052	28200	543.921
o	2	Análisis de biopsias 2	34	O	567.866	1269	1269	1269	100,00%	1269	567.866	0	0
	2	Corte de Biopsias 1	8	O	567.985	29545	29545		4.3%	1269	24.396	28276	543.589
o	3	Análisis de biopsias 2	34	O	567.959	1215	1215	1215	100,00%	1215	567.959	0	0
	3	Corte de Biopsias 1	8	O	567.975	29551	29551		4.1%	1215	23.352	28336	544.623
o	4	Análisis de biopsias 2	34	O	567.629	1237	1237	1237	100,00%	1237	567.629	0	0
	4	Corte de Biopsias 1	8	O	567.962	29422	29422		4.2%	1237	23.879	28185	544.083
o	5	Análisis de biopsias 2	34	O	567.932	1251	1251	1251	100,00%	1251	567.932	0	0
	5	Corte de Biopsias 1	8	O	567.992	29446	29446		4.2%	1251	24.131	28195	543.861
o	6	Análisis de biopsias 2	34	O	567.887	1243	1243	1243	100,00%	1243	567.887	0	0
	6	Corte de Biopsias 1	8	O	567.976	29382	29382		4.2%	1243	24.028	28139	543.948
o	7	Análisis de biopsias 2	34	O	567.670	1232	1232	1232	100,00%	1232	567.670	0	0
	7	Corte de Biopsias 1	8	O	567.995	29442	29442		4.2%	1232	23.768	28210	544.227
o	8	Análisis de biopsias 2	34	O	567.706	1241	1241	1241	100,00%	1241	567.706	0	0
	8	Corte de Biopsias 1	8	O	567.996	29594	29594		4.2%	1241	23.818	28353	544.178
o	9	Análisis de biopsias 2	34	O	567.489	1246	1246	1246	100,00%	1246	567.489	0	0
	9	Corte de Biopsias 1	8	O	567.994	29446	29446		4.2%	1246	24.035	28200	543.959
o	10	Análisis de biopsias 2	34	O	567.654	1240	1240	1240	100,00%	1240	567.654	0	0
	10	Corte de Biopsias 1	8	O	567.989	29458	29458		4.2%	1240	23.909	28218	544.080

Tabla 4.14 Datos de la simulación para la combinación 3 (corte 2 – análisis 1)

O	Replica	Actividad	Id	Tipo	Tiempo Simulado	Producción Bruta	Producto terminado	Restricción	Tasa de utilización	Producción Neta	Tiempo efectivo	Sobre Producción	Sobre tiempo
o	1	Análisis de biopsias 1	34	O	104.884	670	670	218	32.5%	218	34.126	452	70.758
	1	Corte de Biopsias 2	8	O	104.475	218	218		100,00%	218	104.475	0	0
o	2	Análisis de biopsias 1	34	O	104.904	721	721	213	29.5%	213	30.991	508	73.913
	2	Corte de Biopsias 2	8	O	104.555	213	213		100,00%	213	104.555	0	0
o	3	Análisis de biopsias 1	34	O	104.993	646	646	210	32.5%	210	34.131	436	70.862
	3	Corte de Biopsias 2	8	O	104.541	210	210		100,00%	210	104.541	0	0
o	4	Análisis de biopsias 1	34	O	104.946	642	642	199	31.0%	199	32.530	443	72.416
	4	Corte de Biopsias 2	8	O	104.987	199	199		100,00%	199	104.987	0	0
o	5	Análisis de biopsias 1	34	O	104.991	690	690	223	32.3%	223	33.932	467	71.059
	5	Corte de Biopsias 2	8	O	104.999	223	223		100,00%	223	104.999	0	0
o	6	Análisis de biopsias 1	34	O	104.921	710	710	197	27.7%	197	29.112	513	75.809
	6	Corte de Biopsias 2	8	O	104.442	197	197		100,00%	197	104.442	0	0
o	7	Análisis de biopsias 1	34	O	104.991	720	720	207	28.8%	207	30.185	513	74.806
	7	Corte de Biopsias 2	8	O	104.815	207	207		100,00%	207	104.815	0	0
o	8	Análisis de biopsias 1	34	O	104.949	636	636	202	31.8%	202	33.333	434	71.616
	8	Corte de Biopsias 2	8	O	104.817	202	202		100,00%	202	104.817	0	0
o	9	Análisis de biopsias 1	34	O	104.870	729	729	216	29.6%	216	31.073	513	73.797
	9	Corte de Biopsias 2	8	O	104.948	216	216		100,00%	216	104.948	0	0
o	10	Análisis de biopsias 1	34	O	104.801	651	651	212	32.6%	212	34.129	439	70.672
	10	Corte de Biopsias 2	8	O	104.602	212	212		100,00%	212	104.602	0	0

Tabla 4.15 Datos de la simulación para la combinación 4 (corte 2 – análisis 2).

O	Replica	Actividad	Id	Tipo	Tiempo Simulado	Producción Bruta	Producto terminado	Restricción	Tasa de utilización	Producción Neta	Tiempo efectivo	Sobre Producción	Sobre tiempo
o	1	Análisis de biopsias 2	34	O	56.898	122	122	108	88.5%	108	50.369	14	6.529
	1	Corte de Biopsias 2	8	O	56.674	108	108		100,00%	108	56.674	0	0
o	2	Análisis de biopsias 2	34	O	56.508	127	127	106	83.5%	106	47.164	21	9.344
	2	Corte de Biopsias 2	8	O	56.664	106	106		100,00%	106	56.664	0	0
o	3	Análisis de biopsias 2	34	O	56.569	120	120	116	96.7%	116	54.683	4	1.886
	3	Corte de Biopsias 2	8	O	56.424	116	116		100,00%	116	56.424	0	0
o	4	Análisis de biopsias 2	34	O	56.862	124	124	118	95.2%	118	54.111	6	2.751
	4	Corte de Biopsias 2	8	O	56.878	118	118		100,00%	118	56.878	0	0
o	5	Análisis de biopsias 2	34	O	56.513	125	125	110	88.0%	110	49.731	15	6.782
	5	Corte de Biopsias 2	8	O	56.718	110	110		100,00%	110	56.718	0	0
o	6	Análisis de biopsias 2	34	O	56.996	127	127	112	88.2%	112	50.264	15	6.732
	6	Corte de Biopsias 2	8	O	56.894	112	112		100,00%	112	56.894	0	0
o	7	Análisis de biopsias 2	34	O	56.639	120	120	122	100.00%	122	56.639	0	0
	7	Corte de Biopsias 2	8	O	56.940	122	122		98.4%	122	56.007	2	0.933
o	8	Análisis de biopsias 2	34	O	56.857	124	124	116	93.5%	116	53.189	8	3.668
	8	Corte de Biopsias 2	8	O	56.955	116	116		100,00%	116	56.955	0	0
o	9	Análisis de biopsias 2	34	O	56.854	131	131	108	82.4%	108	46.872	23	9.982
	9	Corte de Biopsias 2	8	O	56.987	108	108		100,00%	108	56.987	0	0
o	10	Análisis de biopsias 2	34	O	56.975	127	127	110	86.6%	110	49.348	17	7.627
	10	Corte de Biopsias 2	8	O	56.907	110	110		100,00%	110	56.907	0	0



Una vez realizadas las simulaciones de 10 réplicas cada una, se obtuvo lo siguiente. Para la simulación C1A1 (corte 1 - análisis 1) corresponde a 1,176 horas, para la simulación C1A2 corresponde a 591.71 horas, para la simulación C2A1 corresponde a 137.07 horas y, finalmente, la simulación C2A2 corresponde a 107.95 horas. En total simulando estas dos actividades se requiere de 2,012.78 horas productivas de patólogos como lo muestra la Tabla 4.16.

**Tabla 4.16 Resumen de horas simuladas para la combinación de cortes y análisis de biopsias posibles.**

<b>Operación</b>	<b>Simulación C1A1</b>	<b>Simulación C1A2</b>	<b>Simulación C2A1</b>	<b>Simulación C2A2</b>	<b>Total Horas</b>
Corte (Horas)	130.11	23.94	104.72	56.71	315.47
Análisis (horas)	1,045.95	567.77	32.35	51.24	1,697.31
<b>Total Horas</b>	<b>1,176.05</b>	<b>591.71</b>	<b>137.07</b>	<b>107.95</b>	<b>2,012.78</b>

Para las 2,012 horas es posible producir un total de 8,312 biopsias cortadas y analizadas, considerando la información suministrada por el modelo de simulación diseñado.

#### ***4.3.11 Capacidad demandada por los usuarios***

Otro factor importante en considerar es la demanda actual del servicio de patología, donde también se simularon las condiciones actuales.

Para la simulación de la demanda de biopsias se trabajó con números aleatorios con una distribución normal a partir de la media de 151.55 biopsias por semana y la desviación estándar de 18.45 observada en la demanda de las biopsias como lo muestra la Tabla 4.17.

**Tabla 4.17 Modelo usado para la demanda semanal de biopsias**

<b>Semana</b>	<b>Simulación</b>	<b>Semana</b>	<b>Simulación</b>
1	136	27	185
2	151	28	186
3	142	29	180
4	174	30	152
5	180	31	126
6	172	32	174
7	162	33	163
8	139	34	143
9	156	35	146
10	142	36	154
11	171	37	168
12	140	38	137

Semana	Simulación	Semana	Simulación
13	153	39	167
14	138	40	141
15	108	41	162
16	176	42	176
17	172	43	138
18	139	44	159
19	151	45	137
20	137	46	162
21	138	47	132
22	146	48	147
23	176	49	188
24	146	50	147
25	185	<b>Promedio</b>	<b>155.22</b>
26	161	<b>Suma</b>	<b>7761</b>

De esta manera se realizaron 10 réplicas con las cuales se obtuvo una demanda total para 50 semanas de 7576 biopsias, los datos se presentan en la Tabla 4.18.

**Tabla 4.18 Resumen de resultados obtenidos de las réplicas del modelo utilizado para la demanda semanal de biopsias**

Réplica	Promedio	Suma
1	151.10	7555
2	150.96	7548
3	156.26	7813
4	152.48	7624
5	154.56	7728
6	151.26	7563
7	145.04	7252
8	151.98	7599
9	149.94	7497
10	151.66	7583
Promedio	151.52	7576

#### **4.3.12 Balance entre demanda y oferta: decisión**

Por tanto, la producción anual propuesta de 8,300 biopsias es capaz de satisfacer la demanda de 7,576 biopsias en las condiciones actuales como lo muestra la Tabla 4.19.

**Tabla 4.19 Producción simulada para la combinación de cortes y análisis de biopsias posibles.**

Operación	Simulación	Simulación	Simulación	Simulación	Total Horas
	C1A1	C1A2	C2A1	C2A2	
Producción Simulada de Biopsias	6,748	1,242	210	112	8,312
Demanda Simulada de Biopsias	-	-	-	-	7576

En la Tabla 4.20 se justifica la necesidad de contar con dos patólogos, donde la capacidad de dos o más bien 1.75 patólogos, debido a que un 0.25 del tiempo sea dedicado

a labores administrativas por parte del jefe del servicio de patología, es el recurso humano indicado para cumplir con la demanda actual requerida como lo muestra la Tabla 4.20.

**Tabla 4.20 Numero de patólogos requerido para cumplir con la demanda actual.**

<b>Recurso humano</b>	<b>Patólogos</b>	<b>Equivalente horas</b>	<b>Diferencia con respecto a la demanda en horas</b>
Recurso humano requerido	1.13	2,013	0.00
Recurso humano actual	0.75	1,332	-680.78
Recurso humano propuesto	1.75	3,108	1,095.22

#### 4.3.12.1 *Simulación del proceso de biopsias*

Una vez identificada la cantidad de patólogos (dos) necesaria para suplir la demanda actual del proceso de biopsias en el servicio de patología, se analiza la interacción de todas las actividades para determinar cómo se comportaría este proceso bajo el nuevo esquema propuesto.

La simulación se realizó con cinco réplicas de 40 horas (una semana), eliminando las actividades de almacenamiento sin valor agregado del Diagrama de flujo del proceso de biopsias del servicio de patología de la Tabla 4.22 la actividad 6 de Almacenamiento de las muestras para ser cortadas y la actividad 32 de Almacenamiento de biopsias listas para análisis.

Durante la simulación, el modelo indica que semanalmente pueden generarse en promedio 239 biopsias como lo muestra la Tabla 4.21, lo que es superior a las 151 que semanalmente demandan los usuarios del servicio.

**Tabla 4.21 Resumen de datos del modelo de simulación con las mejoras**

<b>Tipo de actividad</b>	<b>Horas</b>	<b>Unidades producidas</b>
Operaciones	108.04	4,780.00
Inspecciones	4.68	478.00
Transportes	43.87	1,195.00
Esperas	19.97	239.00
Almacenamientos	42.71	717.00

En cuanto al valor agregado de las actividades, prevalece el tiempo dedicado a las operaciones con 108 horas, sin embargo, en almacenamiento y transportes oscilan entre 85 horas entre las dos. Por tanto, este tipo de actividades deben reducirse para posteriores estudios y depurar aún más el proceso.

En cuanto al porcentaje de utilización de cada actividad se identifican las actividades con más del 90% y estas son: la 19 de almacenar las placas en las refrigeradoras, la 33 acerca de traslados de los bloques para ser analizados y la 34 sobre diagnóstico de placas por parte del patólogo.

Con respecto a las dos primeras podría decirse que son irrelevantes ya que variándose el método en cuanto a la cantidad de lotes pueden ser solventadas, sin embargo, el diagnóstico del patólogo será la actividad que marque la pauta de todo el proceso productivo. En la Tabla 4.22 se aprecia con mayor detalle el comportamiento de cada etapa del proceso al realizar el modelo de simulación.

**Tabla 4.22 Reporte de la simulación de 40 horas (una semana) del proceso de biopsias del servicio de patología**

ID	Actividades	Operación	Inspección	Almacenamiento	Espera	Transporte	Tiempo requerido (Horas)	Inventario en Proceso (unidades)	Producto Terminado (Unidades)	Porcentaje de utilización	Restricciones
		○	□	▽	D	⇒					
3	Revisar datos de la tarjeta “solicitud de biopsia”		X				2,336	2,39	0	5,84	
4	Agregar el consecutivo de patología a la Biopsia	X					5,274	2,39	0	13,19	
5	Ingresar datos al software SIPAT	X					6,573	2,39	0	16,43	
7	Preparar los recipientes para los cortes	X					1,46	2,39	0	3,65	
8	Corte de la muestra	X					4,6211	2,39	0	11,55	
9	Ingresar los datos en el software SIPAT	X					6,575	2,39	0	16,44	
10	Almacenar los cortes en un frasco con formalina			X			1,997	2,39	0	4,99	
11	Trasladar los cortes a histología					X	1,597	2,39	0	3,99	
12	Reutilizar la información de los cortes recibidos		X				2,34	2,39	0	5,85	

ID	Actividades	Operación	Inspección	Almacenamiento	Espera	Transporte	Tiempo requerido (Horas)	Inventario en Proceso (unidades)	Producto Terminado (Unidades)	Porcentaje de utilización	Restricciones
		<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>					
13	Procesar el contenido de los frascos en la centrifugadora	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	19,975	2,39	0	49,94	
14	Limpieza de la máquina de inclusión	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,399	2,39	0	1	
15	Traslado de muestras	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	1,596	2,39	0	3,99	
16	Colocar muestras dentro de los recipientes	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,399	2,39	0	1	
17	Llenado por pedal de parafina de los recipientes con las muestras	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,799	2,39	0	2	
18	Enfriamiento de la Parafina	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,399	2,39	0	1	
19	Almacenar placas en la refrigeradora	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	39,912	2,39	0	99,78	X
20	Limpieza del microtomo	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,399	2,39	0	1	
21	Colocación de la cuchilla en el microtomo	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,399	2,39	0	1	
22	Trasladar placas con parafina	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	1,596	2,39	0	3,99	
23	Colocar placas con parafina solida en el microtomo	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,399	2,39	0	1	
24	desbastado preliminar	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	3,021	2,39	0	7,55	
25	Devastado manual	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	8,543	2,39	0	21,36	
26	Pasar las muestras por el baño de flotación	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,399	2,39	0	1	
27	colocar la muestra de tejido en la placa de vidrio	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,399	2,39	0	1	
28	numeración y secado de la placa	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	19,968	2,39	0	49,92	

ID	Actividades	Operación	Inspección	Almacenamiento	Espera	Transporte	Tiempo requerido (Horas)	Inventario en Proceso (unidades)	Producto Terminado (Unidades)	Porcentaje de utilización	Restricciones
		○	□	▽	D	⇒					
29	Almacenar las placas en canastilla			X			0,799	2,39	0	2	
30	Trasladar canastilla con placas al área de tinción					X	1,595	2,39	0	3,99	
31	Proceso de tinción a las placas que se encuentran dentro de la canastilla	X					4,448	2,39	0	11,22	
33	Traslado del patólogo a la zona en la que se encuentra el almacenado de las placas					X	37,482	2,39	0	93,71	X
34	Revisión de las placas	X					36,95	2,39	0	92,38	X
35	Registro de los resultados e el software SIPAT	X					6,569	2,39	2,39	16,42	

#### 4.3.13 Propuestas de mejora

Se plantean tres propuestas sobre cómo reorganizar el servicio de anatomía patológica y de esta manera atender la demanda actual. Estas propuestas corresponden a escenarios *What-If* donde se analiza el comportamiento que tendría el sistema real al plantear situaciones específicas en el modelo de simulación, éstas son descritas con mayor detalle a continuación.

##### 4.3.13.1 Propuesta 1: Programación para dos patólogos sin contemplar la producción pendiente de diagnóstico actual, sin horas extras.

En este caso el recurso humano es de 1.75, ya que como se mencionó anteriormente un 0.25 corresponde a las labores administrativas que realiza el jefe del servicio de

Patología, por esta razón la cantidad de actividades realizadas por parte del jefe del área es menor.

Como lo muestra la Tabla 4.23 el jefe del área debe analizar mensualmente 275 biopsias grupo 1 y 51 biopsias grupo 2. En cuanto al número de biopsias por cortar mensualmente serían 250 biopsias de corte tipo 1 y 13 biopsias del tipo 2 para el jefe del área.

**Tabla 4.23 Plan maestro de producción para la propuesta 1.**

Actividad	Patólogo 1: Jefatura		Patólogo 2: Nuevo médico		Total
	Programación anual	Programación mensual	Programación anual	Programación mensual	
Análisis de biopsias 1	3,300	275	3,810	318	7,110
Análisis de biopsias 2	615	51	750	63	1,365
Corte de biopsias 1	3,000	250	4,994	416	7,994
Corte de biopsias 2	150	13	170	14	320

4.3.13.2 Propuesta 2: Programación para dos patólogos contemplando la producción pendiente de diagnóstico actual, sin horas extras.

Para esta propuesta se considera incluir en la programación mensual de cada médico, la producción de biopsias en espera de un diagnóstico que se encontraban almacenadas y para resolverlas se requeriría mantener por siete meses el plan de producción de la Tabla 4.24.

**Tabla 4.24 Plan maestro de producción para la propuesta 2.**

Actividad	Patólogo 1: Jefatura		Patólogo 2: Nuevo médico		Total
	Programación anual	Programación mensual	Programación anual	Programación mensual	
Análisis de biopsias 1	3,300 + 770*	275 + 110*	3,810 + 1,295*	318 + 185*	7,110 + 2,068*
Análisis de biopsias 2	615 + 147*	51 + 21*	750 + 252*	63 + 36*	1,365 + 400*
Corte de biopsias 1	3,000	250	4,994	416	7,994
Corte de biopsias 2	150	13	170	14	320

4.3.13.3 Propuesta 3: Programación para dos patólogos contemplando la producción pendiente de diagnóstico actual, con horas extras

A diferencia de los anteriores esta propuesta incorpora el tiempo de horas extras para cumplir con la producción de biopsias y citologías almacenadas. El tiempo requerido a pagar por tres meses en horas extras es de 560 horas de trabajo para cumplir con el diagnóstico de todas las muestras que se encuentran almacenadas, estas horas extras

complementan el plan maestro de producción para la propuesta 2. Es importante considerar que el cálculo de horas extras a partir de las 2.5 biopsias no es aplicable según se demostró en este estudio ya que el número de biopsias que puede analizarse por hora es superior a esa cantidad.

#### 4.3.13.4 *Evaluación económica de las propuestas*

Las tres propuestas plantean eliminar las esperas de hasta cuatro meses con que se cuenta actualmente y realizar el diagnóstico en tan solo 3 días, como lo muestra la columna de diagnóstico de Tabla 4.25.

Con estas propuestas se propone aumentar la producción actual de análisis de biopsias de 4,850 a 8,300 al año, lo cual representaría pasar el costo por análisis de 11.12 dólares a 6.87 dólares.

Considerando que el bienestar del usuario del servicio debe ser el favorecido, se recomienda implementar la propuesta tres, que si bien no es la opción más económica en el menor tiempo posible estaría completando con los pendientes del servicio de patología y posteriormente el costo por biopsia continuaría igual que la propuesta 1 y 2 como lo muestra la Tabla 4.25.

**Tabla 4.25 Análisis costo beneficio para las propuestas de planes de producción**

Propuesta	Costo fijo anual (Dólares)	Horas extras (Dólares)	Costo total (Dólares)	Tiempo de ajuste (meses)	Producción anual (Unidades)	Diagnóstico (días)	Costo aproximado por biopsia (Dólares)
1	56,950.78	0.00	56,950.78	NA	16.50	3.00	6.86
2	56,950.78	0.00	56,950.78	7.00	16.50	3.00	6.86
3	56,950.78	2,997.56	59,948.35	3.00	16.50	3.00	7.22
Actual	28,475.39	35,135.72	63,611.11	NA	9.64	120.00	13.12

#### 4.4 Análisis de la capacidad instalada de un laboratorio de citologías

Este estudio se enfocó en identificar las principales causas que afectan al tiempo de ciclo del diagnóstico de citologías y de esta manera establecer soluciones que disminuyan ese tiempo.



#### 4.4.1 Análisis de tiempos de ciclo en el proceso

De acuerdo con la Figura 4.25, se aprecia el tiempo que pasa desde que se recibe la citología hasta que es diagnosticada, lo cual corresponde a un tiempo medio de 5.31 días con una desviación estándar de 2.10 días.

Además, se puede apreciar que la mayor cantidad de citologías se diagnostican entre 4 y 5 días, incluso algunas en menos de 3 días.

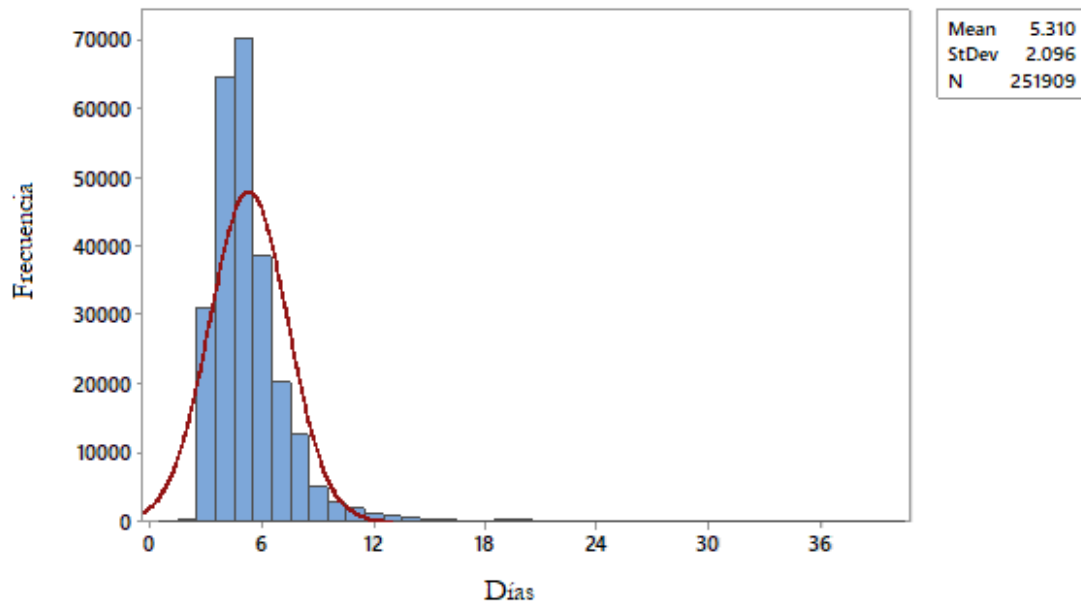


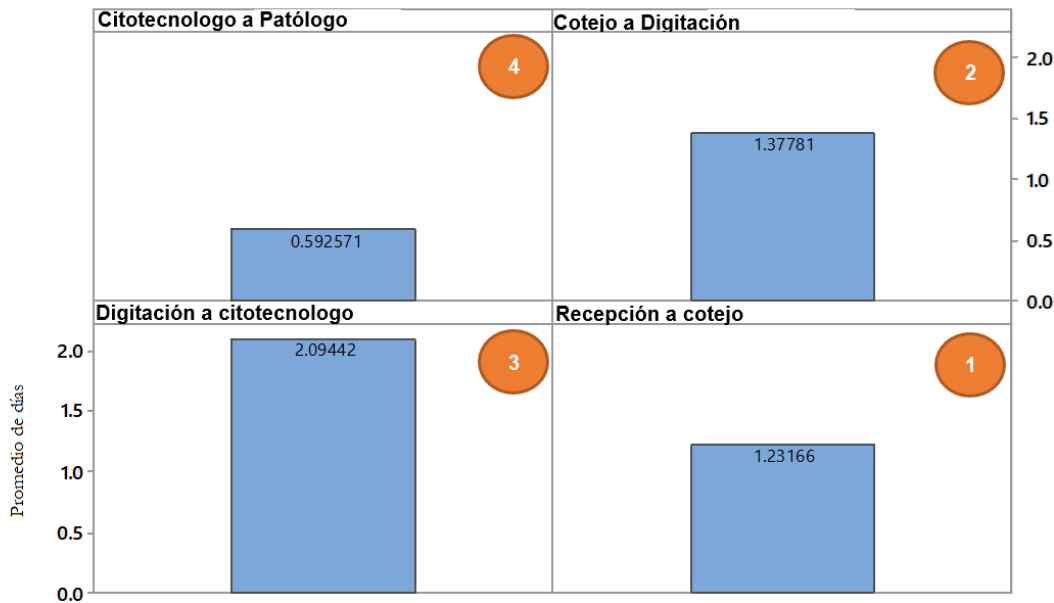
Figura 4.25 Histograma para la duración en días para el diagnóstico de citologías en el laboratorio.

Además, se realiza un análisis comparativo entre diferentes segmentos del proceso para conocer cómo se da la distribución de la duración media de 5.3 días. Las secciones consideradas fueron las siguientes:

- Recepción a cotejo: Corresponde a la diferencia de días hábiles que pasan desde que se recibe la citología hasta que se realiza el cotejo.
- Cotejo a digitación: Corresponde a la diferencia de días hábiles que pasan desde que se realiza la actividad de cotejo hasta que se realiza la digitación de la solicitud de la citología.

- Digitación a Citotecnólogo: Corresponde a la diferencia de días hábiles que pasan desde que se realiza la digitación de la solicitud hasta que el citotecnólogo emite su diagnóstico.
- Citotecnólogo a patólogo: Corresponde a la diferencia de días hábiles que pasan desde que el citotecnólogo revisa la citología hasta que el patólogo emite el diagnóstico definitivo.

Mediante la Figura 4.26 se puede identificar que la media más alta corresponde al tiempo transcurrido desde que se realiza la digitación hasta que el citotecnólogo realiza su diagnóstico (3) con 2.09 días, seguido por el tiempo que transcurre desde que se realiza el cotejo hasta que se da la digitación de la solicitud (2) con 1.38 días.



**Figura 4.26 Comparación de medias para diferentes etapas del proceso del laboratorio de citologías**

A continuación, se realiza una descripción del proceso productivo para comprender en mayor detalle las actividades citadas en el gráfico anterior.

### 4.4.2 Mapa de flujo de valor actual

El mapa de flujo de valor de la Figura 4.27 muestra la secuencia lógica de las operaciones realizadas en el laboratorio de citologías, además, de otros indicadores relacionados.

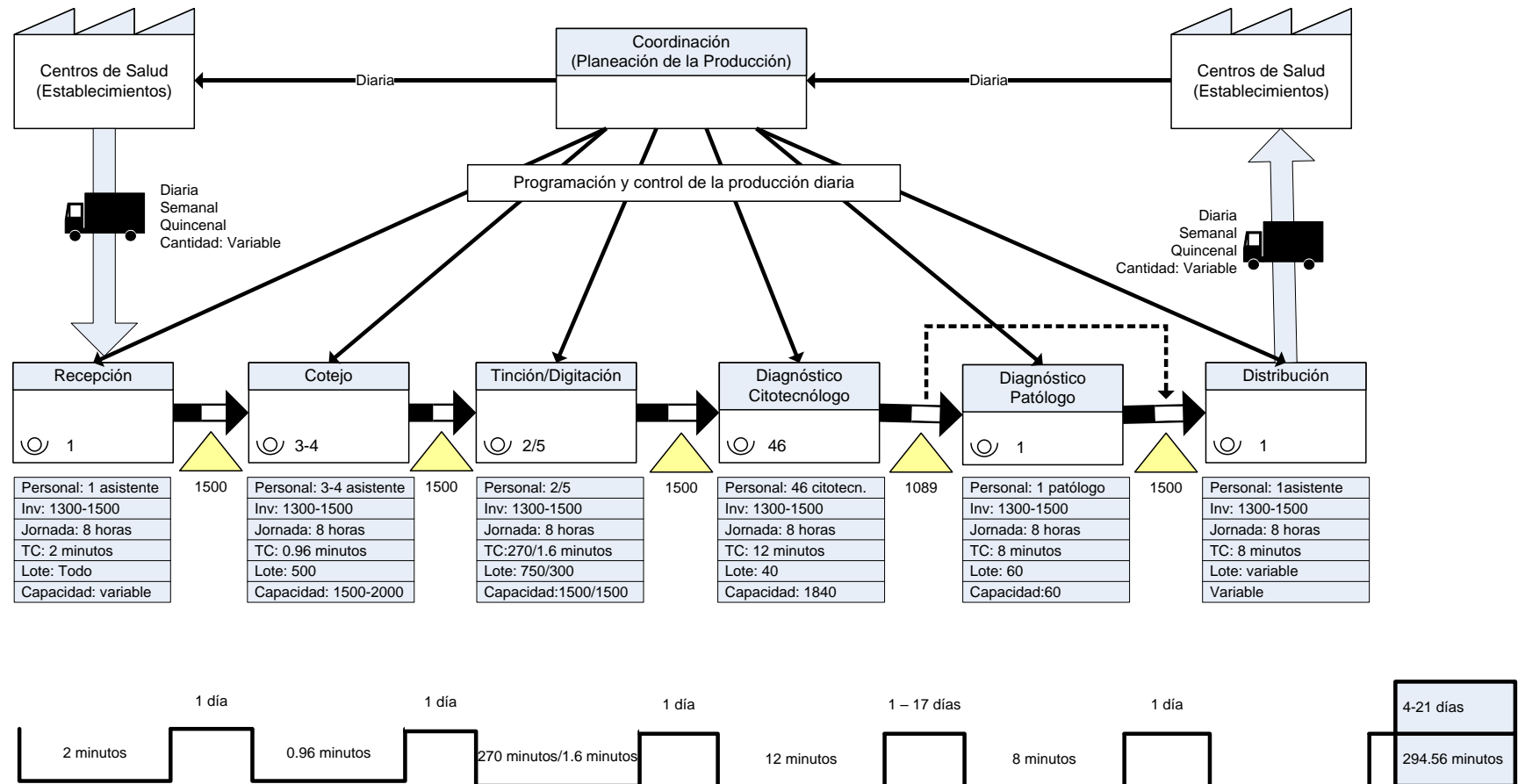


Figura 4.27 Mapa de flujo de valor agregado para el proceso de citologías actual

#### 4.4.2.1 *Recepción de citologías*

Los establecimientos de salud (Hospitales) envían periódicamente las citologías con una frecuencia variable dependiendo de la disponibilidad de cada lugar. Por esta razón, algunos establecimientos envían las muestras todos los días, otros cada semana, bisemanal o de manera mensual. Por lo general, la entrega la realiza el mensajero de cada establecimiento y hay algunos que utilizan el sistema de correos.

Las citologías son empacadas en cada centro de salud, colocando la lámina de forma individual en un contenedor que es cubierto a su vez con la solicitud de citología del paciente. Al final se coloca dentro de un sobre manila con el resto de las citologías de ese lugar y se realiza un formulario de entrega y su respectiva copia, donde se indica la cantidad de láminas que son entregadas al laboratorio.

La cantidad de láminas entregadas por los centros de salud varían diariamente, aunque según el criterio del personal del laboratorio de citologías oscila entre 1300 y 1500 al día. Todo el material es procesado en esta actividad por una persona que se encarga de recibir las citologías, sellar el formulario de entrega y almacenarlas hasta el otro día.

#### 4.4.2.2 *Cotejo y digitación*

Las citologías se entregan al área de cotejo a primera hora de la mañana. Esta unidad se encarga de una revisión inicial que determina si la cantidad de citologías entregadas se corresponden con el formulario de entrega emitido por el centro de salud. Además, contabilizan la cantidad total de citologías recibidas y las separan en grupos de 500 para entregarla a los funcionarios que laboran en esta sección, los cuales son entre 3 y 5 personas dependiendo de la cantidad demandada en ese momento.

Entre las actividades que se realizan en esta sección se encuentran:

- Revisión general de la citología y la solicitud, así como del formulario de entrega.
- Numeración de la lámina de acuerdo con el consecutivo del laboratorio y la solicitud de citología.

- Colocación ordenada de las láminas sobre las bandejas.
- Sello de responsable de cotejar las citologías.
- Digitación del rango de citologías procesadas.

En esta sección trabajan entre 3 o 4 personas en el primer turno de trabajo (8 horas), las cuales procesan 500 citologías cada una, para un Tiempo de Ciclo aproximado de 0.96 minutos por lámina.

Una vez realizadas las actividades, todas las láminas son trasladadas hasta la sección de tinción y digitación, para ser procesadas el día siguiente. Las actividades realizadas en este proceso se muestran en la Figura 4.28.

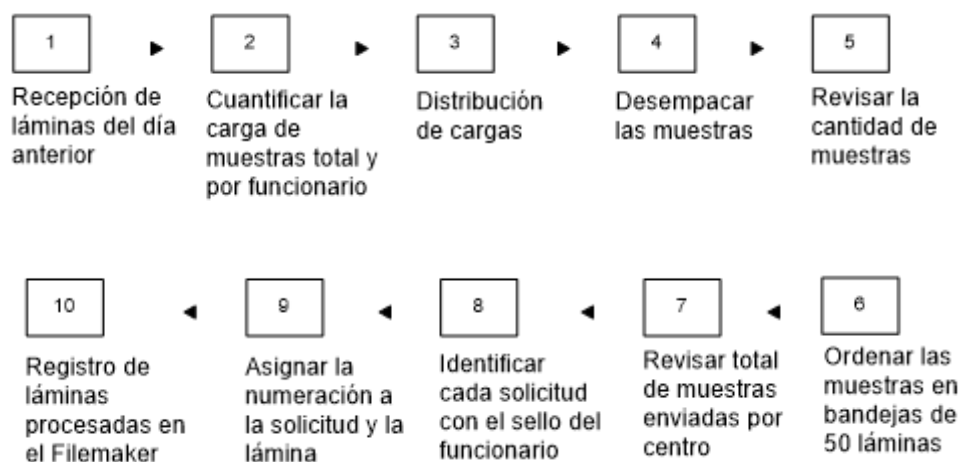


Figura 4.28 Actividades realizadas en Cotejo

#### 4.4.2.3 *Tinción y digitación*

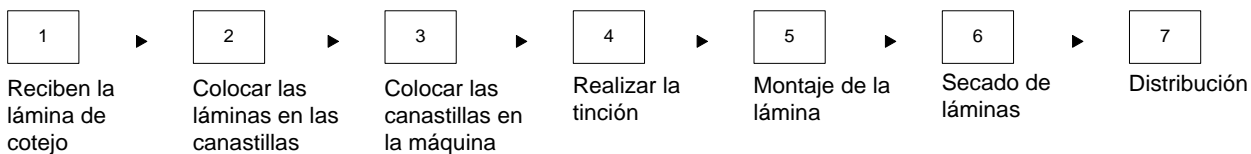
Las actividades de tinción y digitación se realizan de forma paralela. Cuando el encargado de cotejo entrega las láminas de citología junto con las solicitudes, el coordinador del centro distribuye las láminas a los funcionarios de tinción y las solicitudes a los funcionarios encargados de digitación.

Para el proceso de tinción se dispone de dos estaciones de trabajo automatizadas, operadas por dos funcionarios, a los cuales se le entrega 750 láminas a cada uno para trabajar. En el caso de digitación, hay cinco estaciones de trabajo y a cada funcionario se le asignan 300 solicitudes para digitar.

El tiempo de ciclo para tinción es de 30 minutos para cada canastilla de 30 láminas, de las cuales la máquina puede procesar cuatro a la vez de forma diferida (diferentes soluciones en el mismo proceso). Este equipo tiene capacidad de programar cuatro canastillas de forma simultánea.

Para el caso de tinción, una vez procesada la lámina, se fija el cobertor y se almacenan 40 en cada bandeja. A partir de ese momento deben de esperar entre 4 y 5 horas para que se encuentren secas. Al final del día el coordinador del centro asigna 40 láminas a cada citotecnólogo dependiendo de la disponibilidad con que cuenten, en el entendido que debe considerar a aquellos funcionarios que cuenten con vacaciones o permisos para hacer la distribución.

El equipo de tinción requiere un *set up* al inicio del día y la sustitución de soluciones cada dos días aproximadamente. Las actividades de este proceso se describen en la Figura 4.29.



**Figura 4.29 Proceso de tinción.**

#### 4.4.2.4 Diagnóstico de citotecnólogo

Cada citotecnólogo dispone al inicio del día de 40 citologías que debe analizar, contando el laboratorio con 46 técnicos en citologías para realizar esta actividad.

Entre las funciones que debe realizar se encuentra la revisión inicial donde determina que cuenta con las 40 láminas para el día y estas corresponden a las solicitudes que le fueron entregadas.

En caso de identificar una lámina con problemas de burbujas de aire, debe trasladarla con la respectiva solicitud hasta la sección de tinción para que se repita el proceso. Cuando identifique que la lámina es ilegible debido a problemas a la forma en que fue preservada, se completa el formulario correspondiente para que recepción contacte al establecimiento de salud y se repita la muestra a la paciente.

En el caso que se identifique una lesión o se tenga dudas al respecto, el citotecnólogo clasificará la citología para revisión y se enviará donde el patólogo para que emita su criterio.

Al final del día el técnico digitará las solicitudes con el diagnóstico correspondiente en el sistema de información con que cuenta el laboratorio.

#### *4.4.2.5 Diagnóstico de patólogo*

Las láminas clasificadas por los tecnólogos para revisión del patólogo son recolectadas a primera hora del día por una de las citotecnólogos. Cuando disponga de todas estas láminas, las prioriza de acuerdo con la criticidad de la lesión planteada por el técnico y la distribuirá a los patólogos.

Los patólogos trabajan con parámetro de producción de 7.5 citologías por hora, teniendo una capacidad diaria de 60 citologías al día (8 horas). En el momento del estudio el laboratorio contaba con dos patólogos, uno de los cuales se había incorporado recientemente y se encontraba capacitándose para laborar a plena capacidad.

Cuando las láminas cuentan con el respectivo diagnóstico, se trasladan de nuevo donde el citotecnólogo para su digitación.

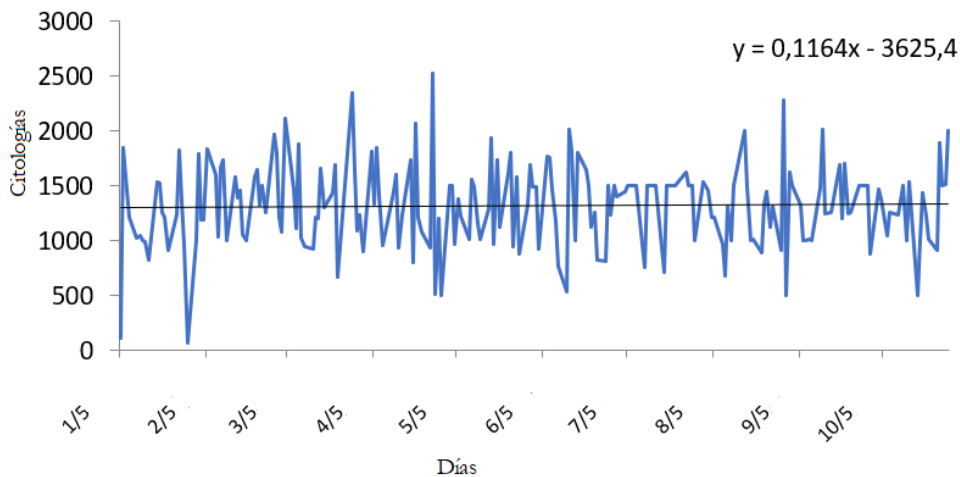
#### *4.4.2.6 Distribución*

Las citologías que cuentan con un diagnóstico son entregadas al coordinador del laboratorio, el cual distribuye las láminas al encargado de archivo para su respectivo almacenamiento y las solicitudes con el diagnóstico se envían a recepción donde son clasificadas de acuerdo con el centro de salud que las envió. Para esto se elabora un reporte por centro de salud indicando la cantidad de citologías que fueron diagnosticadas y serán remitidas al establecimiento. Una vez que el mensajero se presenta para entregar nuevas citologías, el encargado de recepción le entregará las citologías que están concluidas dejándose el laboratorio una copia de este formulario sellado y firmado.

#### 4.4.3 Análisis estadístico de la demanda de citologías

La recepción de citologías presenta estabilidad en su demanda diaria de citologías, lo cual se puede apreciar en la Figura 4.30 cuya línea de ajuste presenta una ecuación con una pendiente cercana a 0 (0.116).

En cuanto la variabilidad, se puede apreciar que los datos varían en un rango comprendido por el intervalo de 500 y 2500 citologías. Estos datos pueden observarse en la Figura 4.30.



**Figura 4.30 Demanda diaria de citologías**

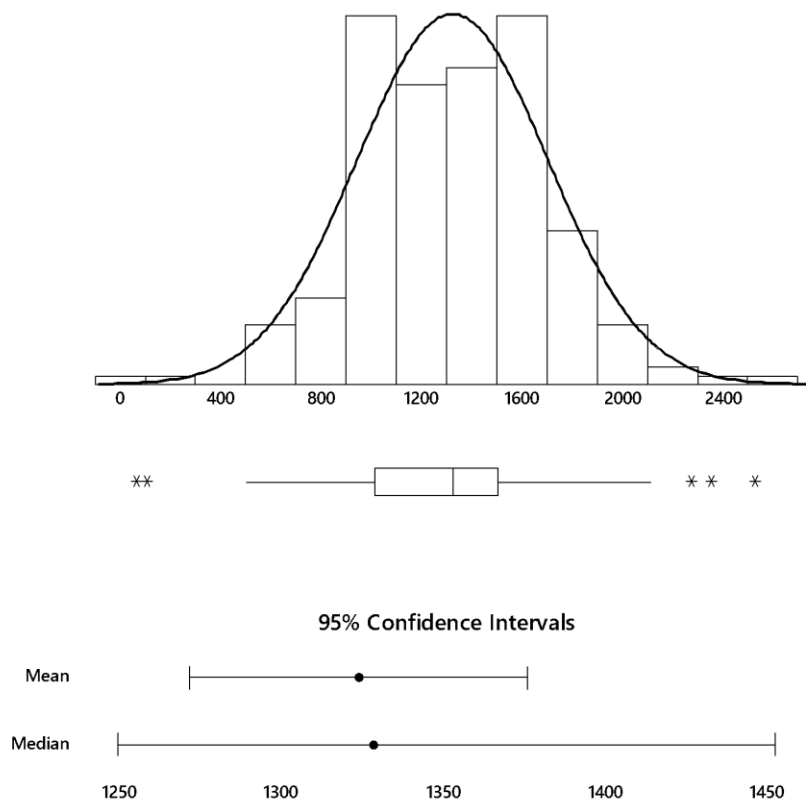
Para complementar la información respecto a la demanda diaria de citologías, la Tabla 4.26 muestra un análisis estadístico descriptivo de la precisión y exactitud de los datos analizados para este rubro.

Se analizaron 208 datos correspondientes a la misma cantidad de días registrados en el sistema de información de enero a noviembre de 2016. En promedio el laboratorio recibe 1319.76 citologías diarias, cifra muy cercana a 1323.5 correspondiente a la mediana de los datos analizados. Sin embargo, la moda de los datos corresponde a 1501 citologías, correspondiente con el parámetro de producción utilizado en la programación del servicio.



**Tabla 4.26 Estadística descriptiva para los datos de demanda diaria de citologías en el laboratorio**

<i>Citologías</i>	
Media	1,319.76
Mediana	1,323.50
Moda	1,501.00
Desviación estándar	381.29
Varianza de la muestra	145,383.63
Curtosis	0.69
Coficiente de asimetría	-0.08
Rango	2,461.00
Mínimo	66.00
Máximo	2,527.00
Suma	274,510.00
Cuenta	208.00



**Figura 4.31 Gráficas de citologías recibidas diariamente en el laboratorio**

El histograma de citologías recibidas diariamente de la Figura 4.31 da una representación más precisa de la forma en que se comporta la demanda del servicio, siendo posible identificar cierto número de datos atípicos en el proceso tanto a la derecha como a la izquierda del gráfico.

La prueba de bondad de ajuste indica que los datos no cuentan con una distribución normal; sin embargo, considerando que los valores del coeficiente de asimetría y de la curtosis son cercanos a 0 y, además, la media y la mediana poseen valores muy similares entre sí, se considerará para el análisis necesario como una distribución normal como lo muestra la Tabla 4.27.

**Tabla 4.27 Estadística descriptiva de citologías recibidas diariamente en el laboratorio**

Prueba de Normalidad	A-Cuadrado	1.16
Anderson-Darling	Valor-P	<0.005
Estadística descriptiva	Media	1324.0
	Desviación Estándar	380.2
	Varianza	144579.0
	Sesgo	-0.087430
	Kurtosis	0.7313338
	N	206
Cuartiles	Mínimo	66.0
	1er cuartil	1014.0
	Mediana	1328.5
	3er cuartil	1507.5
	Máximo	2527.0
Intervalos de confianza del 95%	Media	1271.7, 1376.2
	Mediana	1249.4, 1452.7
	Desviación Estándar	346.7, 421.0

La Figura 4.32 muestra la evolución de la recepción de citologías según día de la semana, si bien la diferencia considera un rango de 5%, el martes es el que mayor cantidad de citologías recibe con 63008. En tanto que el viernes es el día que menos citologías recibió con 49352. En vista de la poca variación entre días no se considerará en el modelo de simulación una representación diaria.

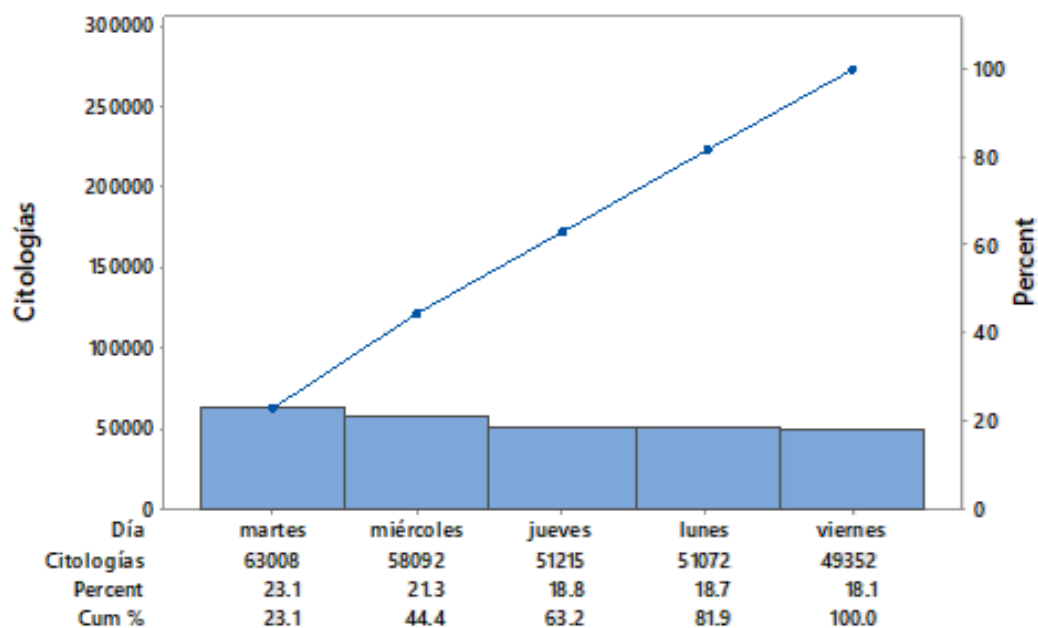


Figura 4.32 Diagrama Pareto de la recepción de citologías diarias en el laboratorio según día.

En la Figura 4.33 se puede apreciar como la recepción en general de citologías no adopta una distribución normal de datos; sin embargo, cuando se analiza por separado cada uno de los días de la semana muestran que la recepción de citologías presenta medias y desviaciones estándar diferentes, y asumen una distribución normal, exceptuando el jueves.

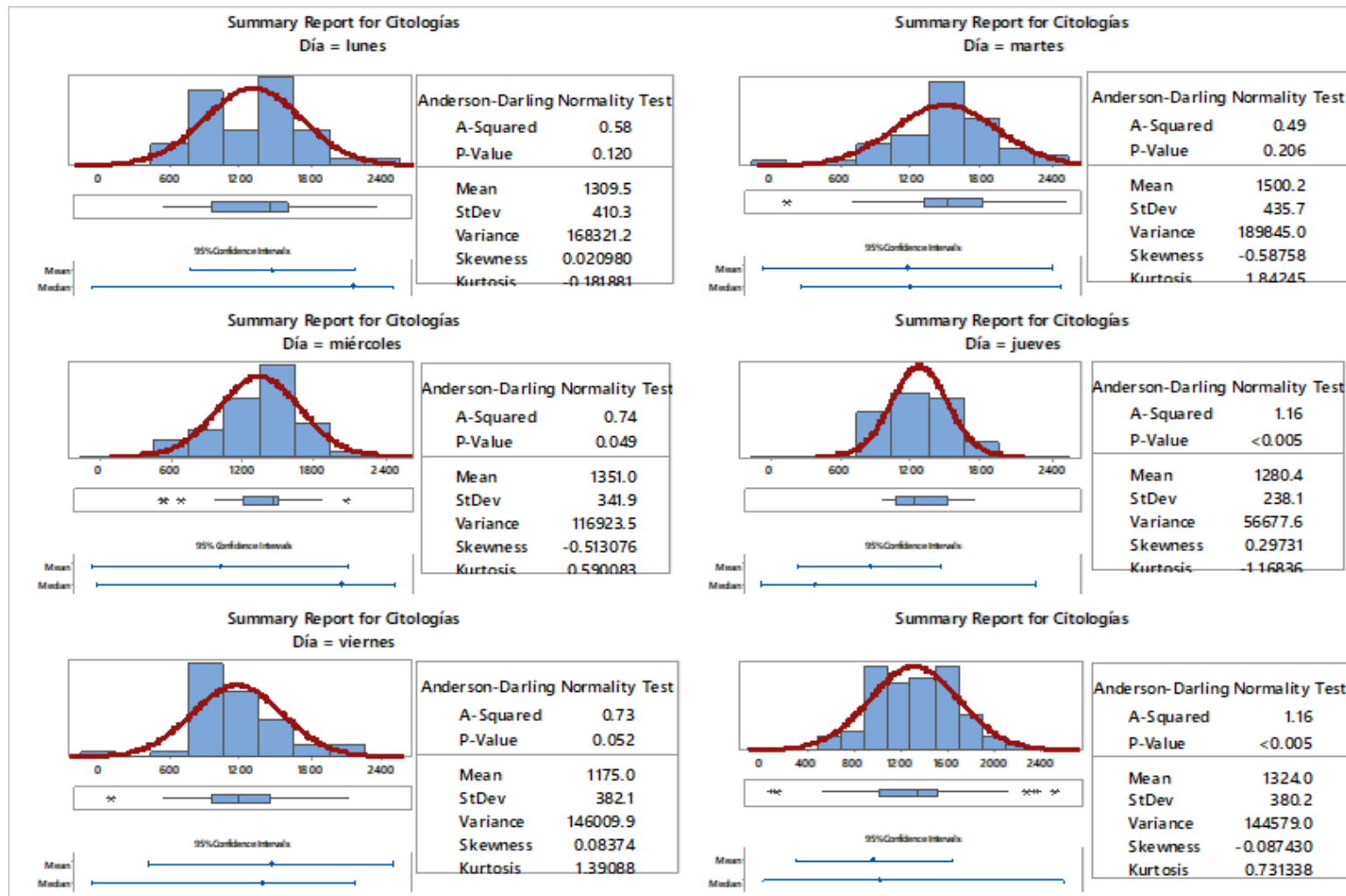


Figura 4.33 Estadística descriptiva y pruebas de bondad de ajuste para las citologías recibidas por el laboratorio según día de la semana.

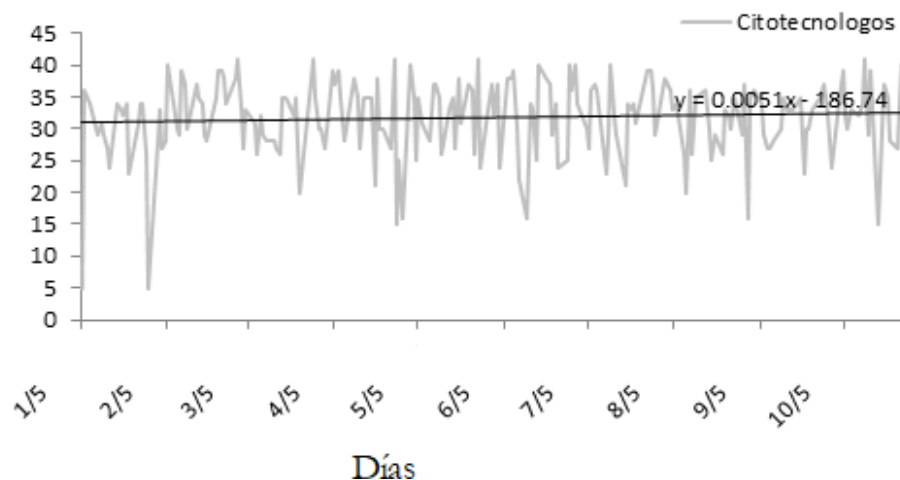
#### 4.4.4 Análisis estadístico de la oferta del laboratorio

Para este análisis se analizan dos de los principales recursos con que cuenta el laboratorio de citologías para el diagnóstico: la disponibilidad de citotecnólogos y la disponibilidad de patólogos.

##### 4.4.4.1 Disponibilidad de citotecnólogos

El laboratorio de citologías se dispone de 46 citotecnólogos durante el turno de trabajo; sin embargo, no siempre tiene disponible esta cantidad de funcionarios por cuanto se deben considerar permisos, vacaciones regulares y profilácticas<sup>2</sup>, y licencias entre otras situaciones.

En Figura 4.34 muestra la disponibilidad de recursos (citotecnólogos) diarios con que contó el laboratorio durante el año 2020, en el cual se puede apreciar que no cuenta con una tendencia de crecer o decrecer, debido a que la pendiente de su línea de tendencia es cercana a 0.



**Figura 4.34 Cantidad de cito tecnólogos disponibles diariamente**

Mediante la Tabla 4.28 se puede apreciar como en promedio diariamente se dispone de 31.7 citotecnólogos, cifra levemente superior a la media de 33 y la moda de 35.

<sup>2</sup> Son vacaciones que deben llevar los técnicos debido a que una alta exposición a ciertos materiales con los que trabajan pone en riesgo su salud.

La desviación estándar identificada es de 6.09 citotecnólogos, con un mínimo registrado de 5 y un máximo de 41. La situación que llama la atención es que no se identifica en la muestra de datos analizados que el laboratorio contara con los 46 técnicos cuando menos un solo día.

**Tabla 4.28 Estadística descriptiva para la disponibilidad diaria de citotecnólogos en el laboratorio.**

<i>Citotecnólogos</i>	
Media	31.70
Error típico	0.42
Mediana	33.00
Moda	35.00
Desviación estándar	6.09
Varianza de la muestra	37.10
Curtosis	2.86
Coefficiente de asimetría	-1.24
Rango	36.00
Mínimo	5.00
Máximo	41.00
Suma	6,530.00
Cuenta	206.00

En la Figura 4.35 se puede identificar la frecuencia de días según la cantidad de citotecnólogos disponibles en el laboratorio, donde la mayor cantidad de días (34) se dispuso entre 35 y 37 técnicos, correspondiente a 16.5049% de los datos analizados.

Un 37.35% de las veces el laboratorio contó con 35 o más citotecnólogos, de forma similar se observa que el 62.65% de los días el laboratorio dispone de 34 o menos citotecnólogos.

Por su parte, la Figura 4.36 muestra cómo se realiza la distribución de citologías en el laboratorio, para lo cual la mayor cantidad de veces (4438) se entregaron 40 citologías por técnico, correspondiente al 70.21%.

Un 12.38% de las veces se entregaron menos de 40 láminas y un 17.41% se entregaron más de las 40 citologías, de acuerdo con los datos analizados.

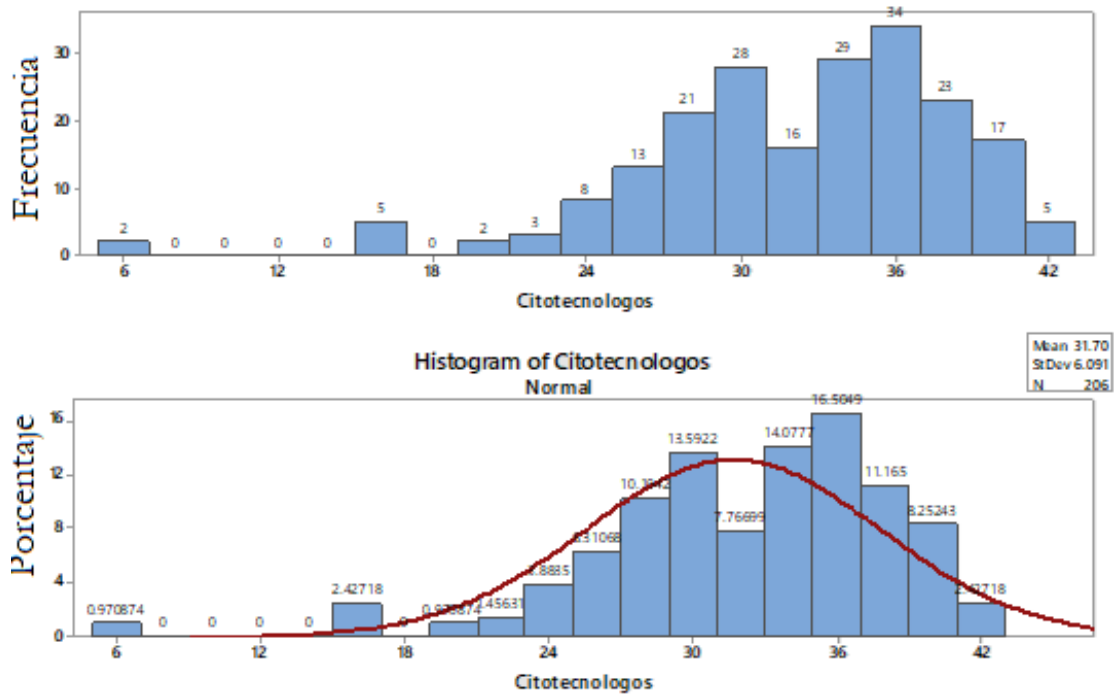


Figura 4.35 Histogramas de frecuencias absoluta y porcentual de la disponibilidad diaria de citotecnólogos en el laboratorio.

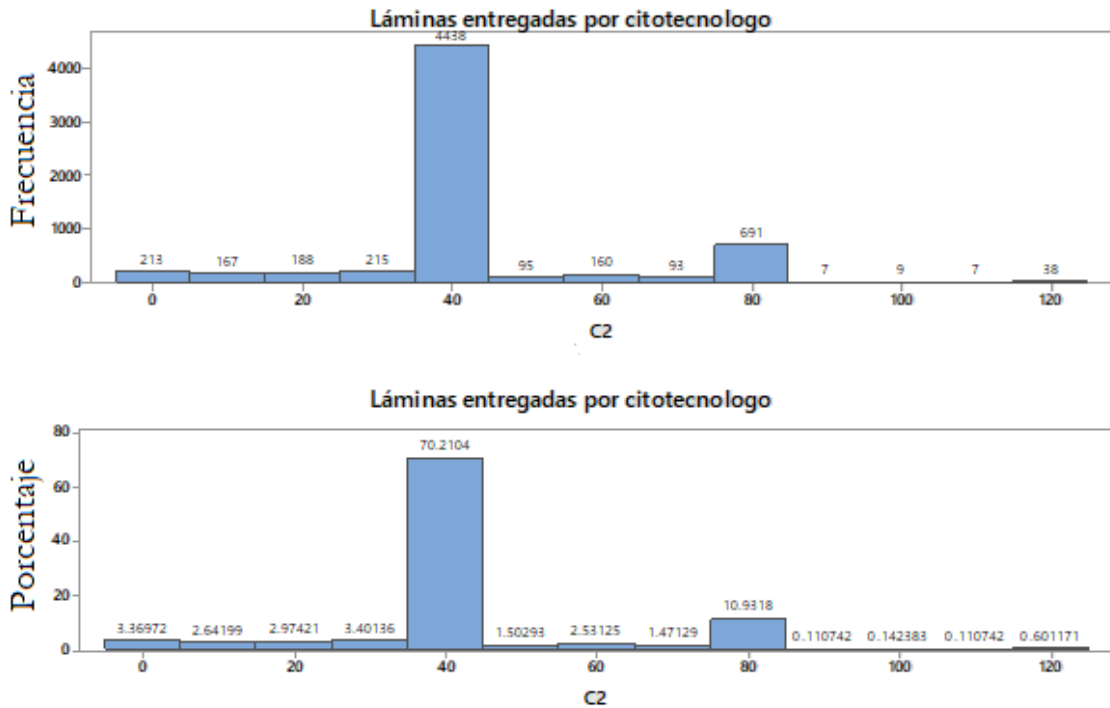
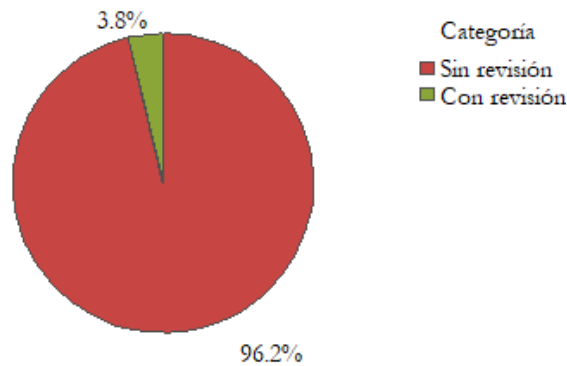


Figura 4.36 Histogramas de frecuencias absoluta y porcentual de la disponibilidad diaria de citotecnólogos en el laboratorio.

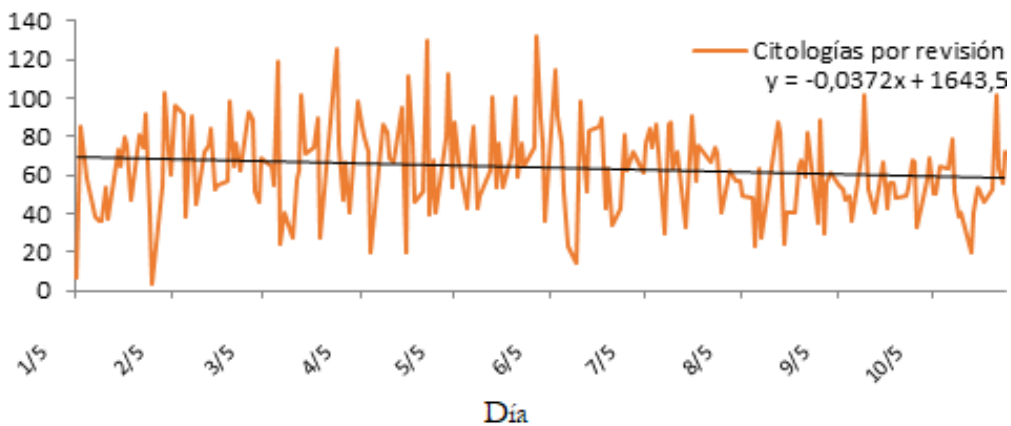
#### 4.4.4.2 *Revisión de citologías por parte del patólogo*

Cuando el citotecnólogo identifica una lesión o tiene dudas en el diagnóstico de la citología, la identifica como “revisión” para que el patólogo emita su criterio y determine el diagnóstico final. De acuerdo con los datos suministrados por el laboratorio, el porcentaje de citologías que realizan este proceso es de 3.8% con respecto al total, como lo muestra la Figura 4.37.



**Figura 4.37 Distribución porcentual de citologías que requieren revisión respecto al total en el laboratorio**

La tendencia de los últimos meses de las citologías que requieren ser validadas por el patólogo muestra una ligera disminución que puede ser apreciable con la línea de tendencia de la Figura 4.38 cuya ecuación presenta una pendiente negativa cercana a cero (-0.0372).



**Figura 4.38 Serie de tiempo para la demanda diaria de citologías que requieren de revisión por parte del patólogo**



En la Figura 4.39 se pueden apreciar los resultados obtenidos de 206 datos correspondientes a citologías para revisión del patólogo en los últimos meses (enero a octubre). En este análisis se identificó que en promedio diariamente se identifican 63.65 citologías de este tipo con una mediana de 63.00. La desviación estándar de los datos analizados fue de 23.22 citologías, encontrándose un valor mínimo de 3 y un máximo de 132 citologías, para un intervalo con un rango de 129.

La distribución de probabilidad de los datos es normal, después de realizar la prueba de bondad de ajuste Anderson – Darling se obtuvo un valor P de 0.846, superior al 0.05 necesario para validar la prueba y un valor a *A-square* de 0.22 cercano a 0.

Es importante considerar que la programación diaria de citologías para un patólogo es 7.5 citologías por hora, en total 60 citologías al día, lo que es un valor cercano a la media de citologías que requieren esta revisión. Por tanto, el servicio requiere garantizar la presencia de al menos dos patólogos diariamente para atender esta actividad. Estos datos se encuentran en la Tabla 4.29.

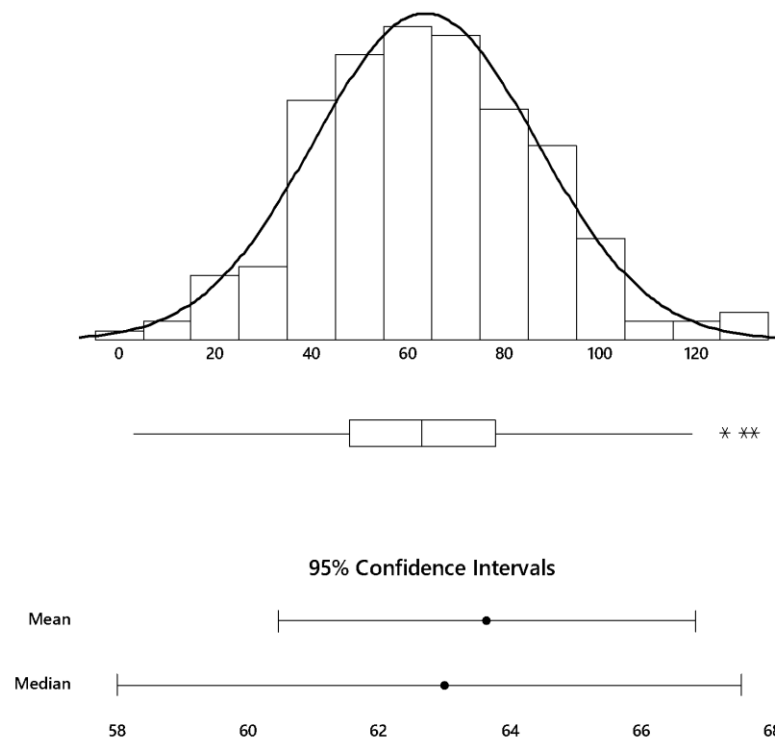
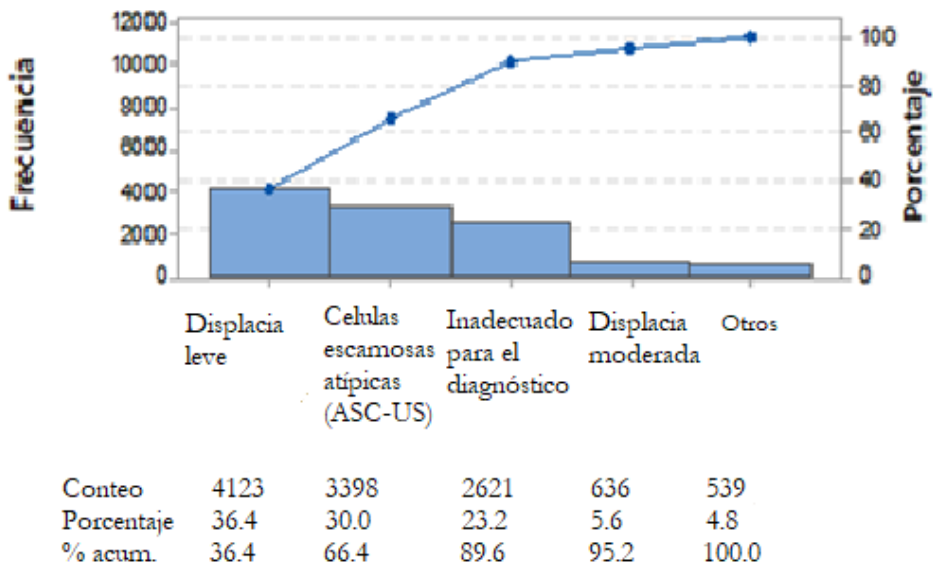


Figura 4.39 Gráficas para la demanda de citologías diarias para revisión.

**Tabla 4.29 Resumen estadístico para la demanda de citologías diarias para revisión**

Prueba de Normalidad Anderson-Darling	A-Cuadrado	0.22
	Valor-P	0.846
Estadística descriptiva	Media	63.650
	Desviación Estándar	23.221
	Varianza	539.194
	Sesgo	0.208443
	Kurtosis	0.143982
	N	206
Cuartiles	Mínimo	3.000
	1er cuartil	47.750
	Mediana	63.000
	3er cuartil	78.250
	Máximo	132.000
Intervalos de confianza del 95%	Media	60.461, 66.840
	Mediana	58.000, 67.531
	Desviación Estándar	21.174, 25.709

Entre las principales causas identificadas en las citologías para revisión se identifican las displacias leves con un 36.4% y las células escamosas atípicas de significado indeterminado (ASC-US) con un 30.0%. En tercer lugar, se encuentran las citologías clasificadas como inadecuadas para diagnóstico con un 23.2%, en combinación estas tres causas representan el 89.6% de todas las citologías enviadas a revisión como lo muestra la Figura 4.40.

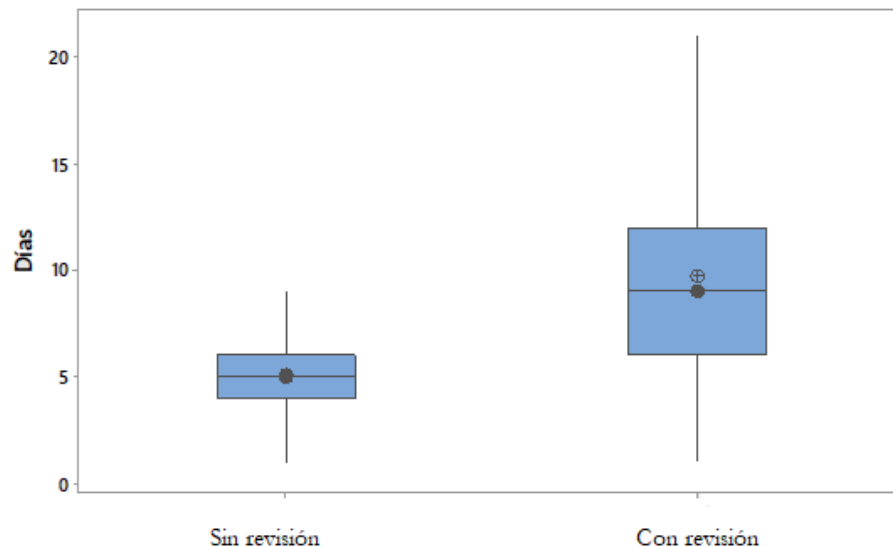


**Figura 4.40 Diagrama Pareto para las principales causas registradas para las citologías para revisión.**

Las citologías que requieren de revisión incrementan el tiempo de ciclo respecto a aquellas que son diagnosticadas por los citotecnólogos directamente. De esta manera, durante el diagnóstico de una citología en la que el técnico da su criterio sin necesidad de una revisión tiene una media de tiempo total de proceso aproximada de 5 días. Sin embargo, se diferencia de aquella que debe ser revisada por el patólogo cuyo tiempo medio total en el proceso es cercano a los 10 minutos.

Incluso su variación se incrementa considerablemente porque las citologías sin revisión alcanzan un máximo de 10 días mientras las citologías con variación pueden superar los 20 días.

Para este análisis es importante tener presente que los datos utilizados corresponden a 1 patólogo, situación que ha afectado al laboratorio debido a que anteriormente se disponía de 2 patólogos y como se mencionó es la cantidad de especialistas idónea para atender la demanda de citologías que requieren revisión. Esta circunstancia generó que para el periodo en que se realizó el estudio, se identificaron 1049 citologías pendientes de ser revisadas por el patólogo. Estas requieren de aproximadamente 17 días de trabajo para ser atendidas por un patólogo. De momento se ha optado por priorizar las citologías identificadas con lesiones más críticas como lo muestra la Figura 4.41.



**Figura 4.41** Comparación de los tiempos de diagnóstico para citologías con y sin revisión en el laboratorio.

#### **4.4.5 Estudio de tiempos**

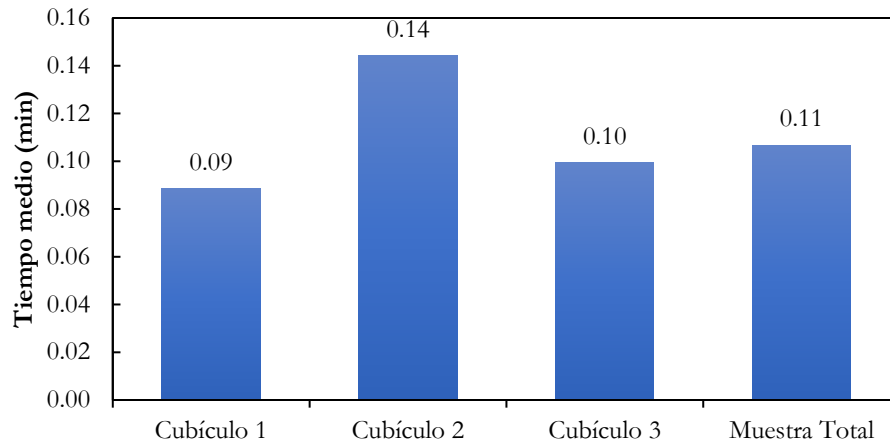
El laboratorio de citologías cuenta con un parámetro de programación de la producción de los técnicos en 40 citologías al día, correspondiente a 5 citologías por hora. En esta actividad participan 46 técnicos distribuidos en 5 cubículos diferentes. Para el análisis que se describe a continuación, se realizó un muestreo durante diferentes días en tres de estos cubículos para analizar la precisión y exactitud que posee el tiempo real con el parámetro establecido.

Para cumplir con la producción de 40 citologías en 8 horas, se requiere de una media por citología de 12 minutos. En total se realizaron 45 mediciones de las cuales se obtuvo una media de 10.67 minutos por citología.

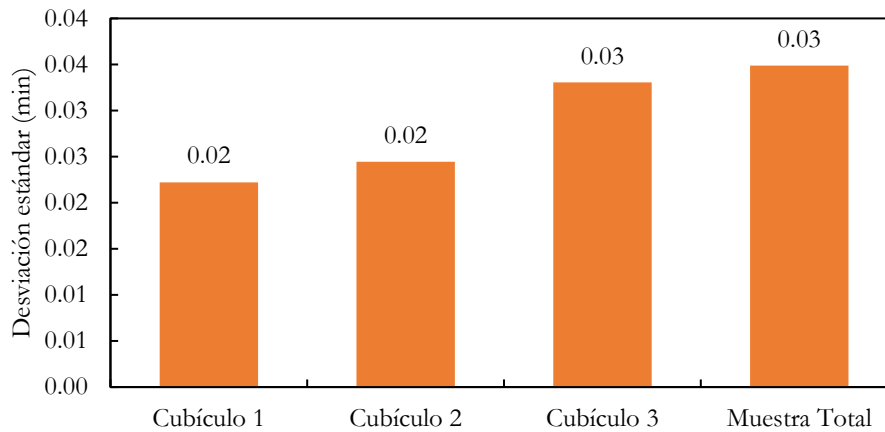
En el cubículo 2 se identificó la media de tiempo más alta con 14.41 minutos, en tanto que los cubículos 1 y 3 no alcanzaron los 10 minutos por citología, como lo muestra la Figura 4.42. Estos valores son muy cercanos al parámetro de producción utilizado por el laboratorio, dado que una media de 10.67 minutos ofrece una holgura de tiempo razonable para atender otras funciones propias del puesto de trabajo como:

- Revisión de la identificación de las láminas recibidas respecto a la solicitud de la citología.
- Registro en la bitácora personal de citologías recibidas.
- Registro de citologías con lesiones o que deben enviarse a revisión.
- Identificación y registro de citologías que son ilegibles.
- Digitación de las citologías en el sistema de información.

La desviación estándar de los datos analizados correspondió a 3.49 minutos para el total de la muestra, en tanto que el cubículo 3 fue el que contó con una mayor variación, al presentar una desviación estándar de 3.31 minutos como lo muestra la Figura 4.43.



**Figura 4.42 Comparación de tiempo medio de diagnóstico por parte de los citotecnólogos según cubículo (minutos).**



**Figura 4.43 Comparación de la desviación estándar para el diagnóstico por parte de los citotecnólogos según cubículo (minutos).**

Considerando la media y desviación estándar obtenidas para el total de la muestra; además, un nivel de confianza del 95% y un error del 10% respecto a la media se obtiene un tamaño de muestra de 41.05 citologías, el cual es inferior a las 45 lecturas de tiempo recopilado. Por esta razón no se considera necesario ampliar la muestra obtenida, como se muestra en la Figura 4.44.



Figura 4.44 Factores utilizados en el tamaño de muestra

#### 4.4.6 Análisis de rendimiento para los parámetros de producción utilizados

Asumiendo una distribución de probabilidad normal en la llegada de citologías, se puede identificar que el 68.27% de las veces se han recibido 1501 citologías o menos.

Esto quiere decir que el 68.27% de las veces el servicio dispone de la capacidad necesaria de acuerdo con su programación de producción, el restante 31.73% de las veces realiza un ajuste en las cargas de trabajo en los días que recibe menos, como lo muestra la Figura 4.45.

Como se analizó previamente, los martes y miércoles son los que mayor cantidad de citologías se reciben.

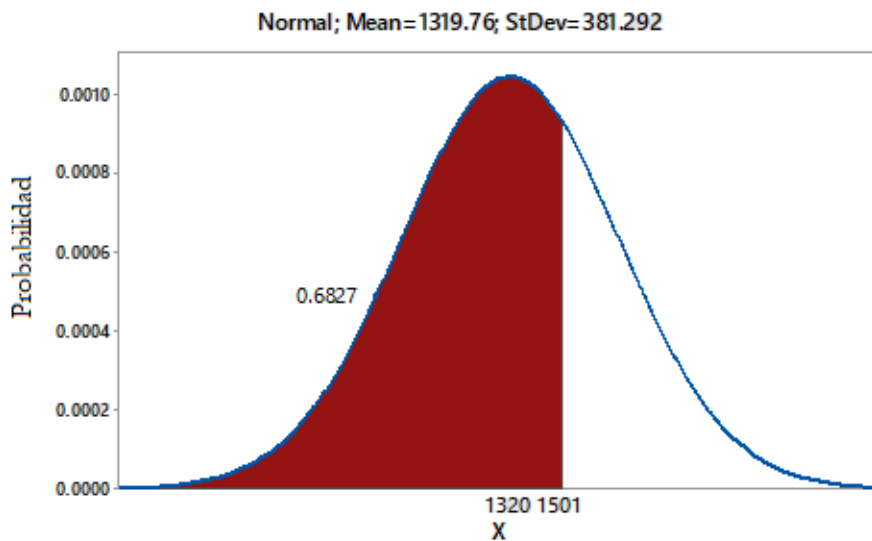


Figura 4.45 Probabilidad de recibir menos de 1501 citologías diarias.

#### 4.4.6.1 *Técnicos en citologías*

Esta actividad cuenta con el apoyo de 46 funcionarios los cuales laboran durante un turno de trabajo. Sin embargo, en el análisis previo fue posible identificar que la mediana de la disponibilidad es de 33 técnicos por día debido a vacaciones, permisos, licencias y otros. Si a esto se le une considerar el parámetro de producción de 40 citologías al día, la capacidad media del servicio es 1320. Este valor es muy aproximado a la mediana de 1328 correspondiente a las citologías recibidas en el centro, como lo muestra la Figura 4.46.

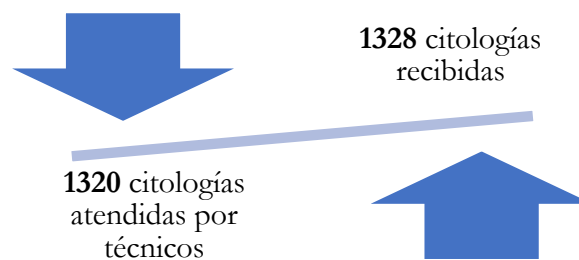


Figura 4.46 Comparativo de medianas de las citologías recibidas y la capacidad total de citotecnólogos

#### 4.4.7 *Proceso de producción: Escenario de mejora*

El escenario de mejora se plantea como un análisis *what-if*, donde se realizan modificaciones en el modelo de simulación para determinar posibles

En cuanto el proceso productivo, llama la atención la forma estructurada y ordenada en que el laboratorio dispone de un sistema de programación y control de la producción. Por medio de este sistema se balancean sus cargas de trabajo en 1500 citologías en las diferentes secciones. Esta situación le ha valido para no tener retrasos sustanciales en su proceso. No obstante, se plantean algunas recomendaciones que pueden ser de utilidad para mejorar la productividad actual:

1. La ubicación de la recepción y cotejo deberían estar cercanas entre sí, dada la relación que guardan estas secciones.
2. Al disponer de la integración de las actividades mencionadas en el punto anterior se puede considerar pasar del sistema de producción actual por lotes (1500

citologías diarias) por otro modelo de tipo continuo donde las citologías conforme se reciben sean cotejadas para enviarlas a tinción y digitación.

3. El servicio debe mantener la disponibilidad de dos patólogos para tener capacidad suficiente para resolver la demanda diaria de citologías que requieren de revisión y así reducir la acumulación que se encuentra actualmente de 1049 citologías.

De esta manera en el mapa de flujo de valor de la Figura 4.47 se aprecian dos soluciones que pueden tener un impacto significativo para el tiempo de ciclo en el proceso de diagnóstico de citologías desde los principios de *Lean Manufacturing*: 1) trabajar una pieza a la vez y no por lotes, y 2) mantener dos patólogos en el proceso y no uno.



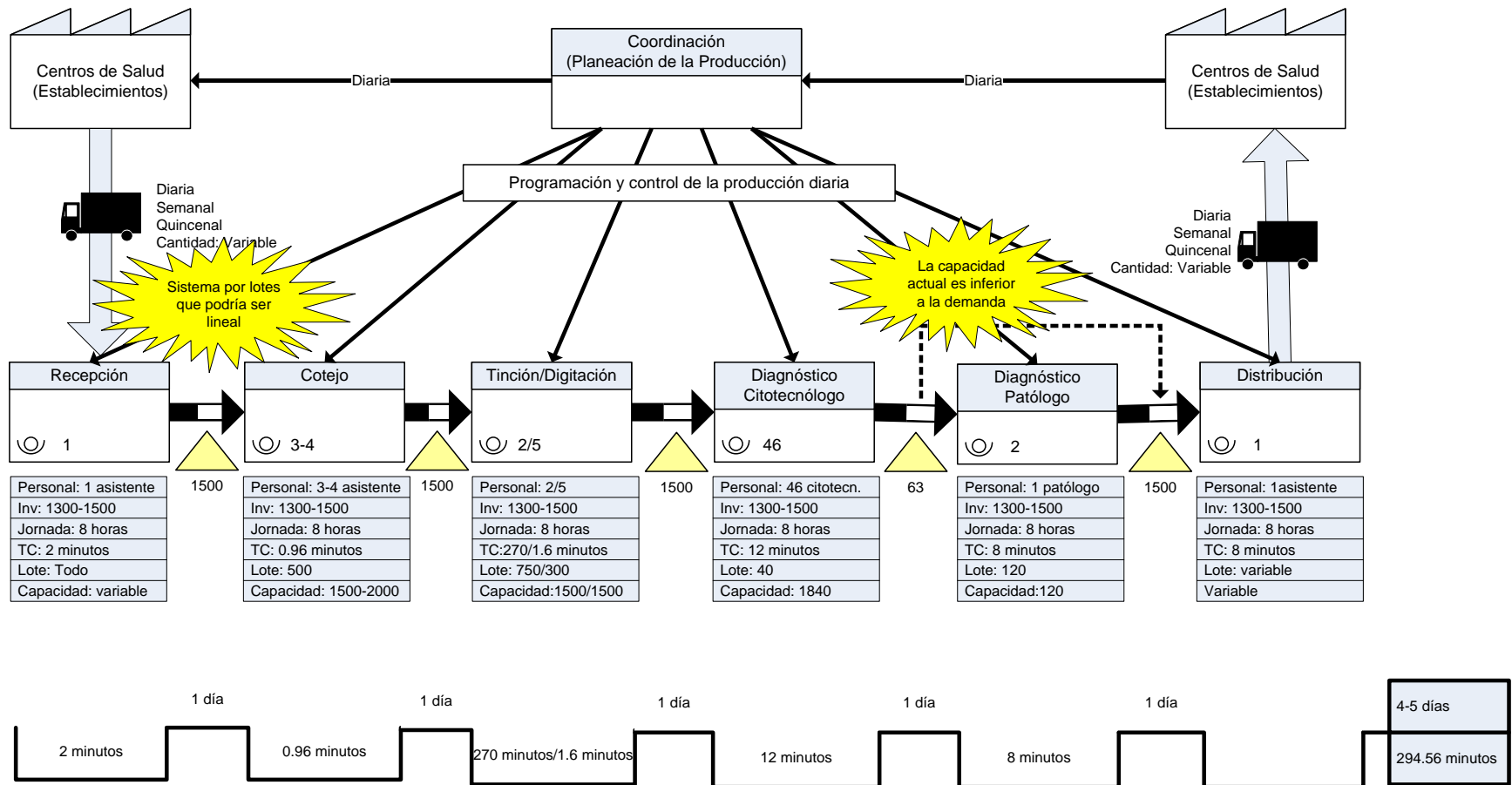


Figura 4.47 Mapa de valor agregado con propuestas de mejora.

Mediante el modelo de simulación realizado se determinó que el tiempo medio de valor agregado para cada entidad (citología) en el escenario de la situación actual del laboratorio fue de 24 horas efectivas, mientras que con el escenario de la situación propuesta es posible que el tiempo se reduzca a 8.2571 horas efectivas, correspondiente a un ahorro del 66% del tiempo de ciclo inicial. Otro aspecto de mejora es el tiempo de espera que puede reducirse porque en el escenario actual el tiempo medio de espera es 7.6284 horas al incorporar las mejoras se reduce a 4.2963 horas, lo que equivale a un ahorro del 44% en el tiempo de espera como lo muestra la Tabla 4.30. Estos datos se obtienen al comparar la producción de 120 entidades o citologías durante 40 horas de simulación, siendo un día de una jornada de ocho horas.

**Tabla 4.30 Resumen de resultados obtenidos en los modelos de simulación de los escenarios de la situación actual y la situación propuesta.**

---

<b>Tiempo (Horas)</b>	<b>Situación Actual</b>			<b>Situación Propuesta</b>		
	<b>Promedio</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>Promedio</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
Valor Agregado	24.0450	24.0333	24.2333	8.2571	8.2493	8.3827
Espera	7.6284	7.2395	8.4331	4.2963	0.7629	7.8413
Total	31.6784	31.2728	32.6665	12.5535	9.0122	16.2206

---

# Capítulo 5. Discusión de resultados

## 5.1 Aplicación en una sala de angiografía

Los avances tecnológicos permiten simular con mayor rapidez modelos sanitarios más realistas y complejos. Sin embargo, quienes deben tomar una decisión no aceptarán fácilmente los resultados de los modelos a menos que puedan entenderlos intuitivamente y explicárselos a otros en términos relativamente simples. El desafío para la próxima generación de modeladores no es solo aprovechar el poder disponible de estos métodos recientemente accesibles, sino también extraer de la nueva generación de modelos los conocimientos que tendrán el poder de influir en los que toman las decisiones [160].

El tiempo de asistencia en la sala de angiografía tiene una amplia variabilidad y esto queda representado en un ancho intervalo de confianza. Al representar las condiciones actuales del proceso, la utilización de la sala de angiografía fue de 0.99 mostrando de esta manera que se encuentra a plenitud de su capacidad instalada y no tiene oportunidad de atender posibles eventualidades en el proceso. Esta situación ocasiona que se genere una lista de espera que conforme pasa el tiempo se incrementa sustancialmente. En promedio, 24 pacientes al mes esperan su tratamiento [41, 161].

Para las opciones consideradas, en ambos casos se duplica la capacidad actual, ya sea adquiriendo una sala de angiografía adicional o habilitando un turno de trabajo más.

Si bien en ambos casos la tasa de utilización es de 0.64, lo cual brinda una capacidad ociosa para atender posibles incrementos de la demanda y elementos operativos tanto rutinarios como esporádicos de mantenimiento. [162] La diferencia entre ambas opciones radica en el tiempo de espera del paciente. Por un lado, al habilitar un segundo turno se genera un tiempo de espera mayor que puede llegar a alcanzar 15 horas, lo que equivale a poco más de un día (una jornada laboral). Mientras que, por otro lado, contando con una nueva sala de angiografía, la espera sería cercana a 3.71 horas. Cualquiera de las dos opciones es significativamente menor al tiempo de espera actual de 6.75 días [163, 164].

Incorporar una sala de angiografía requiere de tiempos de diseño e implementación, los cuales son significativos. Mientras se plantean estas actividades de puesta en marcha, la lista de espera continuará creciendo. Adicionalmente, se incurre en un costo de inversión inicial elevado correspondiente a la construcción de un nuevo edificio y el equipo de angiografía requerido. Por su parte, en la habilitación de un turno de trabajo adicional, se requerirá únicamente los gastos operativos de insumos y personal técnico especializado que realice los procedimientos quirúrgicos diarios [165].

En la Tabla 5.1 se muestran los tipos de gastos en los que se incurrirá según la opción de mejora propuesta que se decida acometer. Adicionalmente es importante considerar que con un nuevo edificio se dispondrá de una mayor capacidad instalada productiva, con la cual se podrán asumir biopsias de otros hospitales con exceso de demanda.

**Tabla 5.1 Tipos de gastos que deben considerarse en cada escenario de mejora propuesto**

<b>Tipo</b>	<b>Adquisición de sala de angiografía adicional</b>	<b>Habilitar un segundo turno de la sala actual</b>
Diseño de edificio	X	
Construcción de edificio	X	
Compra de equipo de angiografía	X	
Compra de insumos	X	X
Contratación de personal técnico especializado	X	X

La disponibilidad de camas es otro punto que debe ser considerado en el análisis de capacidad instalada, debido a que se debe garantizar la cantidad suficiente para hospitalizar los pacientes un día antes y entre uno y tres días después de la intervención [166]. Un segundo turno demandaría mayor número de camas de hospitalización antes y

después de los procedimientos, bien podría considerarse una restricción del proceso que amerita un análisis más detallado que podría incluirse en el modelo de simulación.

Es importante considerar que, aunque los resultados del modelo propuesto indican plazos de esperas marginales o tendientes a cero, no siempre los pacientes desean una atención inmediata. Si el paciente se dedica por completo al cuidado de sus hijos, necesitará encontrar un cuidador para el tiempo que se ausentará. Un/a trabajador/a puede requerir un tiempo previo para preparar a quien lo reemplace durante su ausencia. Todo esto claro está, cuando se trata de procedimientos electivos, no en caso de emergencias [82].

Los sistemas de seguridad social tienen listas de espera, no obstante, la problemática es de mayor o menor entidad dependiendo de los recursos con que cuente dicho sistema. España, Italia, Inglaterra, Nueva Zelanda, Canadá y Australia son los países que tienen más documentada la situación de listas de espera. De acuerdo con la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) a raíz de la reciente recesión económica y las severas presiones sobre los presupuestos públicos, los tiempos de espera pueden aumentar nuevamente [167].

Este trabajo demuestra técnicamente que la propuesta es viable y resuelve un problema latente y significativo para los sistemas de seguridad social. Las siguientes investigaciones deben centrarse en aplicar esta metodología para la optimización de los tiempos de espera de otras áreas asistenciales de un hospital, además, de la discusión se extrae que existe un balance entre soluciones que debe ser estudiado más allá de los resultados de la simulación. Tiene implicaciones en inversiones y en disponibilidad de capacidad en otros servicios (camas), aspectos que podrían incorporarse en el modelo de simulación para aumentar su alcance y seleccionar una decisión finalmente.

## **5.2 Aplicación en un servicio de anatomía patológica (análisis de biopsias)**

El modelo DES desarrollado fue capaz de representar el proceso de anatomía patológica. Al modelo de simulación, se incorporaron elementos como los tiempos de espera y la producción de biopsias que realiza este servicio en cada una de sus actividades, siendo posible monitorear como se desarrollan ambas variables a través del tiempo captando la complejidad logística que presenta un servicio de salud de este tipo [168].

Esto permitió hacer un análisis de diagnóstico donde se identificaron aquellas actividades que representan una restricción en el proceso y limitan su capacidad productiva respecto a la demanda del servicio, incorporando elementos de variabilidad e incertidumbre mediante el algoritmo de Box-Müller.

Para el modelo DES se utilizó el algoritmo Box-Müller por cuanto se identificó que los tiempos de las actividades del proceso de análisis de biopsias seguían una distribución de probabilidad normal, por otra parte, debía tener la capacidad de configurarse en un código fuente de programación como Visual Basic para desarrollar la aplicación con la flexibilidad de elaborar diferentes modelos de simulación [169].

Se comprobó que los datos analizados de los tiempos de proceso contaban con una distribución de probabilidad normal, siendo positivo para el análisis de los datos. No obstante, esta condición no siempre prevalece en los procesos particularmente tratándose en servicios, donde suelen encontrarse distribuciones de probabilidad sesgadas hacia la derecha siendo necesario incorporar otros tipos de algoritmos [63, 170]. Este aspecto podría deberse a que en el momento de realizar el estudio solo se disponía de un médico patólogo que realizaba los análisis y eso podría reducir la variación en el proceso; adicionalmente se encuentra el tipo de biopsias, que como se constató gráficamente existían dos grupos si se mantenían mezclados sus tiempos eso generaría que no siguieran una distribución normal.

Como parte de las soluciones se determinaron tres propuestas las cuales permitieron evaluar aspectos de carácter económico y operativo. Cada una de ellas tiene elementos diferenciadores respecto a las otras donde cabe resaltar el considerar el impacto que tendría considerar las biopsias que se encontraban pendientes de diagnóstico por parte del patólogo [164, 171]. Entre los elementos se pueden considerar incluir más recursos en las restricciones del proceso identificadas en el análisis, incluir el inventario actual de biopsias pendientes de análisis y finalmente incluir por un periodo específico tiempo extraordinario para atender las biopsias pendientes.

A nivel metodológico se incorporan las etapas de la mejora continua de procesos DMAIC enfocada resolver problemas de variabilidad, en este caso los tiempos de espera para el diagnóstico de biopsias. Esta estructura se integra adecuadamente con el uso de la simulación en las etapas de análisis y mejora, en el primer caso para identificar las principales causas que afectan el problema y el impacto que estas tienen [84], con la

segunda se evalúa la implementación que tendrían las posibles soluciones y así elegir la más conveniente para corregir el problema en estudio [101].

Los escenarios de mejora consideran diferentes supuestos para determinar el comportamiento que tendrían en el tiempo de espera mediante el modelo de simulación, la cantidad y la combinación de escenarios podría variar dependiendo de la experiencia y formación del analista [172]. En este estudio se definieron los siguientes:

1. Una programación en condiciones normales de trabajo para dos patólogos para la primera propuesta. La desventaja que presenta este escenario corresponde a que existía una cantidad significativa de biopsias que se encontraban pendientes de análisis y si no son tomadas en cuenta en la programación de la producción del servicio de anatomía patológica, los recursos se encontrarían con una utilización de uno o cercana a uno, dando la impresión de que no tienen la capacidad para atender la demanda existente y que la solución no fue satisfactoria.
2. La segunda contempla adicionalmente el número de biopsias que se encuentran pendientes de diagnóstico, normalizando las condiciones de trabajo en siete meses suspendiendo por ese período las autopsias para enfocarse en terminar con el diagnóstico pendiente. Este escenario tiene la dificultad de que los recursos disponibles en el sistema tardaran siete meses en resolver las biopsias pendientes de análisis más aquellas que ingresan día con día, tratándose de un servicio diagnóstico este tiempo puede poner en riesgo la integridad y salud de las personas.
3. La tercera propuesta es similar a la segunda, pero incorpora 320 horas extra durante tres meses para concluir con el número de citologías y biopsias pendientes durante ese tiempo. La desventaja de este escenario es que requeriría de una inversión mayor para pagar tiempo extraordinario, no obstante, resolvería las biopsias pendientes en el corto tiempo y dotaría el servicio de más capacidad instalada con la cual solventar la demanda diaria del servicio.

Este análisis puede ampliarse a otros estudios, como citologías y autopsias, para disminuir los tiempos de espera. Por otro lado, los resultados se pueden extrapolar a otros servicios de salud [81].

### 5.3 Aplicación en un laboratorio de citologías.

El aplicativo de este modelo de simulación correspondió en complementar la información obtenida del proceso de diagnóstico en un laboratorio de citologías. Se utilizaron tiempos de ciclo constantes para analizar las medidas de desempeño del sistema de colas de todas las actividades del proceso, a diferencia de los modelos previamente establecidos en donde los estudios de tiempos brindaron distribuciones de probabilidad, por esta razón si el análisis del problema lo amerita podrían utilizarse distribuciones de probabilidad o como en este caso, constantes [173].

Particularmente el enfoque de mejora para este proceso estaba dirigido en aplicar los principios de *Lean Manufacturing* para reducir el tiempo de ciclo del proceso. Fue posible abordar este aspecto en el estudio, particularmente, al ajustar el modelo de producción en una sola pieza y no por lotes como estaba definido, por esta razón los tiempos de espera fueron reducidos. Aunque el modelo fue comparativo entre los escenarios de la situación actual y la propuesta de mejora, bien se podría considerar un modelo con tiempos de réplica más amplios donde se analice la capacidad plena de la demanda de 1500 entidades al día, semanas, meses o años si fuese requerido conocer los resultados en esos periodos de tiempo [174].

El principal problema identificado en el proceso de diagnóstico de citologías correspondía con aquellas que requerían la revisión por parte del patólogo. Aunque fue posible constatar que se tiene un proceso ordenado y con controles específicos para la programación y control de la producción, disponer de un solo recurso no es suficiente para atender la demanda y conforme pasan los días el inventario de citologías pendientes se incrementa. Por esto se hace la propuesta de contar con un recurso adicional, lo cual se puede definir porque está establecido un estándar de tiempo para estas labores de 12 minutos por citología, variables que deben ser evaluadas cuando se realiza un estudio de este tipo [74].



Para este caso específico el mapa de valor agregado brindó una guía y estructura del proceso en cuanto a las variables requeridas y la secuencia lógica de actividades necesarias para realizar el modelo de simulación. Además, permitió visualizar el proceso de principio a fin con métricas operativas relevantes para identificar oportunidades de mejora que fueron complementadas en el modelo DES [175].



# Capítulo 6. Conclusiones

## 6.1 Conclusiones generales

Los resultados obtenidos en esta investigación han cumplido con el Objetivo General (OG) es analizar el efecto en la capacidad instalada productiva de los procesos diagnósticos en Ingeniería Hospitalaria mediante el desarrollo de modelos de simulación de eventos discretos. Tras haber desarrollado, validado y aplicado estos modelos en una sala de angiografía de procedimientos cardíacos, en un servicio de patología y en un laboratorio de citologías se concluye que:

Mediante el modelo de simulación de eventos discretos diseñado fue posible determinar que la capacidad instalada actual en la sala de angiografía no es suficiente para atender la demanda, dado que posee una tasa de utilización de 0.99. Por lo tanto, al duplicar la capacidad actual se obtiene una utilización de 0.64. La recomendación más favorable es habilitar un segundo turno de trabajo porque reduce los tiempos de espera de los pacientes y resulta más económico que construir una nueva sala de angiografía y la oferta actual del servicio.

El modelo de simulación del proceso pudo constatar que con dos patólogos el servicio de patología puede producir cerca de 8,000 biopsias al año, siendo necesario para cumplir con la producción anual de 315 horas de corte y 1,697 horas para diagnosticarlas. En los escenarios de mejora se concluye que es posible diagnosticar una biopsia en tres días hábiles de trabajo, siempre y cuando se incorporen los supuestos definidos. Para esto

es necesario considerar en la programación el número de biopsias que se encuentran pendientes de diagnóstico.

Para el caso del laboratorio de citologías se logró un ahorro del 66% del tiempo de ciclo y 44% en los tiempos de espera, aplicando principios de la filosofía de *Lean Manufacturing*. Trabajar una pieza (en este caso, biopsia) a la vez y no por lotes como se hace actualmente fue la recomendación adecuada para disminuir la lista de espera.

La estructura de trabajo DMAIC permitió desarrollar el análisis de los procesos de los servicios bajo estudio para obtener una solución. Inicialmente en *Define* se definió un problema de variabilidad, orientado en la reducción de los tiempos de espera de los pacientes. Para la etapa *Measure* se desarrolló un plan de recolección de datos y se analizaron estadísticamente las variables más atinentes al problema establecido y los efectos que este generaba. En *Analyze* se determinó la correlación de las causas con respecto al problema siendo de gran utilidad el uso de los modelos DES e incluso el mapa de valor agregado (VSM). En el caso de la etapa *Improve* se desarrollaron soluciones que corrigieran las causas identificadas, siendo utilidad el uso de los modelos DES que permitieron realizar análisis *what-if* para determinar el impacto que tendrían modificar algunas variables y elementos en el sistema real, previo a la implementación. Finalmente, en la etapa *Control*, con el desarrollo del estudio se generaron una serie de variables que permiten dar seguimiento a la implementación de las soluciones y así determinar si estas brindaron los resultados esperados a través del tiempo.

En el transcurso de la investigación se comprobó que la simulación DES permite optimizar el uso de los recursos utilizados en Sistemas de Salud y por tanto es una herramienta adecuada para optimizar la gestión hospitalaria.

Los modelos de simulación realizados fueron validados con respecto a los sistemas reales que representaban (sala de angiografía y el análisis de biopsias), para esto fueron comparados los resultados obtenidos mediante intervalos de confianza; en ambos casos los intervalos contenían el valor de cero con lo cual se pudo determinar que no había diferencia estadística entre los datos brindados por los modelos respecto a los sistemas reales representados.

The results obtained in this research have fulfilled the General Objective (GO) of analysing the effect on the productive installed capacity of diagnostic processes in Hospital Engineering through the development of discrete event simulation models. After having developed, validated and applied these models in an angiography room for cardiac procedures, in a pathology service and in a cytology laboratory, it is concluded that:

Using the discrete event simulation model designed it was possible to determine that the current installed capacity in the angiography suite is not sufficient to meet the demand, given that it has a utilisation rate of 0.99. Therefore, doubling the current capacity would result in a utilisation rate of 0.64. The most favourable recommendation is to provide a second shift because it reduces patient waiting times and is more economical than building a new angiography suite and the current supply of the service.

The process simulation model showed that with two pathologists, the pathology department can produce about 8,000 biopsies per year, which requires 315 hours of cutting and 1,697 hours of diagnosing biopsies to meet the annual production. The improvement scenarios conclude that it is possible to diagnose a biopsy in three working days, provided that the defined assumptions are incorporated. For this it is necessary to consider the number of biopsies pending diagnosis in the scheduling.

In the case of the cytology laboratory, a saving of 66% in cycle time and 44% in waiting times was achieved by applying the principles of the Lean Manufacturing philosophy. Working one piece (in this case, biopsy) at a time and not in batches as is currently done was the appropriate recommendation to reduce the waiting list.

The DMAIC work structure allowed the analysis of the processes of the services under study to be developed in order to obtain a solution. Initially, a variability problem was defined in Define, aimed at reducing patient waiting times. For the Measure stage, a data collection plan was developed and the variables most relevant to the established problem and its effects were statistically analysed. In Analyze, the correlation of the causes with respect to the problem was determined, with the use of DES models and even the value-added stream map (VSM) being very useful. In the case of the Improve stage, solutions were developed to correct the identified causes, with the use of DES models being useful, which allowed what-if analyses to be carried out to determine the impact that modifying some variables and elements in the real system would have, prior

to implementation. Finally, in the Control stage, with the development of the study, a series of variables were generated to monitor the implementation of the solutions and thus determine whether they provided the expected results over time.

During the research, it was proven that DES simulation allows the optimisation of the use of resources used in Health Systems and is therefore a suitable tool for optimising hospital management.

The simulation models were validated with respect to the real systems they represented (angiography room and biopsy analysis), for which the results obtained were compared using confidence intervals; in both cases the intervals contained the value of zero, which made it possible to determine that there was no statistical difference between the data provided by the models with respect to the real systems represented.

## 6.2 Conclusiones específicas

Para el cumplimiento del Objetivo Específico 1 (OE1), el cual corresponde a reducir los tiempos de espera de atención de pacientes desde un enfoque logístico apoyado en la estructura DMAIC, evaluando la utilización de los recursos presentes en el proceso, con los resultados obtenidos se concluye que:

1. En la sala de angiografía, el primer escenario de mejora duplica la capacidad del recurso al mes con lo cual el promedio de procedimientos realizados pasa a 194.42, el tiempo promedio de espera por paciente es de 0.11 horas (6.85 minutos, aproximadamente). El máximo de tiempo de espera registrado en las réplicas fue de 0.57 días (3.71 horas, aproximadamente). Para el segundo escenario, la sala de angiografía tiene una disponibilidad de tiempo de 13 horas diarias, en lugar de 6,5 horas actuales, y la llegada de pacientes se mantiene en un horario de 6.5 horas con una tasa de llegadas de 1 paciente cada 0.7 horas o su equivalente 1.43 pacientes por hora. El promedio de pacientes atendidos pasa a ser 197.92 con un intervalo de confianza del 95% de (167, 222), el tiempo medio de espera por paciente es de 2.06 horas con un máximo de 16.50 horas. En ambos casos la utilización de la sala de angiografía es de 0.64.

2. En la etapa de diagnóstico del análisis del proceso fue posible determinar como el porcentaje de biopsias diagnosticadas corresponde al 62% (4,039). El restante 38% (2,468) están pendientes de diagnóstico. Una de las principales causas de esta situación corresponde a la restricción del proceso (o cuello de botella) de biopsias correspondiente al almacenamiento durante dos meses que deben tener las placas en espera del diagnóstico por parte del patólogo.
3. En cuanto a los tiempos para el diagnóstico de las biopsias por parte del patólogo, se determinó que hay dos grupos. El primero de ellos cuenta con una media 9.2571 minutos y una desviación de 7.3069 minutos; y el segundo, con una media de 27.389 minutos con una desviación de 6.001 minutos, ambos grupos con una distribución de probabilidad normal. La proporción en que se realizan estos grupos corresponde a dos biopsias de 9.2571 minutos por una de 27.389 minutos, con esto se concluye que la hipótesis que plantea que por hora se realizan 2.5 biopsias (24 minutos por biopsia) es rechazada. Este estándar era utilizado por el centro de salud.
4. Mediante el modelo de simulación para el laboratorio de citologías se determina que el tiempo medio de espera por citología pasa de 7.6 horas a 4.3 horas aplicando las medidas propuestas. Un efecto similar ocurre con el tiempo medio de valor agregado que se reduce de 24.1 horas a 8.3 horas. Ambos factores reducen el tiempo de ciclo de proceso en un 65% y triplican la capacidad instalada con que cuenta el laboratorio.

Para el cumplimiento del Objetivo Específico 2 (OE2), el cual corresponde a analizar las variables y factores de los procesos en estudio que permitan el desarrollo de modelos DES con los cuales se definan parámetros que gestionen la utilización de los recursos, con los resultados obtenidos se concluye que:

1. Convergieron diferentes fuentes de información nuevas con respecto a las que se tenían habitualmente, ya que para el estudio se recurrió a la información que tradicionalmente se utiliza por el Servicio de Salud, complementada con el muestreo de tiempos y datos del diseño de la investigación propuestos en este modelo.

2. La información recolectada brindó un conocimiento global sobre el proceso en el cual se debía resolver una situación determinada en corto tiempo. Adicionalmente, también facilitó plantear mejoras y conocer sus implicaciones a nivel operativo, económico y en la relación con otros procesos.
3. La simulación realizada permitió analizar los diferentes escenarios disponibles y el efecto que estos generarían para tomar la decisión más acertada.

Para el cumplimiento del Objetivo Específico 3 (OE3), el cual corresponde a estudiar los resultados obtenidos en los modelos de simulación como fuente de información para la realización de propuestas que mejoren la utilización de los recursos, reduzcan los tiempos de espera y listas de espera, con los resultados obtenidos se concluye que:

1. A nivel operativo se debe valorar que con la información brindada en este estudio y contando con la disponibilidad de presupuesto, construir un edificio debidamente equipado para el caso de la sala de angiografía se requerirá de un tiempo requerido de puesta en marcha superior a un año. Mientras tanto, se necesitará de un segundo turno de manera provisional para así evitar que la lista de espera se incremente porque de acuerdo con el modelo desarrollado el promedio mensual de pacientes en cola es 24, llegando a alcanzar un máximo de 71 en algunas réplicas. Ambas propuestas de mejora reducen la tasa de utilización a 0.64 y aumentan la producción mensual de la sala de angiografía a 200 pacientes, pero optar por la opción de disponer de un turno adicional de trabajo aumentará los tiempos de espera del paciente en comparación a construir un nuevo edificio.
2. Con ayuda de la simulación del proceso de patología se pudo constatar que con dos patólogos el servicio de patología puede producir cerca de 8,000 biopsias al año, para lo cual se requieren de 315 horas de corte y 1,697 horas para diagnosticarlas.



3. Para el laboratorio de citologías combinando la información brindada por el mapa de valor agregado y el modelo de simulación se determina un ahorro del 66% en el tiempo de valor agregado por citología y un 44% en el tiempo de espera, esto al incorporar las mejoras identificadas en el modelo de simulación.

### **6.3 Conclusiones complementarias**

Esta investigación empleó dos diferentes herramientas de simulación de eventos discretos que permitieron el modelado de procesos en servicios de salud y el análisis de la utilización de sus recursos. Por un lado, se utilizó una herramienta consolidada en el mercado de la cual se dispone la licencia académica como lo es ARENA. Por otro lado, se llevó a cabo un desarrollo original un motor de simulación sobre una hoja de cálculo de uso cotidiano mediante *Visual Basic Application* (VBA).

La propuesta consideró una estructura metodológica de trabajo para la mejora de procesos en servicios de salud que integró la simulación de eventos discretos. Se eligió Seis Sigma como metodología de mejora de procesos enfocada en problemas de variabilidad desarrollando las etapas DMAIC en combinación de conceptos de *Lean Manufacturing*. Con este estudio se demuestra cómo pueden complementarse ambas filosofías de mejora continua (DMAIC y *lean manufacturing*), con los pasos para el desarrollo de modelos de DES en la mejora de procesos de servicios de salud.

Para incorporar la complejidad de los servicios de salud y demostrar que esta técnica puede ser desarrollada en diferentes entornos que requieran reducir la utilización de los recursos disponibles esta metodología de trabajo fue aplicada en una sala de angiografía de procedimientos cardiacos, un servicio de patología y un laboratorio de citologías.

### **6.4 Líneas de trabajo futuras**

A partir la presente Tesis Doctoral, surgen múltiples líneas futuras de investigación con un gran potencial de generar conocimiento innovador y de gran utilidad dentro de la Ingeniería Hospitalaria donde se utilice la simulación de eventos discretos

para la mejora continua de procesos mediante un balance de la utilización de los recursos disponibles y con esto alcanzar una atención oportuna del paciente.

Una de estas líneas corresponde a incorporar otras distribuciones de probabilidad en la aplicación de VBA Excel y no solo trabajar con el algoritmo Box-Müller para datos con distribuciones normales, adicionalmente se puede incorporar un módulo para identificar las distribuciones de probabilidad por medio de diferentes pruebas de bondad de ajuste.

A nivel de las especialidades y servicios pueden incorporarse otros al modelo de toma de decisión desarrollado como el caso de laboratorios clínicos, farmacia, radiología, radioterapia y otros, los cuales tienen características técnicas específicas que los diferencian, pero bajo esta estructura de trabajo pueden llevarse a cabo mejoras. Si bien se desarrollaron modelos de servicios considerados de apoyo, también se puede considerar servicios esenciales de la gestión hospitalaria como consulta externa, urgencias y hospitalización.

Siendo los estudios de tiempos fundamentales para analizar la capacidad instalada de los procesos hospitalarios pueden desarrollarse aplicaciones que utilicen tecnología relacionada con aprendizaje profundo de redes neuronales que faciliten la recolección de este tipo de información, en particular para considerar el aforo y distanciamiento requerido para evitar contagios derivados de la pandemia actual. Particularmente en procesos donde exista una atención directa a pacientes como el caso de consulta externa, hospitalización y urgencias.

Adicionalmente, siguiendo un enfoque *bottom-up* desde los servicios médicos hacia el sistema sanitario, sería interesante analizar el funcionamiento de la red de servicios de salud. Ya sea por agregación de la capacidad instalada particular de los servicios o desde un enfoque general, es otro elemento que puede considerarse, en el cual se analice analizar la capacidad instalada en los diferentes centros de salud que lo conforman según los niveles de atención y sus especialidades médicas es definitivamente una línea de trabajo muy prometedora.

Durante el desarrollo de esta investigación, se consultaron algunas publicaciones en las que identificaron indicadores relacionados con Big Data para la gestión de la salud, con los cuales establecieron modelos de control de riesgo basado en la teoría difusa para

la gestión del tratamiento médico inteligente y así resolver el problema de resultados experimentales inexactos debido a la falta de datos al tratar con problemas reales, este tipo de desarrollos podrían integrarse con los modelos DES para crear escenarios para proyectar requerimientos y necesidades en una red de servicios de salud [176].



## Capítulo 7. Referencias

- [1] F. Senkubuge, M. Modisenyane y T. Bishaw, «Strengthening health systems by health sector reforms,» *GLOBAL HEALTH ACTION*, vol. 7, pp. 1-7, 2014.
- [2] G. Steigner, C. R. Doarn, M. Schuette, D. Matusiewicz y C. Thielscher, «Health Applications for Corporate Health Management,» *TELEMEDICINE AND E-HEALTH*, vol. 23, n° 5, pp. 448-452, 2017.
- [3] M. K. Traoré, G. Zacharewicz y R. Duboz, «Modeling and simulation framework for value-based healthcare systems,» *Simulation: Transactions of the Society for Modeling and Simulation International*, vol. 95, n° 6, pp. 481-497, 2019.
- [4] G. Improta, G. Guizzi, C. Ricciardi, V. Giordano, A. M. Ponsiglione, G. Converso y M. Triasi, «Agile Six Sigma in Healthcare: Case Study at Santobono Pediatric Hospital,» *International Journal of Environmental Research and Public Health*, pp. 1-17, 2019.
- [5] D. Dobrzykowski, V. S. Deilami , P. Hong y S.-C. Kim, «A structured analysis of operations and supply chain management research in healthcare (1982–2011),» *Int. J. Production Economics*, vol. 147, pp. 514-530, 2014.
- [6] J. J. Caro, J. Möller y D. Getsios, «Discrete Event Simulation: The Preferred Technique for Health Economic Evaluations?,» *VALUE IN HEALTH*, vol. 13, n° 8, pp. 1056-1060, 2010.

- [7] N. Moretto, T. A. Comans, A. T. Chang, S. P. O'Leary, S. Osborne, H. E. Carter, D. Smith , T. Cavanagh, D. Blond y M. Raymer, «Implementation of simulation modelling to improve service planning in specialist orthopaedic and neurosurgical outpatient services,» *Implementation Science*, n° 14, pp. 1-11, 2019.
- [8] P. Nikodem Rudziński, M. Kruk, C. Kępką, U. J. Schoepf, K. Otani, T. J. Leonard, M. Dębski, Z. Dzielińska, J. Pręgowski, A. Witkowski, W. Rużyłło y M. Demkow, «Assessing the value of coronary artery computed tomography as the first-line anatomical test for stable patients with indications for invasive angiography due to suspected coronary artery disease. Initial cost analysis in the CAT - CAD randomized trial,» *Journal of Cardiovascular Computed Tomography*, 2019.
- [9] Z. Shui-Yee Wong, A. Chau-Hung Lit, T. Kwok-Leung y C. Kwai-Sang, «A DISCRETE-EVENT SIMULATION STUDY FOR EMERGENCY ROOM CAPACITY MANAGEMENT IN A HONG KONG HOSPITAL,» de *Proceedings of the 2016 Winter Simulation Conference*, Las Vegas, 2016.
- [10] F. Badilla-Murillo , B. Vargas-Vargas , O. Viquez-Acuña y J. García-Sanz-Calcedo, «Analysis of the Installed Productive Capacity in a Medical Angiography Room through Discrete Event Simulation,» *Processes*, vol. 8, n° 660, pp. 1-16, 2020.
- [11] S. Srivastava, D. Garg y A. Agarwal, «Responsive Supply Chain Management in Healthcare Industry: An Overview,» *Global Journal of enterprise information system*, vol. 12, n° 1, pp. 46-54, 2020.
- [12] H. Carvalho, B. Naghshineh, K. Govindan y V. Cruz-Machado, «The resilience of on-time delivery to capacity and material shortages: An empirical investigation in the automotive supply chain,» *Computers & Industrial Engineering*, vol. 171, pp. 1-23, 2022.
- [13] J. Leng, Z. Chen, W. Sha, Z. Lin, J. Lin y Q. Liu, «Digital twins-based flexible operating of open architecture production line for individualized manufacturing,» *Advanced Engineering Informatics* , vol. 53, pp. 1-14, 2022.
- [14] Y.-H. Hung, L. Y. Li y T. Cheng, «Uncovering hidden capacity in overall equipment effectiveness management,» *International Journal of Production Economics*, vol. 248, pp. 1-10, 2022.
- [15] M. Barton, C. A. Duran-Villalobos y B. Lennox, «Multivariate batchtobatchoptimisationoffermentationprocessesto improveproductivity,» *Journal of ProcessControl*, vol. 108, pp. 148-156, 2021.

- 
- [16] A. Tyagi y P. Singh, «Hospital performance management: A multi-criteria decision-making approach,» *INTERNATIONAL JOURNAL OF HEALTHCARE MANAGEMENT*, vol. 12, n° 4, pp. 286-291, 2019.
- [17] M. Salah, H. Osman y O. Hosny, «Performance-Based Reliability-Centered Maintenance Planning for Hospital Facilities,» *American Society of Civil Engineers*, vol. 32, n° 1, pp. 1-7, 2017.
- [18] T. G. Fuge, G. Tsourtos y E. R. Miller, «Risk factors for late linkage to care and delayed antiretroviral therapy initiation amongst HIV infected adults in sub-Saharan Africa: a systematic review and meta-analyses,» *International Journal of Infectious Diseases*, vol. 6, pp. 1-70, 2022.
- [19] P. Moisan, B. Barimani y P. Martineau, «Difficult access to medical care in times of COVID-19: late presentation of locked anterior shoulder dislocation: a case report,» *JSES Reviews, Reports, and Techniques*, pp. 1-4, 2022.
- [20] B. Waterman, A. Patel, N. Ufere, D. Farquhar y C. Woodrell, «Too Early, Too Late, or Just Right: The Goldilocks Phenomenon of Palliative Care for End Stage Liver Disease (TH120),» *Journal of Pain and Symptom Management*, vol. 63, n° 5, p. 75, 2022.
- [21] H. Innes, J. Morling, E. Aspinall, D. Goldberg y S. Hutchinson, «Late diagnosis of chronic liver disease in a community cohort (UK biobank): determinants and impact on subsequent survival,» *Public Health*, vol. 187, pp. 165-171, 2020.
- [22] C. C. Opara, N. Aghassibake y D. A. Watkins, «Economic consequences of rheumatic heart disease: A scoping review,» *International Journal of Cardiology*, vol. 323, pp. 235-241, 2021.
- [23] K. Elsink, J. M. van Montfrans, M. E. van Gijn, M. Blom, P. M. van Hagen, T. Kuijpers y G. W. Frederix, «Cost and impact of early diagnosis in primary immunodeficiency disease: A literature review,» *Clinical Immunology*, vol. 213, n° 108359, pp. 1-10, 2020.
- [24] B. Barua, «WAITING YOUR TURN: Wait times for health care in Canada,» Fraser Institute, Canada, 2015.
- [25] J. A. Acuna, J. L. Zayas-Castro, F. Feijoo, S. Sankaranarayanan, R. Martinez y D. A. Martinez, «The Waiting Game – How Cooperation Between Public and Private

- Hospitals Can Help Reduce Waiting Lists.» *Health Care Management Science*, vol. 25, n° 1, pp. 100-125, 2022.
- [26] A. Vinitzky, B. David, L. Michalik, N. Ramirez , A. Risinger, J. D. Burlison , J. Zanders , B. Mans, K. Heady , J. Holdiness , I. Qaddoumi , G. W. Robinson , D. Moreira, S. A. Upadhyaya y A. Gajjar, «Reducing Wait Time in a High-volume Pediatric Neuro-oncology Clinic by Optimizing Process Flow: A Quality Improvement Project,» *Pediatric Quality & Safety*, vol. 7, n° 3, pp. 1-8, 2022.
- [27] K. Cheng y D. S. Young, «Tolerance intervals for autoregressive models, with an application to hospital waiting lists.» *Applied Stochastic Models in Business & Industry*, vol. 36, n° 2, pp. 268-282, 2020.
- [28] K. Ceclárová, M. Hančová, D. Plačková y T. Baltsová, «Stochastic modelling and simulation of a kidney transplant waiting list.» *Central European Journal of Operations Research*, vol. 29, n° 3, pp. 909-931, 2021.
- [29] L. Doshmangir, F. Pourasghar, R. Sharghi, R. Rezapour y V. S. Gordeev, «Developing a prioritisation framework for patients in need of coronary artery angiography.» *BMC Public Health*, vol. 21, n° 1, pp. 1-8, 2021.
- [30] W. Pannakkong, N. Chemkomnerd y T. Tanantong, «Simulation Analysis of University Hospital in the Medical Record Department,» de *2019 Seventeenth International Conference on ICT and Knowledge Engineering*, Pathum Thani, Thailand, 2019.
- [31] B. Vieira, D. Derya, J. B. van de Kamer, E. W. Hans y W. van Harten, «Improving workflow control in radiotherapy using discrete-event simulation,» *Medical Informatics and Decision Making*, n° 19, pp. 1-13, 2019.
- [32] H. E. Carter, D. Knowles, T. Moroney, G. Holtmann, T. Rahman, M. Appleyard, N. Steele, M. Zanco y N. Graves, «The use of modelling studies to inform planning of health services: case study of rapidly increasing endoscopy services in Australia,» *Health Services Research*, n° 19, pp. 1-8, 2019.
- [33] F. Zeinali, M. Mahootchi y M. MehdiSepehri, «Resource planning in the emergency departments: A simulation-based metamodeling approach,» *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 53, n° 123-138, 2015.



- 
- [34] W. Chen, Z. G. Zhang y X. Chen, «On two-tier healthcare system under capacity constraint,» *International Journal of Production Research*, vol. 58, n° 12, pp. 3744-3764, 2019.
- [35] A. Teymourifar, O. Kaya y G. Ozturk, «Contracting models for pricing and capacity decisions in healthcare systems,» *Omega*, n° 102232, pp. 1-12, 202.
- [36] J. Chu, X. Li y Z. Yuan, «Emergency medical resource allocation among hospitals with non-regressive production technology: a DEA-based approach,» *Computers & Industrial Engineering*, pp. 1-42, 2022.
- [37] A. Dimitrios A. y C. S. Tang, «Introducing competition in healthcare services: The role of private care and increased patient mobility,» *European Journal of Operational Research*, vol. 234, n° 3, pp. 898-909, 2014.
- [38] A. Pallegedara y M. Grimm, «Demand for private healthcare in a universal public healthcare system: empirical evidence from Sri Lanka,» *Health Policy and Planning: The journal on health policy an systems research*, vol. 32, n° 9, pp. 1267-1284, 2017.
- [39] M. Shakoor , . M. R. Qureshi, W. A. Jadayil , N. Jaber y M. Al-Nasra, «Application of discrete event simulation for performance evaluation in private healthcare: The case of a radiology department,» *INTERNATIONAL JOURNAL OF HEALTHCARE MANAGEMENT*, vol. 14, n° 4, pp. 1303-1310, 2021.
- [40] J. F. Marchesi, S. Hamacher y J. L. Fleck, «A stochastic programming approach to the physician staffing and scheduling problem,» *Computers & Industrial Engineering*, n° 142, pp. 1-14, 2020.
- [41] W. T. de Sousa Junior, J. A. Barra Montevechi, R. de Carvalho Miranda y A. Teberga Campos, «Discrete simulation-based optimization methods for industrial engineering,» *Computers & Industrial Engineering*, pp. 526-540, 2019.
- [42] H. Mohammadi Bidhandi, J. Patrick, P. Noghani y P. Varshoei, «Capacity planning for a network of community health services healthcare data to study causal treatment effects,» *European Journal of Operational Research*, pp. 266-279, 2018.
- [43] D. I. Auerbach, A. Chattopadhyay, G. Zangaro, D. O. Staiger y P. I. Buerhaus, «Improving Nursing Workforce Forecasts: Comparative Analysis of the Cohort Supply Model and the Health Workforce Simulation Model,» *NURSING ECONOMIC*, vol. 35, n° 6, pp. 283-327, 2017.

- [44] S. C. Brailsford, M. W. Carter y S. H. Jacobson, «FIVE DECADES OF HEALTHCARE SIMULATION,» de *Proceedings of the 2017 Winter Simulation Conference*, Las Vegas, 2017.
- [45] B. Varol, İ. Kurt Ömürlü y M. Türe, «Comparison Of Piecewise Regression and Polynomial Regression Analyses In Health and Simulation Data Sets,» *Sdii Sağlık Bilimleri Dergisi*, vol. 2, n° 11, pp. 144-152, 2020.
- [46] S. Man Nam y T. Ho Cho, «Discrete event simulation–based energy efficient path determination scheme for probabilistic voting–based filtering scheme in sensor networks,» *International Journal of distributed sensor networks*, vol. 16, n° 8, pp. 1-13, 2020.
- [47] Z. Yuan, Y. Qiao, Y. Guo, Y. Wang, C. Chen y W. Wang, «Research on Lean Planning and Optimization for Precast Component Production Based on Discrete Event Simulation,» *Advances in Civil Engineering*, vol. 2020, n° 8814914, pp. 1-14, 2020.
- [48] S. Liu, A. Mansoor, A. Bouferguene y M. Al-Hussein, «The Performance Evaluation of Different Modular Construction Supply Chain Configurations Using Discrete Event Simulation,» de *Construction Research Congress 2020*, Alberta, 2020.
- [49] M. Alvarado, M. Lawley y Y. Li, «Healthcare simulation tutorial: methods, challenges and opportunities,» de *Proceedings of the 2016 Winter Simulation Conference*, Las Vegas, 2016.
- [50] F. Lateef y X. Y. Too, «The 2019 WACEM Expert Document on Hybrid Simulation for Transforming Health-care Simulation Through “Mixing and Matching”,» *Journal of Emergencies, Trauma, and Shock*, pp. 243-248, 2019.
- [51] N. Sweilam, S. AL-Mekhlafi, S. Hassan, N. Alsenaidh y A. Radwan, «Numerical treatments for some stochastic–deterministic chaotic systems,» *Results in Physics*, vol. 38, n° 105628, pp. 1-12, 2022.
- [52] K. A. Alnowibet, A. Khireldin, M. Abdelawwad y A. W. Mohamed, «Airport terminal building capacity evaluation using queuing system,» *Alexandria Engineering Journal*, vol. 61, pp. 10109-10118, 2022.

- [53] J. Gillespie, S. McClean, F. FitzGibbons, B. Scotney, F. Dobbs y B. Meenan, «Do we need stochastic models for healthcare? The case of ICATS?,» *Journal of simulation*, vol. 8, n° 4, pp. 293-303, 2014.
- [54] H. Dai, R. Zhang y M. Beer, «A new perspective on the simulation of cross-correlated random fields,» *Structural Safety*, vol. 96, n° 102201, pp. 1-18, 2022.
- [55] J. Deng, «Structural reliability analysis for implicit performance function using radial basis function network,» *International Journal of Solids and Structures*, vol. 43, n° 11-12, pp. 3255-3291, 2006.
- [56] P. Hao, S. Feng, H. Liu, Y. Wang, B. Wang y B. Wang, «A novel Nested Stochastic Kriging model for response noise quantification and reliability analysis,» *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, vol. 384, n° 113941, 2021.
- [57] A. Khetwal, J. Rostami y P. Nelson, «Introducing uniform discrete event simulation (CSM2020) for modeling the TBM tunneling process,» *Tunnelling and Underground Space Technology*, vol. 125, n° 104502, pp. 1-22, 2022.
- [58] J. Krieger y P. Buchholz, «Correlated phase-type distributed random numbers as input models for simulations,» *Performance Evaluation*, vol. 68, pp. 1247-1260, 2011.
- [59] M. E. Kuhl, N. M. Steiger, E. K. Lada, M. A. Wagner y J. R. Wilson, «INTRODUCTION TO MODELING AND GENERATING PROBABILISTIC INPUT PROCESSES FOR SIMULATION,» de *Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference*, North Carolina, 2008.
- [60] T. Otsu y G. Taniguchi, «Kolmogorov–Smirnov test for generated variables,» *Economics Letters*, vol. 195, n° 109401, pp. 1-5, 2020.
- [61] B. Baranitharan, C. Sivapragasam y K. Rajesh, «An analysis of statistical distributions of energy requirement in western part of India,» *Renewable Energy Focus*, vol. 41, pp. 198-205, 2022.
- [62] K. C. Datsiou y M. Overend, «Weibull parameter estimation and goodness-of-fit for glass strength data,» *Structural Safety*, vol. 73, pp. 29-41, 2018.
- [63] G.-G. Wang, A. H. Gandomi, A. H. Alavi y D. Gong, «A comprehensive review of krill herd algorithm: variants, hybrids and applications,» *Artif Intell*, vol. 51, pp. 119-148, 2019.

- [64] G. Ökten y Y. Liu, «Randomized quasi-Monte Carlo methods in global sensitivity analysis,» *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 210, n° 107520, pp. 1-9, 2021.
- [65] I. Shams, S. Ajorlou y K. Yang, «Modeling clustered non-stationary Poisson processes for stochastic simulation inputs,» *Computers & Industrial Engineering*, vol. 64, pp. 1074-1083, 2013.
- [66] B. Ivanova y M. Spitteller, «Stochastic dynamic electrospray ionization mass spectrometric diffusion parameters and 3D structural determination of complexes of Ag-ion-Experimental and theoretical treatment,» *Experimental and theoretical treatment*, vol. 292, n° 111307, pp. 1-9, 2019.
- [67] H. Donker, H. De Raedt y M. Katsnelson, «Quantum dynamics of a small symmetry breaking measurement device,» *Annals of Physics*, vol. 396, pp. 137-149, 2018.
- [68] S. Oh, «Analytic and Monte-Carlo studies of the effect of dust accumulation on photovoltaics,» *Solar Energy*, vol. 188, pp. 1243-1247, 2019.
- [69] K. P. Nelson y W. J. Thistleton, «Comments on 'Generalized Box-Müller Method for Generating q-Gaussian Random Deviates',» *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 67, n° 10, pp. 6785-6789, 2021.
- [70] J. Karnon y H. H. Ali Afzali , «When to Use Discrete Event Simulation (DES) for the Economic Evaluation of Health Technologies? A Review and Critique of the Costs and Benefits of DES,» *PharmacoEconomics*, vol. 32, pp. 547-558, 2014.
- [71] M. Thorwarth, W. Rashwan y A. Arisha , «An analytical representation of flexible resource allocation in hospitals,» *Flexible Services and Manufacturing Journal*, vol. 48, pp. 148-165, 2016.
- [72] M.-A. Abidi, B. Lyonnet, P. Chevaillier y R. Toscano, «Contribution of Virtual Reality for Lines Production's Simulation in a Lean Manufacturing Environment,» *International Journal of Computer Theory and Engineering*, vol. 8, n° 3, pp. 182-189, 2016.
- [73] S. Almagooshi, «Simulation Modelling in Healthcare: Challenges and Trends,» *Procedia Manufacturing*, vol. 3, pp. 301-307, 2015.
- [74] J. I. Vazquez-Serrano, R. E. Peimbert-Garcia y L. E. Cardenas-Barron, «Discrete-Event Simulation Modeling in Healthcare: A Comprehensive Review,»

- 
- INTERNATIONAL JOURNAL OF ENVIRONMENTAL RESEARCH AND PUBLIC HEALTH*, vol. 18, n° 22, pp. 1-20, 2021.
- [75] K. Pongjetanapong, M. O’Sullivan, C. Walker y N. Furian, «Implementing complex task allocation in a cytology lab via HCCM using Flexsim HC,» *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 86, pp. 139-154, 2018.
- [76] D. A. Marshall, L. Burgos-Liz, M. J. IJzerman, N. D. Osgood, W. V. Padula, M. K. Higashi, P. K. Wong, K. S. Pasupathy y W. Crown, «Applying Dynamic Simulation Modeling Methods in Health Care Delivery Research—The SIMULATE Checklist: Report of the ISPOR Simulation Modeling Emerging Good Practices Task Force,» *Value in Health*, vol. 18, pp. 5-16, 2015.
- [77] K. Badrul Ahsan, M. Alam, D. Gordon Morel y M. Karim, «Emergency department resource optimisation for improved performance: a review,» *Journal of Industrial Engineering International*, n° 15, pp. 253-266, 2019.
- [78] A.-L. Vataire, S. Aballéa, F. Antonanzas, L. Hakkaart-vanRoijen, R. Lam, P. McCrone, U. Persson y M. Toumi, «Core Discrete Event Simulation Model for the Evaluation of Health Care Technologies in Major Depressive Disorder,» *VALUE IN HEALTH*, vol. 17, pp. 183-195, 2014.
- [79] X. Fu, A. Presbitero, S. V. Kronverksky y V. V. Krzhizhanovskaya, «Coupling Game Theory and Discrete-Event Simulation for Model-Based Ambulance Dispatching,» *Procedia Computer Science*, vol. 136, pp. 398-407, 2018.
- [80] T. Comans, A. Chang, L. Standfield, D. Knowles, S. O’Leary y M. Raymer, «The development and practical application of a simulation model to inform musculoskeletal service delivery in an Australian public health service,» *Operations Research for Health Care*, vol. 15, pp. 13-18, 2017.
- [81] K. De Boeck, R. Carmen y N. Vandaele, «Needy boarding patients in emergency departments: An exploratory case study using discrete-event simulation,» *Operations Research for Health Care*, vol. 21, pp. 19-31, 2019.
- [82] B. Easter, N. Houshiarian, P. Debajyoti y J. L. Wiler, «Designing efficient emergency departments: Discrete event simulation of internal-waiting areas and split flow sorting,» *American Journal of Emergency Medicine*, 2019.
-

- [83] J. Tang, L. Li, Y. Liu y K.-Y. Lin, «Automatic Identification of Bottleneck Tasks for Business Process Management using Fusion-based Text Clustering,» de *IFAC PapersOnLine*, lili@to, 2021.
- [84] J. Lamprecht, R. Kolisch y D. Pförringer, «The impact of medical documentation assistants on process performance measures in a surgical emergency department,» *European Journal of Medical Research*, n° 24, pp. 1-8, 2019.
- [85] N. Furian, M. O'Sullivan, C. Walker y S. Vössner, «Evaluating the impact of optimization algorithms for patient transits dispatching using discrete event simulation,» *Operations Research for Health Care*, vol. 19, pp. 134-155, 2018.
- [86] D. Ben-Tovim, J. Filar, P. Hakendorfc, S. Quin, C. Thompson y D. Ward, «Hospital Event Simulation Model: Arrivals to Discharge–Design, development and application,» *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 68, pp. 80-94, 2016.
- [87] S. M. Qureshi , N. Purdy, A. Mohani y W. P. Neumann, «Predicting the effect of nurse–patient ratio on nurse workload and care quality using discrete event simulation,» *Journal of nursing management*, vol. 27, pp. 971-980, 2019.
- [88] K. Chahal, T. Eldabi y T. Young, «A conceptual framework for hybrid system dynamics and discrete event simulation for healthcare,» *Journal of Enterprise Information Management*, vol. 26, n° 1/2, pp. 50-74, 2013.
- [89] H. Hajjarsaraei, B. Shirazi y J. Rezaeian, «Scenario-based analysis of fast track strategy optimization on emergency department using integrated safety simulation,» *Safety Science*, vol. 107, pp. 9-21, 2018.
- [90] J. E. Stahl, M. S. Roberts y S. Gazelle, «Optimizing management and financial performance of the teaching ambulatory care clinic,» *Journal of General Internal Medicine* , vol. 18, pp. 266-274, 2003.
- [91] A. M. Abubakar, A. Adamu y H. S. Abdulkadir, «Discrete Event Simulation of Clients Flow in Ante-natal Clinic,» *Asian Journal of Probability and Statistics*, vol. 6, n° 2, pp. 63-78, 2020.
- [92] A. S. Fialho, M. D. Oliveira y A. B. Sá , «Using discrete event simulation to compare the performance of family health unit and primary health care centre organizational models in Portugal,» *BMC Health Services Research*, vol. 11, n° 274, pp. 1-11, 2011.

- [93] V. A. Huerta-Torruco, O. Hernández-Uribe, L. A. Cárdenas-Robledo y N. A. Rodríguez-Olivares, «Effectiveness of virtual reality in discrete event simulation models for manufacturing systems,» *Computers & Industrial Engineering*, vol. 1668, n° 108079, pp. 1-13, 2022.
- [94] I. J. Akpan, M. Shanker y R. Razavi, «Improving the success of simulation projects using 3D visualization and virtual reality,» *Journal of the Operational Research Society*, vol. 71, n° 12, pp. 1900-1926, 2019.
- [95] R. Sargent, «Verification and validation of simulation models,» de *Simulation Conference (WSC), Proceedings of the 2010 Winter*, Syracuse, NY 13244, U.S.A, 2011.
- [96] M. Arafeh, M. A. Barghash, N. Haddad, N. Musharbash, D. Nashawati, A. Al-Bashir y F. Assaf, «Using Six Sigma DMAIC Methodology and Discrete Event Simulation to Reduce Patient Discharge Time in King Hussein Cancer Center,» *Hindawi Journal of Healthcare Engineering*, n° 3832151, pp. 1-18, 2018.
- [97] N. Balakrishnan, H. So y X. Zhu, «On Box-Muller Transformation and Simulation of Normal Record Data,» *COMMUNICATIONS IN STATISTICS-SIMULATION AND COMPUTATION*, vol. 45, n° 10, pp. 3670-3682, 2016.
- [98] X. Hu, Y. Zhuang y F. Zhang, «A security modeling and verification method of embedded software based on Z and MARTE,» *Computers & Security*, vol. 88, n° 101615, 2020.
- [99] O. Ugur Acar, L. Güvenç y E. Altug, «Journal of Intelligent & Robotic Systems volume,» *Hardware-in-the-Loop Testing of Automatic Lift Dropping System for*, vol. 98, pp. 693-703, 2020.
- [100] J. A. Acuña, Simulación de procesos, Cartago: Editorial Tecnológica de Costa Rica, 2015.
- [101] T. Kubiak y W. Donald, «Chapter 26 Implementation,» de *The Certified Six Sigma Black Belt Handbook (Third Edition)*, Milwaukee, American Society for Quality (ASQ), 2017, p. 576.
- [102] Z. Karian y E. Dudewics, System modeling and simulation, India: New Age International (P) Ltd. Publishers, 2009.

- [103] G. Ökten y A. Göncü, «Generating low-discrepancy sequences from the normal distribution: Box–Muller or inverse transform?» *Mathematical and Computer Modelling*, vol. 53, pp. 1268-1281, 2011.
- [104] A. Kumar, K. Nesbitt y J. N. Bakkum-Gamez, «Quality improvement in gynecologic oncology: Current successes and future promise,» *Gynecologic Oncology*, vol. 152, pp. 486-491, 2019.
- [105] A. Ninerola, M.-V. Sánchez-Rebull y H.-L. Ana-Beatriz, «Quality improvement in healthcare: Six Sigma systematic review,» *Health Policy*, vol. 124, pp. 438-445, 2020.
- [106] T. O. de Brito Cancado, F. Brito Cancado y M. L. Abramides Torres, «Lean Six Sigma and anesthesia,» *Revista brasileira de anesthesiología*, vol. 69, n° 5, pp. 502-509, 2019.
- [107] J. Neamvonk y B. Phuenaree, «Assessment of Anderson-Darling and their Modified Tests for right skewed distribution,» *INTERNATIONAL JOURNAL OF MATHEMATICS AND COMPUTER SCIENCE*, vol. 17, n° 3, pp. 1327-1339, 2022.
- [108] R. Ali, R. Bin Khalid y S. Qaiser, «A Discrete Event Simulation Analysis of the Bullwhip Effect in a Multi-Product and Multi-Echelon Supply Chain of Fast Moving Consumer Goods,» *Pakistan Journal of Statistics and Operation Research*, vol. 16, n° 3, pp. 561-576, 2020.
- [109] A. K. Mathur y J. Talwalkar, «Quality measurement and improvement in liver transplantation,» *JOURNAL OF HEPATOLOGY*, vol. 68, pp. 1300-1310, 2018.
- [110] H. Rifqi, A. Zamma, S. B. Souda y M. Hansali, «Lean Manufacturing Implementation through DMAIC Approach: A Case Study in the Automotive Industry,» *QUALITY INNOVATION PROSPERITY-KVALITA INOVACIA PROSPERITA*, vol. 25, n° 2, pp. 54-77, 2021.
- [111] T. Mira, M.-H. Jobin, J. Baroud y K. Claude El Nakhel, «Impact of lean principles on operational performance in high uncertainty,» *INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTIVITY AND PERFORMANCE MANAGEMENT*, pp. 1-20, 2022.
- [112] G. L. Tortorella, F. S. Fogliatto, M. Anzanello, G. A. Marodin, M. Garcia y R. R. Esteves, «Making the value flow: application of value stream mapping in a



- Brazilian public healthcare organisation,» *TOTAL QUALITY MANAGEMENT & BUSINESS EXCELLENCE*, vol. 28, pp. 1544-1558, 2017.
- [113] P. Kumar, S. Dharmendra y B. Jaiprakash, «Development and validation of DMAIC based framework for process improvement: a case study of Indian manufacturing organization,» *INTERNATIONAL JOURNAL OF QUALITY & RELIABILITY MANAGEMENT*, vol. 38, n° 9, pp. 1964-1991, 2021.
- [114] M. O. Chikumbirike, G. Kanyemba, G. P. Chirinda y S. Matope, «DESIGN OF AN AUTOMATED MONITORING AND CONTROL SYSTEM FOR THE SOFT DRINK CAPPING MACHINE AND PROCESS MIXER,» *SOUTH AFRICAN JOURNAL OF INDUSTRIAL ENGINEERING*, vol. 32, n° 3, pp. 225-237, 2021.
- [115] M. M. B. Tufail, A. Shamim, A. Ali, M. Ibrahim, D. Mehdi y W. Nawaz, «DMAIC methodology for achieving public satisfaction with health departments in various districts of Punjab and optimizing CT scan patient load in urban city hospitals,» *AIMS PUBLIC HEALTH*, vol. 9, n° 2, pp. 440-457, 2022.
- [116] W. Guo, P. Jiang, L. Xu y P. Guangzhou, «Integration of value stream mapping with DMAIC for concurrent Lean-Kaizen: A case study on an air-conditioner assembly line,» *ADVANCES IN MECHANICAL ENGINEERING*, vol. 11, n° 2, 2019.
- [117] M. Cook, *Developments in Petroleum Science*, Dublin: SPE (Society of Petroleum Engineers), 2021.
- [118] Y. Shao y W. Luo, «Supply-demand adjusted two-steps floating catchment area (SDA-2SFCA) model for measuring spatial access to health care,» *Social Science & Medicine*, n° 296, 2022.
- [119] F. Ruíz Gómez, *Estrategías de producción y mercado para los servicios de salud*, Bogota : CENDEX. Pontifica Universidad Javeriana., 2001.
- [120] A. Cordona S., *Fundamentos de salud pública Tomo I*, Medellin: CIB Fondo Editorial, 2013.
- [121] R. Huerta garcía y R. Domínguez Galcerán, *Decisiones estratégicas para la dirección de operaciones en empresas de servicios y turísticas*, Barcelona: UBE, 2008.

- [122] J. S. Harrison, Sustaining High Performance in Business : Systems, Resources, and Stakeholders, Richmond: Business Expert Press, 2020.
- [123] editorial, Equipo, Planificación logística, España: Editorial Elearning, 2020.
- [124] J. F. Cox y J. G. Schleier, Theory of Constraints Handbook, Toronto: McGraw-Hill Education, 2010.
- [125] I. Goswami, Construction Operations and Methods., New York: McGraw-Hill Education., 2018.
- [126] B. Niebel y A. Freivalds, Ingeniería industrial: Métodos, estándares y diseño del trabajo (12 edición), México: McGRAW-HILL/INTERAMERICANA EDITORES, S.A. DE C.V., 2009.
- [127] S. García Echeverría, Introducción a la economía de empresa, Henares: Diaz de Santos S.A., 1994.
- [128] R. A. Inman y M. C. Turner, Continuous Improvement." Encyclopedia of Management, edited by Marilyn M. Helms, 5th ed., United States of America: gale, 2006.
- [129] D. H. Besterfield, Control de calidad, México: PEARSON Educación, 2009.
- [130] D. C. Summers, Administración de la calidad, México: PEARSON Educación, 2006.
- [131] H. Gutiérrez Pulido y R. de la Vara Salazar, Control estadístico de la calidad y seis sigma, México: McGRAW-HILL/INTERAMERICANA EDITORES, S.A. DE C.V., 2013.
- [132] S. E. Burke y R. T. Silvestrini, Certified Quality Engineer Handbook (4th Edition), United States of America: American Society for Quality (ASQ), 2017.
- [133] P. Thomas y P. A. Keller, The Six Sigma Handbook A Complete Guide for Green Belts, Black Belts, and Managers at All Levels, Toronto: The Mc Graw-Hill Companies, 2010.
- [134] J. P. Russell, The ASQ Auditing Handbook Principles, implementation, and use Fourth edition, Milwaukee, Wisconsin: American Society for Quality, Quality Press, Milwaukee 53203, 2012.

- [135] F. RUGGERI, R. S. KENETT y F. W. FALTIN, *ENCYCLOPEDIA OF STATISTICS IN QUALITY AND RELIABILITY*, Chichester, England: WILEY, 2007.
- [136] D. Okes, *Root Cause Analysis The Core of Problem Solving and Corrective Action*, Milwaukee, Wisconsin: ASQ Quality Press, 2009.
- [137] D. T. Pham, E. E. Eldukhri y A. J. Soroka, *Innovative Production Machines and Systems*, Cardiff: Whittles Publishing, 2010.
- [138] G. Duffy y S. Furter, *The ASQ Certified Quality Improvement Associate Handbook fourth edition*, Milwaukee, Wisconsin: ASQExcellence, 2020.
- [139] A. Gavriluta, «Study on improvement of a manufacturing system using Lean Manufacturing,» *QUALITY-ACCESS TO SUCCESS*, vol. 20, n° 1, pp. 365-370, 2019.
- [140] E. Reponen, R. Jokela, J. C. Blodgett, T. G. Rundall, S. M. Shortell, M. Nuutinen, N. Skants, M. Mäkijärvi y P. Torkki , «Validation of the Lean Healthcare Implementation Self-Assessment Instrument (LHISI) in the finnish healthcare context,» *BMC HEALTH SERVICES RESEARCH*, vol. 21, n° 1, 2021.
- [141] A. S. Patel y K. M. Patel, «Critical review of literature on LeanSixSigma methodology,» *International Journal of Lean Six Sigma*, vol. 12, n° 3, pp. 627-674, 2020.
- [142] A. Chakrabarty y T. Chuan, «An exploratory qualitative and quantitative analysis of six sigma in service organizations in Singapore,» *Management Research News*, vol. 32, n° 7, pp. 614-632, 2009.
- [143] M. George, R. Dave y B. Kastle, *What is Lean Six Sigma?*, New York: Mc-Graw-Hill, 2004.
- [144] J. Black, «ransforming the patient care environment with lean six sigma and realistic evaluation,» *Journal for Healthcare Quality: Official Publication of the National Association for Healthcare Quality*, vol. 31, n° 3, pp. 29-35, 2009.
- [145] S. Karthi, S. Devadasan y R. Muruges, «Integration of lean six-sigma with ISO 9001:2008 standard,» *International Journal of Lean Six Sigma*, vol. 2, n° 4, pp. 309-331, 2011.

- [146] B. Rodgers, J. Antony, Z. He, E. Cudney y C. Laux, «A directed content analysis of viewpoints on the changing patterns of lean six sigma research,» *The TQM Journal*, vol. 31, n° 4, pp. 641-654, 2019.
- [147] D. R. Delisle, *Executing Lean Improvements A Practical Guide with Real-World Healthcare Case Studies*, Milwaukee, Wisconsin: ASQ Quality Press, 2015.
- [148] American Society for Quality, *The Certified Manager of Quality/Organizational Excellence Handbook*, Milwaukee, Wisconsin : ASQ Quality Press , 2013.
- [149] R. Kumar, A. Kumar Kapil, V. Kumar y C. Shekhar Yadav, *Modeling and simulation concepts*, India: UNIVERSITY SCIENCE PRESS, 2017.
- [150] M. Hellaby, *Healthcare simulation in practice*, England: m&k publishing, 2013.
- [151] F. J. Mitchell, *Monte Carlo Simutaion Methods, assesment and aplications*, New York: NOVA science publichers, 2017.
- [152] J. Prescott, *Monte Carlo Simulations Advanced Techniques second edition*, Portland: Business Valuation Resources, 2016.
- [153] T. Altiok y M. Benjamin, *Simulation modeling and analysis with ARENA*, Oxford: Academic Press is an imprint of Elsevier, 2007.
- [154] R. L. Collins, «Using Failure Modes to Enhance What-If Analysis,» *PROCESS SAFETY PROGRESS*, vol. 33, n° 3, pp. 231-236, 2014.
- [155] A. M. Haghghi y D. P. Mishev, *Models in Industry and Business.*, Nova Science Publishers, Inc., 2013.
- [156] W. Chun Chan, *An Elementary Introduction to QUEUEING S YSTEMS*, New Jersey: World Scientific Publishing Co., 2014.
- [157] M. Harchol-Balter, *Performance Modeling and Design of Computer Systems Queueing Theory in Action*, New York: cambridge university press, 2013.
- [158] F. S. Hillier y G. J. Lieberman, *Investigación de Operaciones*, México: Mc GRaw-Hill, 2015.
- [159] D. A. Collier y J. R. Evans, *Administración de operaciones Bienes, servicios y cadenas de valor*, México D.F.: Cengage Learning, 2009.

- [160] M. Weinstein, «Recent Developments in Decision-Analytic Modelling for Economic Evaluation.» *Pharmacoeconomics*, vol. 24, pp. 1043-1053, 2006.
- [161] L. Luo, Y. Zhang, F. Qing, H. Ding, Y. Shi y H. Guo, «A discrete event simulation approach for reserving capacity for emergency patients in the radiology department,» *Health Services Research*, n° 18:452, pp. 1-11, 2018.
- [162] E. Buskens, S. Ramwadhoebe, R. J. Sakkera y J. E. Stahl, «A tutorial on discrete-event simulation for health policy design and decision making: Optimizing pediatric ultrasound screening for hip dysplasia as an illustration,» *Health Policy*, pp. 143-150, 2009.
- [163] V. Babashov, I. Aivas, M. Begen, J. Cao, G. Rodrigues, D. D'Souza, M. Lock y G. Zaric, «Reducing Patient Waiting Times for Radiation Therapy and Improving the Treatment Planning Process: a Discrete-event Simulation Model (Radiation Treatment Planning),» *Clinical Oncology*, pp. 385-391, 2017.
- [164] D. A. Marshal, L. Burgos-Liz, M. J. IJzerman, W. Crown, W. V. Padula, P. K. Wong, K. S. Pasupathy, M. K. Higashi y N. D. Osgood, «Selecting a Dynamic Simulation Modeling Method for Health Care Delivery Research—Part 2: Report of the ISPOR Dynamic Simulation Modeling Emerging Good Practices Task Force,» *Value in health*, n° 18 (2015), pp. 147-160, 2015.
- [165] J. Gaspari, K. Fabbr y L. Gabrielli, «A Study on Parametric Design Application to Hospital Retrofitting for Improving Energy Savings,» *Buidings*, n° 2019,9,220, pp. 1-12, 2019.
- [166] J. Viana, T. Breines Simonsen, H. E. Faraas, N. Schmidt, . F. A. Dahl y K. Flo, «Capacity and patient flow planning in post-term pregnancy outpatient clinics: a computer simulation modelling study,» *Health Services Research*, n° 20:117, pp. 1-15, 2020.
- [167] The Organisation for Economic Co-operation and Development, «Waiting Times OECD,» [En línea]. Available: <http://www.oecd.org/els/health-systems/waiting-times.htm>. [Último acceso: 30 01 2020].
- [168] L. J. Delaney, E. Litton, K. L. Melehan, H. -C. C. Huang, V. Lopez y F. Van Haren, «The feasibility and reliability of actigraphy to monitor sleep in intensive care patients: an observational study,» *CRITICAL CARE*, 2021.

- [169] G. Oekten y G. Ahmet, «Generating low-discrepancy sequences from the normal distribution: Box-Muller or inverse transform?», *MATHEMATICAL AND COMPUTER MODELLING*, vol. 53, n° 5-6, pp. 1268-1281, 2011.
- [170] L. Xiao-Yang, C. Wen-Bin y K. Rui, «Performance margin-based reliability analysis for aircraft lock mechanism considering multi-source uncertainties and wear», *Reliability Engineering & System Safety*, 2021.
- [171] S. Schneeweiss, «Automated data-adaptive analytics for electronic healthcare data to study causal treatment effects», *Dovepress*, pp. 771-788, 2018.
- [172] A. Galan, C. De Prada, G. Gutierrez, D. Sarabia y R. Gonzalez, «Real-time reconciled simulation as decision support tool for process operation», *Journal of Process Control*, vol. 100, pp. 41-64, 2021.
- [173] M. Tyagi, P. Tyagi, S. Singh, S. Sathpathy, S. Kant, S. Kumar Gupta y R. Singh, «Impact of application of queuing theory on operational efficiency of patient registration», *Medical Journal Armed Forces India*, vol. 77, pp. 1-9, 2021.
- [174] V. Nino, K. Martinez, K. Gomez y D. Claudio, «Improving the Registration Process in a Healthcare Facility with Lean Principles», *JOURNAL OF INDUSTRIAL ENGINEERING AND MANAGEMENT-JIEM*, vol. 14, n° 3, pp. 538-551, 2021.
- [175] C. P. Renfro, K. Smith, C. A. Wilson, K. Overshine y K. C. Hohmeier, «Use of value stream mapping to improve the medication synchronization process», *Journal of the American Pharmacists Association*, vol. 62, n° 3, pp. 740-749, 2022.
- [176] M. Shi, R. Jiang, X. Hu y J. Shang, «A privacy protection method for health care big data management based on risk access control», *Health Care Management Science*, vol. 23, pp. 427-442, 2020.
- [177] S. El Abkari, A. Jilbab y J. El Mhamdi, «RFID Medication Management System in Hospitals», *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)*, vol. 16, n° 12, pp. 155-168, 2020.
- [178] V. Paxson y S. Floyd, «Wide-area traffic: the failure of Poisson modeling», *EEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 3, n° 3, pp. 226-244, 1995.







# Capítulo 8. Relación de publicaciones

En este capítulo se muestra las publicaciones derivadas de la Tesis Doctoral, reflejando. Se muestran los artículos científicos indexados en *Journal Citations Reports* que conforman el compendio de artículos, los artículos indexados en *SCImago Journal Rank* y las comunicaciones presentadas a congresos.

## 8.1 Artículos indexados en Journal Citation Reports

Los artículos publicados en revistas indexadas en Journal Citation Reports son los siguientes:

- Anexo I     **F. Badilla-Murillo**, B. Vargas-Vargas, O. Viquez-Acuña, and J. García Sanz-Calcedo, “Analysis of the Installed Productive Capacity in a Medical Angiography Room through Discrete Event Simulation,” *Processes*, vol. 8, p. 660, 2020. DOI: 10.3390/pr8060660.
- Anexo II    **F. Badilla-Murillo**, B. Vargas-Vargas, O. Viquez-Acuña, and J. García Sanz-Calcedo, “Reduction of the Cycle Time in the Biopsies Diagnosis Through a Simulation Based on the Box Müller Algorithm,” *Frontiers in Public Health*, vol. 10, p. 809534. DOI: 10.3389/fpubh.2022.809534.

## 8.2 Artículos indexados en *Scimago Journal Rank*

Badilla-Murillo, F., Vargas-Vargas, B., Viquez-Acuña, O., García-Sanz-Calcedo, J. “Analysis of the Installed Productive Capacity in a Medical Angiography Room through Discrete Event Simulation,” *processes*. doi:10.3390/pr8060660. vol. 8, n° 60, 2020.

Badilla-Murillo, F., Vargas-Vargas, B., Viquez-Acuña, O., García-Sanz-Calcedo, J. “Reduction of the Cycle Time in the Biopsies Diagnosis Through a Simulation Based on the Box Müller Algorithm,” *frontiers*. doi: 10.3389/fpubh.2022.809534. vol. 10, n° 809534, 2022.

## 8.3 Comunicaciones presentadas a congresos

J. González Domínguez, G. Sánchez-Barroso, J. García Sanz-Calcedo, F. Badilla-Murillo, M. Gómez-Chaparro, J. Aunión-Villa, “Applicability of statistical techniques based on Markov chains in engineering,” *5<sup>th</sup> International Conference on Technological Innovation in Building*. ISBN: 978-84-182-5504-5. March 25-April 8, 2020. Madrid (Spain).

P. Garrido-Píriz, M. Botejara-Antúnez, F. Badilla-Murillo, G. Sánchez-Barroso, J. García Sanz-Calcedo, J. González-Domínguez, “Fundamentals of resilience applied to healthcare infrastructures in smart cities. A review,” *6<sup>th</sup> International Conference on Technological Innovation in Building*. ISBN: 978-84-182-5534-2. March 24-26, 2021. Madrid (Spain).

Badilla Murillo, F., Vargas Vargas, B., González-Domínguez, J., Sánchez-Barroso, G., & García Sanz-Calcedo, J. “Aumento de capacidad instalada en el servicio de citologías mediante mejoras del proceso basadas en los principios de Lean Healthcare,” *25<sup>th</sup> International Congress on Project Management and Engineering*. July 6-9, 2021. Valencia (Spain).

Vargas-Vargas, B., Badilla-Murillo, F., González-Domínguez, J., SánchezBarroso, G., García-Píriz, P., Botejara-Antúnez, M. “Design of a specialized medical services building by using BIM methodology,” *6<sup>th</sup> International Conference on Technological Innovation in Building*. ISBN: 978-84-182-5534-2. March 24-26, 2021. Madrid (Spain).

Barroso, G. S., Domínguez, J. G., Murillo, F. B., Villa, J. A., Salcedo, J. G. S., Amador, J. P. C., & Lobo, J. L. C. “Implementing Project-Based Learning through BIM Technology,” *3<sup>rd</sup> International Conference of Educational Innovation in Building*. March 6-8, 2020. Madrid (Spain).

Sánchez-Barroso, G., Carrasco-Amador, J. P., García-Sanz-Calcedo, J., Badilla-Murillo, F., & Aunión-Villa, J. “Aplicación de la metodología de aprendizaje inverso como herramienta de innovación educativa en ingeniería de proyectos,” *24th International Congress on Project Engineering*. July 7-9, 2020. Valencia (Spain).

Badilla-Murillo, F., González-Domínguez, J., Sánchez-Barroso, G., García-Sanz-Calcedo, J., & López-Rodríguez, F. “Análisis de la distribución física de las áreas funcionales en los procesos hospitalarios para mejorar el flujo del paciente,” *24th International Congress on Project Engineering*. July 7-9, 2020. Valencia (Spain).

Carrasco-Amador, J.P., Canito-Lobo, J.L., Sánchez-Barroso, G., González-Domínguez, J., Aunión-Villa, J., Badilla-Murillo, F., García-Sanz-Calcedo, J. “Flipped Learning Methodology Adapted for Application in Graphical Engineering,” *3rd International Conference of Educational Innovation in Building*. March 6-8, 2020. Madrid (Spain).

Carrasco-Amador, J.P., Canito-Lobo, J.L., Sánchez-Barroso, G., González-Domínguez, J., Aunión-Villa, J., Badilla-Murillo, F., García-Sanz-Calcedo, J. “Gamification Through ICT Questionnaires as a Learning Methodology in Graphic Expression Subjects,” *3rd International Conference of Educational Innovation in Building*. March 6-8, 2020. Madrid (Spain).

Gómez-Chaparro, M., Aunión-Villa, J., González-Domínguez, J., Sánchez-Barroso, G., Badilla-Murillo, F., García-Sanz-Calcedo, J. “Prevention and Control of Legionella in Water System in Private Hospitals,” *5th International Conference on Technological Innovation in Building*. March 25-27, 2021. Madrid (Spain).

Sánchez-Barroso, G., Gómez-Chaparro, M., Aunión-Villa, J., González-Domínguez, J., Badilla-Murillo, F., García-Sanz-Calcedo, J. “CFD Applied to the Design and Optimization of Hospital Critical Room Air Conditioning,” *5th International Conference on Technological Innovation in Building*. March 25-27, 2021. Madrid (Spain).



# Capítulo 9. Anexos

## ANEXO I

**F. Badilla-Murillo**, B. Vargas-Vargas, O. Viquez-Acuña, and J. García Sanz-Calcedo, “Analysis of the Installed Productive Capacity in a Medical Angiography Room through Discrete Event Simulation,” *Processes*, vol. 8, p. 660, 2020. DOI: 10.3390/pr8060660.

## ANEXO II

**F. Badilla-Murillo**, B. Vargas-Vargas, O. Viquez-Acuña, and J. García Sanz-Calcedo, “Reduction of the Cycle Time in the Biopsies Diagnosis Through a Simulation Based on the Box Müller Algorithm,” *Frontiers in Public Health*, vol. 10, p. 809534. DOI: 10.3389/fpubh.2022.809534.

## ANEXO III

Código fuente utilizado en la aplicación desarrollada en Visual Basic para elaborar el modelo DES en el servicio de anatomía patológica.



## ANEXO I


**F. Badilla-Murillo**, B. Vargas-Vargas, O. Viquez-Acuña, and J. García Sanz-Calcedo, “Analysis of the Installed Productive Capacity in a Medical Angiography Room through Discrete Event Simulation,” *Processes*, vol. 8, p. 660, 2020. DOI: 10.3390/pr8060660.





Article

# Analysis of the Installed Productive Capacity in a Medical Angiography Room through Discrete Event Simulation

Félix Badilla-Murillo <sup>1</sup>, Bernal Vargas-Vargas <sup>1</sup>, Oscar Víquez-Acuña <sup>2</sup>  
and Justo García-Sanz-Calcedo <sup>3,\*</sup> 

<sup>1</sup> Industrial Production Engineering, Instituto Tecnológico de Costa Rica, San Carlos 21002, Costa Rica; fbadilla@itcr.ac.cr (F.B.-M.); bvargas@itcr.ac.cr (B.V.-V.)

<sup>2</sup> Computer Engineering, Instituto Tecnológico de Costa Rica, San Carlos 21002, Costa Rica; oviquez@itcr.ac.cr

<sup>3</sup> Engineering Projects Area, University of Extremadura, 06007 Badajoz, Spain

\* Correspondence: jgsanz@unex.es; Tel.: +34-924-289-300

Received: 23 April 2020; Accepted: 29 May 2020; Published: 2 June 2020



**Abstract:** The installed productive capacity of a healthcare center's equipment limits the efficient use of its resources. This paper, therefore, analyzes the installed productive capacity of a hospital angiography room and how to optimize patient demand. For this purpose, a Discrete Event Simulation (DES) model based on historical variables from the current system was created using computer software. The authors analyzed 2044 procedures performed between 2014 and 2015 in a hospital in San José, Costa Rica. The model was statistically validated to determine that it does not significantly differ from the current system, considering the DMAIC stages for continuous process improvement. In the current scenario, resource utilization is 0.99, and the waiting list increases every month. The results showed that the current capacity of the service could be doubled, and that resource utilization could be reduced to 0.64 and waiting times by 94%. An increase in service efficiency could be achieved by shortening maximum waiting times from 6.75 days to 3.70 h. DES simulation, therefore, allows optimizing of the use of healthcare systems' resources and hospital management.

**Keywords:** discrete events simulation; hospital management; process model; installed productive capacity; healthcare engineering

## 1. Introduction

Discrete Event Simulation (DES) is an approach to event-based simulation through which a real productive system can be represented, whether for goods or services, using a dynamic model over time [1,2]. This type of simulation is recognized as a suitable technique for the quantitative analysis of highly complex operations, since it can provide objective elements to traditional management in construction, where decision mechanisms based on the intuition and experience of the decision-makers involved in the project persist [3].

Part of the complexity considered by the DES models corresponds to the nature of the activities to be represented and the variables involved. For healthcare services, the type of procedure to be performed, the human resources involved (doctors, technicians, nurses, others), the infrastructure and equipment, the coordination of the services and, undoubtedly, the specific condition of each patient must be considered [4].

The complexity underlying healthcare services is related to high acquisition and operation costs [5]. They require an adequate amount of resources to ensure quick attention times for patients and financial sustainability over time for appropriate use of resources and avoidance of idle or overload

problems [6,7]. Some services, such as coronary computed tomography angiography (CCTA), are costly, ranging from \$4630 to \$8380 per patient, due to the complexity of the equipment, the materials, the procedures and the technical personnel involved [8].

Among the uses of DES models are cost assessments of implementing new therapeutic technologies for patients with major depressive disorders, in which they yield better results compared to other models such as the Markov model [9]. This study focuses on logistical elements to determine the resources needed to meet current demand and reduce waiting times, although it does not incorporate cost and economic analysis.

Ambulance management is another example of the application of DES models, where the interaction of elements such as patients, hospitals and health authorities is considered in the analysis of response times of these units, mainly for patients with Acute Coronary Syndrome [10]. Unlike this case, the model focuses on the interaction of the arrival of patients with the resolution capacity of the angiography room by defining the resources needed, instead of using optimal distribution routes.

Another DES application was carried out in the orthopedics and neurosurgery specialties, where the objective was in the possible configurations of both services to reduce waiting lists and attention times [11]. The proposed model considered the availability of different amounts of resources for patient care considering the utilization rate and waiting times to determine the optimal level of resources.

One of the concerns of emergency departments is the availability and occupation of beds for their patients. DES models have been used to analyze different queuing disciplines in these situations, with triage prioritization being the most convenient [12].

Another way in which the performance of an emergency department can be assessed is by analyzing different scenarios considering the physical layout of the site, which can improve bed utilization rates [13]. The model developed considers a queue discipline for First-In-First-Out (FIFO) patients, which was used in the service while data were being collected. The research also focuses on a room that performs catheter angiographic procedures and not on a functional healthcare center service, for which it is essential to consider that the emergency department may require the angiography room in some instances.

Another element for analyzing the efficiency of healthcare services is the bottleneck (process restriction), which determines the maximum number of patients that can be attended to and the average waiting time required to receive care. This situation occurs when the demand exceeds the supply or installed productive capacity of a service. In some cases, this restriction is based on the time it takes the patient to get from one place to another [14]. The analysis of this study also considers the constraints theory. However, it is based on the installed productive capacity of the angiography room under the conditions at the time of the study and scenarios where the supply is increased to reduce patient waiting times.

Waiting time is often one of the causes of dissatisfaction among healthcare service users, particularly in patient registration, which is the first contact with users. In these services, with a 24 h availability, simulation is considered as an option to devise improvements that do not affect operation [15]. This analysis consisted only in verifying and validating the simulation model carried out and proposes the analysis of resource requirements through scenarios for future work. This is one of the actions carried out in the project developed by the research group.

Easter et al. (2019) evaluated the performance of nine emergency department distribution design proposals by simulating discrete events and defined which option provides the best performance, combined with other elements such as one-way and two-way analysis of variance (ANOVA) [13]. However, they used data with an empirical distribution to build the models. In contrast, in this study, the authors used a constant arrival rate, and the server rate considers a parametric probability distribution obtained from historical hospital data.

Discrete Event Simulation is one way to analyze the installed productive capacity of healthcare services, which generally experience long waiting time problems due to factors such as demand growth,

access limitations and capacity reduction [16]. The analysis carried out focuses on determining the installed productive capacity of the angiography room to attend the demand.

Shortening waiting times is critical in the provision of healthcare services to ensure timely care and avoid compromising patients' integrity and increasing operating costs. The greater the pathological complexity treated, the higher the operating cost; hence, the importance of analyzing patient flow throughout the process to reduce waiting times [17,18].

Sometimes the process restrictions that affect patient flow correspond to clinical support services (laboratory, medical imaging, and others) or operational services such as administrative staff [19]. This research considers the participation of resources as a whole and not separately, where even the angiography room could be seen as a support service to the cardiology specialty due to the procedures performed there.

Although the literature analyzed is extensive, no precedents have been found of similar works that use simulation techniques based on discrete events to optimize the demand for care in high-tech hospital wards.

This paper analyzes the installed productive capacity of an angiography room using Discrete Event Simulation (DES) as support to decision-making processes, where the number of equipment required to meet patient demand must be determined, the need to hire more staff must be evaluated, and even the acquisition of new buildings must be made, all under a logistic approach applied to high-tech rooms, such as those used to perform catheter angiography procedures. This will provide a suitable tool for optimizing hospital management.

## 2. Materials and Methods

During the research, a Discrete Event Simulation (DES) model was created, and a simulated model based on historical variables from the current system was built with software. The authors analyzed the duration of 2044 procedures performed between 2014 and 2015 at a hospital in San Juan (Costa Rica). The DES model considers these elements to determine critical variables such as patient flow through the several stages and departments of the process, attention times, logical sequence of activities and waiting times, among others [3,13].

At the time of the study, the hospital had an angiograph for performing cardiac catheterization, an anesthesia machine, defibrillation and contrast injection equipment, as well as shelves to store the materials and supplies used during the procedures. It also has a control area, dressing rooms for men and women, a laundry area and a wardrobe. Right next to it, there is a space with six beds and wall monitoring equipment for the patients to whom the angiographic procedures are performed. Generally, patients must be admitted into hospital 24 h before the operation with the angiograph and remain hospitalized between 24 and 72 h after, depending on the complexity of the procedure to monitor their evolution. All these elements are specified in Figure 1.

The structure used in this research was based on the DMAIC methodology, composed of several stages (Define, Measure, Analyze, Improve and Control), which is part of the continuous process improvement methodology known as six sigma, used to reduce variability in the processes of goods and services.

**Define stage:** The variability problem is established and will be addressed in the study [20]. It corresponds to reducing the number of patients on the waiting list for an angiography procedure [9]. Once the problem has been defined, the objective is to analyze the installed productive capacity in health services by simulating discrete events, with which to compare the number of patients expected to be treated in the angiography room with the proposed capacity.

**Measure stage:** A data collection plan was defined for the variables selected for the simulation model. To this end, the official information sources available to the health service under study were validated. The data correspond to records from the last seven years before this study. Table 1 shows

the variables considered. The type of probability distribution had to be determined for cycle time data. For this purpose, a goodness-of-fit test was applied to the observed data, following Equation (1).

$$X^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} \quad (1)$$

where  $X^2$  is a value of a random variable whose sample distribution approximates the chi-square distribution with  $v = k - 1$  degree of freedom, where  $k$  is the total of data that compose the sample. The variables  $o_i$  and  $e_i$  represent the observed and expected frequencies, respectively, for the  $i$ -th cell.

This test was performed at different parametric probability distributions, and the one with the best fit to the data is selected, considering the mean square error. The tool used for the analysis is INPUT ANALYZER version 15.10.00 (2019) (Rockwell Automation, Milwaukee, WI, USA) in the ARENA software version 15.10.00001 (2019) (Rockwell Automation, Milwaukee, WI, USA), which was also used to develop the simulation [21].

Analyze stage: A simulation model of discrete events using ARENA software was created to determine how the installed productive capacity of the current service (supply) relates to patient demand. This simulation model considered the variables defined in the measure stage and other relevant elements of the current system under study. The discrete events discussed in this model correspond to the patients' arrival and care in the angiography room.

Figure 2 shows the elements considered in the simulation model created in ARENA, where the entity that runs the process is the patient, the angiography room is the resource that the entity takes, uses and then releases. When the entity finds the occupied resource, it queues using the First-In-First-Out (FIFO) discipline, and then, it exits the system.

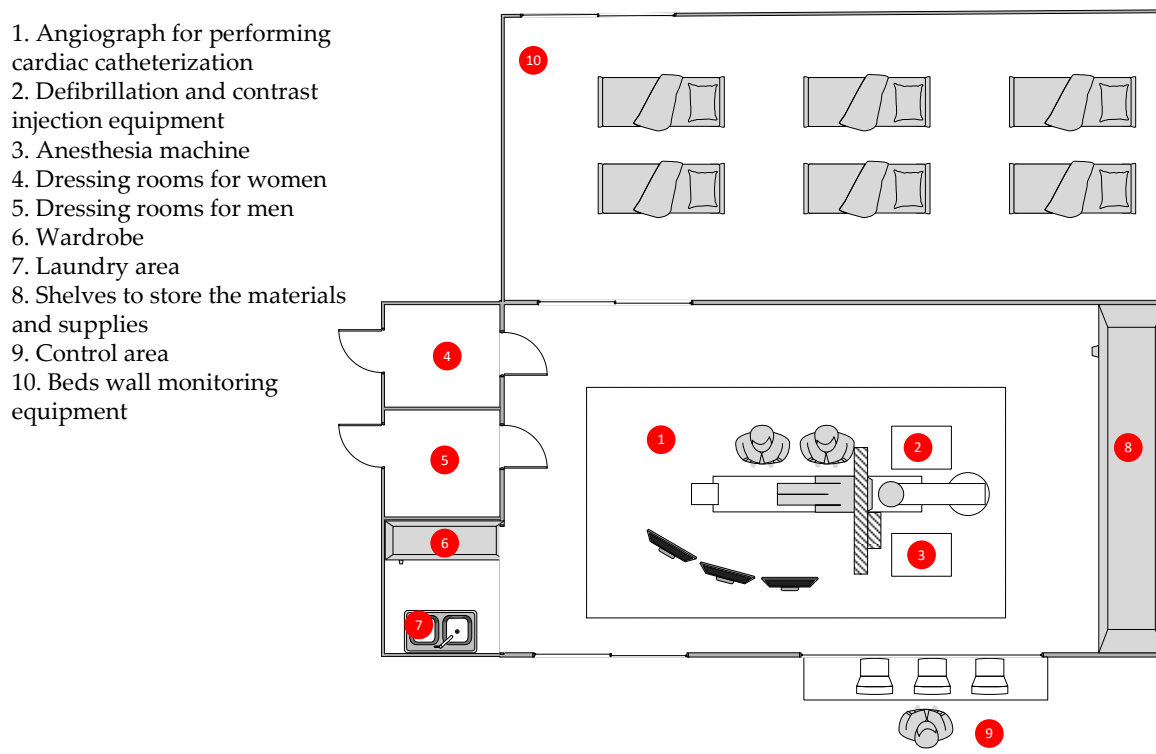
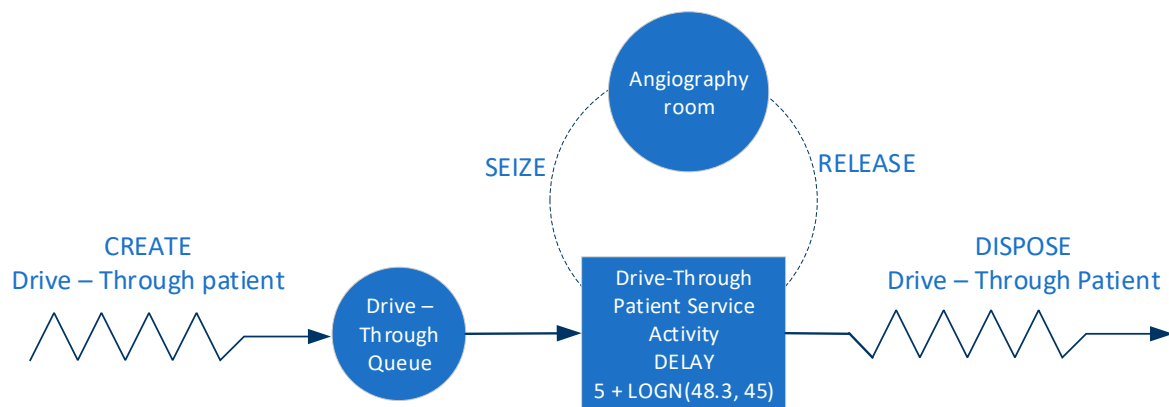


Figure 1. Floor map for the angiography room.

**Table 1.** Data collection plan for the study.

Variables	Description	Variable Type	Source
Number of patients served	Number of patients seen in the angiography room by year	Quantitative, discrete	Healthcare center operating software
Number of patients on waiting lists	Patients registered pending a procedure in the angiography room	Quantitative, discrete	Healthcare center operating software, waiting list
Cycle time in the room ( $\mu$ )	The average duration of procedures performed in the angiography room. This time includes when the patient is admitted until he or she leaves the room. $\mu = \frac{\sum_{i=0}^n S_i}{n}$ $S = \text{Cycle time for patient } i$ $n = \text{Total number of patients seen in the service}$	Quantitative, continuous	Healthcare center operating software
Arrival time between patients ( $\lambda$ )	The average time of arrivals between patients. $\lambda = \frac{\sum_{i=0}^n t_i}{n}$ $t = \text{Time between arrivals for patient } i$ $n = \text{Total number of patients arriving at the service}$	Quantitative, continuous	Healthcare center operating software
Patient demand	It is the total amount of patients that require the service in a year, considering both those served, on the waiting list and those cancelled	Quantitative, discrete	Healthcare center operating software
Average waiting time	The average waiting time in the system and in queue	Quantitative, continuous	Simulation model
Average number of patients waiting	The average number of patients waiting to be seen in the angiography room	Quantitative, discrete	Simulation model
Utilization rate	The ratio between the time between arrivals and the time. $\text{Utilization} = \frac{\lambda}{\mu}$	Quantitative, continuous	Simulation model



**Figure 2.** Simulation model made for the angiography room.

For complementing the DES model, Figure 3 shows the state transition diagram. In this case, the simulation model begins when the patient’s arrival with a constant time of 0.7 h, is in this moment when the angiography room acquires the state of Busy and assign a time in minutes with a Beta probability distribution, such as shown in Equation (6), for the attention of each patient. While the angiography room has this state, also more patients join the system, which causes the queue and the waiting time increases. When the angiography room does not have patients, it acquires the status of Idle and does not assign time to the resource. Finally, at the end of the available simulation time, the angiography room becomes inactive [22,23].

The scope of the project is delimited in knowing if the current resources are sufficient to meet the patient’s demand for the service. That is why, when the angiography room is mentioned, reference is made to the human resource (specialist doctors, technicians, nurses), angiography equipment and infrastructure.

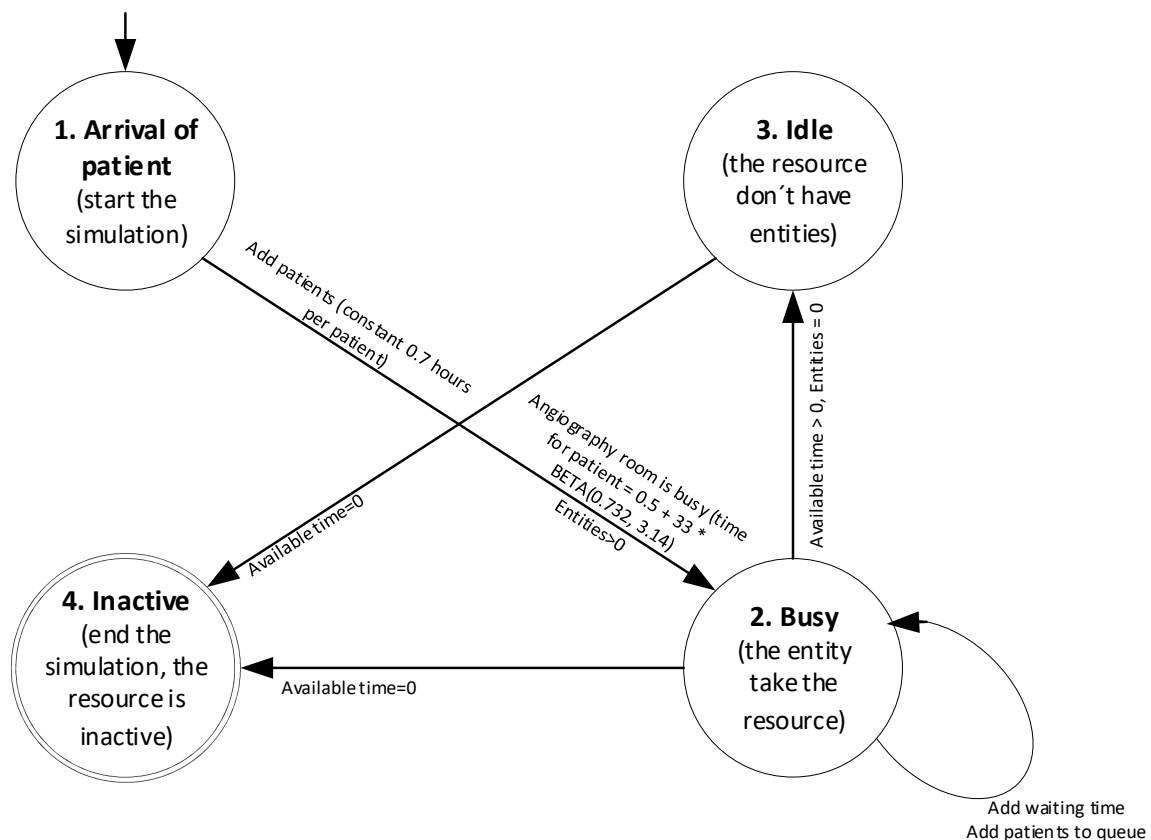


Figure 3. States transition diagram for the model DES.

Additionally, the simulation model created was validated statistically compared to the current system carried out using confidence intervals. For this purpose, production data for one month ( $X$ ) were taken and compared with the data from the simulation ( $Y$ ) for the same period. If the interval created from this dataset contains zero, it indicates that there is sufficient evidence not to reject the null hypothesis that there are no differences, otherwise, if there are [24,25]:

$$H_0: X = Y \quad (2)$$

$$H_a: X \neq Y \quad (3)$$

$$(\bar{X} - \bar{Y}) \pm t_{(v-1, 1-\alpha)} * \sqrt{\sigma_{X-Y}^2} \quad (4)$$

where  $H_0$  is the null hypothesis.  $H_a$  is the alternative hypothesis. The variable  $X$  represents the data obtained from the current system, corresponding to the data obtained by the simulation model,  $\bar{X}$  corresponds to the average of the data obtained by the current system.  $\bar{Y}$  is the average of the data obtained by the simulation model.  $t$  is the statistic of a probability distribution  $t$  par  $v - 1$  degrees of freedom and a degree of confidence of  $1 - \alpha$ .  $\sigma_{X-Y}^2$  is the variance of the difference of the current system data compared to the data of the simulation model.

**Improve stage:** At this stage, new scenarios are proposed for the service provided in the angiography room. The aim is to bring the installed productive capacity into line with the current demand for the service, mainly by varying the amount of resources available [25].

**Control stage:** The purpose of this phase is to implement the improvement in the original process. A series of indicators have, therefore, been developed with which the performance of the process can be monitored to determine whether the objective of the study has been met. The indicators considered in the simulation model were current patient demand, unmet patient demand, angiography room supply and angiography room utilization rate.

### 3. Results

#### 3.1. Current Supply and Demand

Data for the last twelve months of output and demand for the angiography room are shown in Table 2. The monthly output corresponds to the procedures performed in the angiography room for the period under study. The demand considers the monthly output plus the cancelled procedures and the waiting list, which totals 2325 cases.

**Table 2.** Monthly comparison table of production and demand in the angiography room.

Month	Monthly Demand (Procedures)	Cancellations	Waiting List	Monthly Output (Procedures)
1	58	26	5	27
2	107	5	8	94
3	201	7	9	185
4	217	3	11	203
5	266	5	15	246
6	281	3	17	261
7	260	6	15	239
8	164	4	21	139
9	205	7	24	174
10	195	4	21	170
11	181	5	19	157
12	190	9	32	149
Total	2325	84	197	2044

The gap between demand and production translates into an increase in the waiting list of patients requiring the angiography room. This gap can be seen in Figure 4, where production is always below the demand for the service. Additionally, the variations in the curve show how susceptible production is to resource availability.



**Figure 4.** Monthly demand and output of procedures in the angiography room.

Given the constant difference between supply and demand for the service, the waiting list increases every month, generating ever longer waiting times for patients, as shown in Figure 5. Regarding care in a public healthcare service, this situation will lead to a constant increase in the list. In contrast, a private healthcare system will suffer a considerable market loss because patients will have to seek other alternatives for service providers.



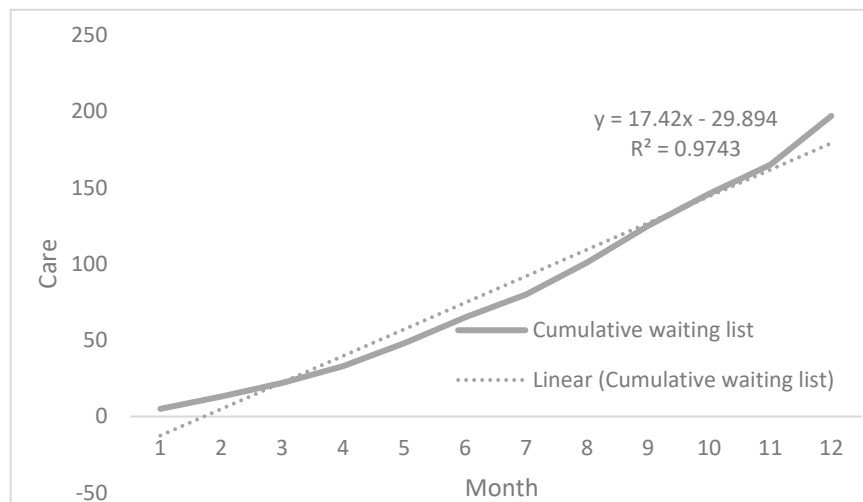


Figure 5. Monthly growth of the waiting list.

### 3.2. Arrival Time between Patients ( $\lambda$ )

An average of 9.3 patients would have to be seen per day or its equivalent in time, i.e., that a patient arrives every 0.7 h [26], in order to incorporate into the model an annual demand of 2325 procedures in the angiography room, during 250 days a year, in which there are 6.5 h of equipment availability to perform the required procedures.

Additionally, the probability distribution was analyzed by the INPUT ANALYZER. The authors identified that the data followed a normal parametric distribution, with a mean of 6.26 patients and a standard deviation of 2.14 patients per day. Equation (5) shows the parameters of the normal distribution:

$$\text{NORM}(6.26, 2.14), \quad (5)$$

Figure 6 shows the histogram generated by the INPUT ANALYZER for daily patient arrivals.

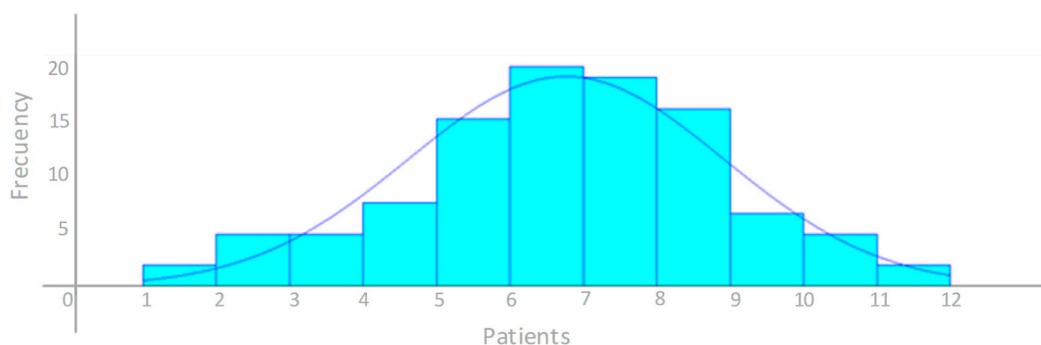


Figure 6. Histogram generated for daily patient arrival.

The goodness-of-fit test shows that the smallest square error is for the normal probability distribution with a value of 0.00295, which was the best fit for the number of patients arriving at the angiography service. The Table 3 shows the results by the goodness-of-fit tests applied to ten different probabilities distributions.



**Table 3.** Error table for daily arrival goodness-of-fit tests.

Function	Sq. Error
Average	0.00295
Triangular	0.00485
Weibull	0.00517
Beta	0.00616
Poisson	0.0088
Erlang	0.0163
Gamma	0.0166
Lognormal	0.0292
Uniform	0.0447
Exponential	0.083

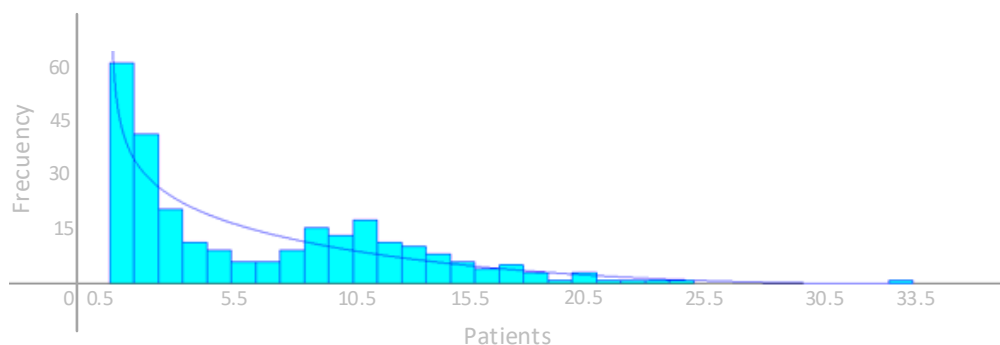
### 3.3. Cycle Time in the Room ( $\mu$ )

As for cycle time, the records of the room times were used, and the INPUT ANALYZER determined that they have a Beta probability distribution represented by Equation (6), expressed in minutes.

$$T = 0.5 + 33 * \text{BETA}(0.732, 3.14) \quad (6)$$

where, T represents the cycle time with a probability distribution shown as Beta, according to the notation used by the INPUT ANALYZER.

Figure 7 shows the probability distribution identified by the INPUT ANALYZER for the cycle time of the angiography room.

**Figure 7.** Probability distribution for the cycle time of the angiography room.

By applying goodness-of-fit tests, the authors determined that the Beta distribution has the best fit, with the lowest error of all probability distributions evaluated. The Table 4 shows the results by the goodness-of-fit tests applied to ten different probabilities distributions.

**Table 4.** Error table for cycle time goodness-of-fit tests in the angiography room.

Function	Sq. Error
Beta	0.0105
Gamma	0.0149
Weibull	0.015
Lognormal	0.0153
Exponential	0.018
Erlang	0.018
Triangular	0.0485
Average	0.0519
Uniform	0.0711
Poisson	0.124

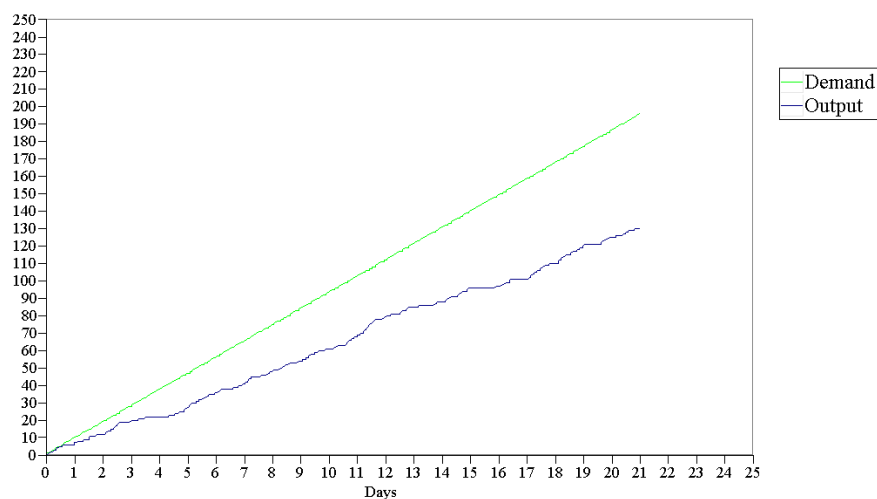
### 3.4. Simulation Model

Among the assumptions used in the simulation model is that one working day corresponds to 6.5 h, so 21 days are equivalent to one month of output in service. The daily rate of patients requiring a procedure has a normal probability distribution with a mean of 6.26 patients and a standard deviation of 2.14 patients. This situation shows how stable the demand is over time. To meet the annual demand of 2325 patients per year, the authors decided to establish the time between patient arrivals in the system as a constant at 0.7 h, which is equivalent to 9.3 patients per day.

The cycle time of the procedures performed in the angiography room expressed in minutes has a Beta distribution represented by Equation (6), which clearly shows a bias to the right due to the variability of the times analyzed and the complexity of the procedures performed.

Each month, 196 patients are incorporated into the simulation model, and an average of 148 procedures (each procedure equals one patient) are performed in the angiography room. With these data, a monthly average of 24 patients is added to the waiting list. This information is obtained by running 12 replications of the simulation model, where a utilization rate of 0.99 was quantified for the angiography room and a waiting time of 6.75 days. The average wait was 2.46 days.

Figure 8 shows how, as the days go by, an ever-widening gap opens between the patients who enter the system and the patients who have attended, which is known in health services as the waiting list. This gap corresponds to the difference between supply and demand for the service.



**Figure 8.** Graph of supply and demand obtained from the simulation model created for the current situation.

### 3.5. Validation of the Simulation Model

The monthly production results obtained from the 12 replications of the simulation model were compared with the 12 monthly data collected from the current system, calculating the difference between them. A 95% confidence interval of  $(-89.83, 133.66)$  was obtained. Zero was among the values of the interval. The authors, therefore, conclude that there is no significant variation between the results presented by the simulation model and the current system on which the design was based.

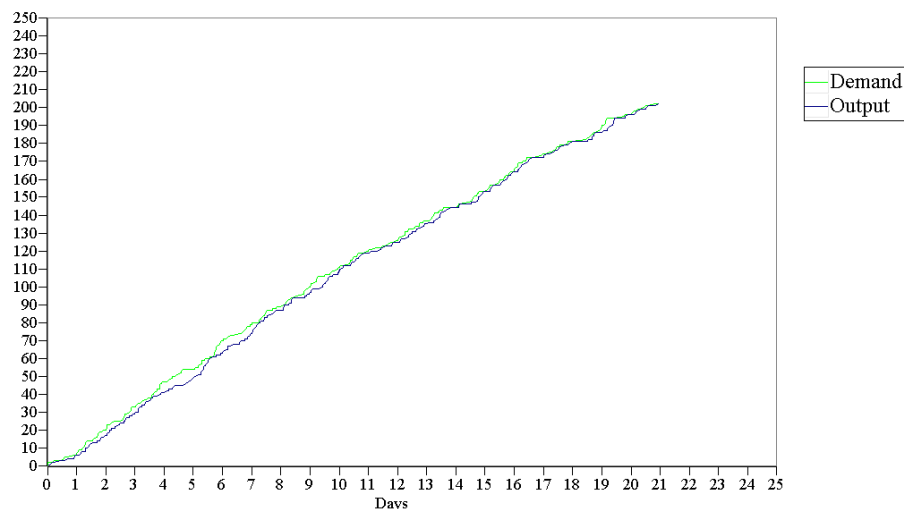
### 3.6. Improvement Scenario 1: To Have Two Angiography Rooms

The primary aim is to improve the current situation and to do that, the current capacity of the resource, i.e., the angiography room, could be doubled, which is equivalent to incorporating an additional room or outsourcing the service.

The simulation model maintains the same conditions; however, the capacity of the resource is doubled, which means that the average number of procedures performed per replication is 194.42, and the average waiting time per patient is 0.11 h (6.85 min approximately). The maximum waiting time

recorded in the responses was 0.57 days (about 3.71 h). The use of the resource, the angiography room, goes to 0.64, with the capacity to attend to eventualities such as increases in demand, maintenance shutdowns or other contingencies that may arise in the daily operations of the room. The average number of patients on the waiting list would increase to 1.45, which would cover the demand for the service.

Figure 9 shows the small gap between supply and demand for the proposed scenario over the time considered in the simulation model. This means that the system has sufficient installed productive capacity to meet the required demand. The small differences between the two lines represent the patients on the waiting list.



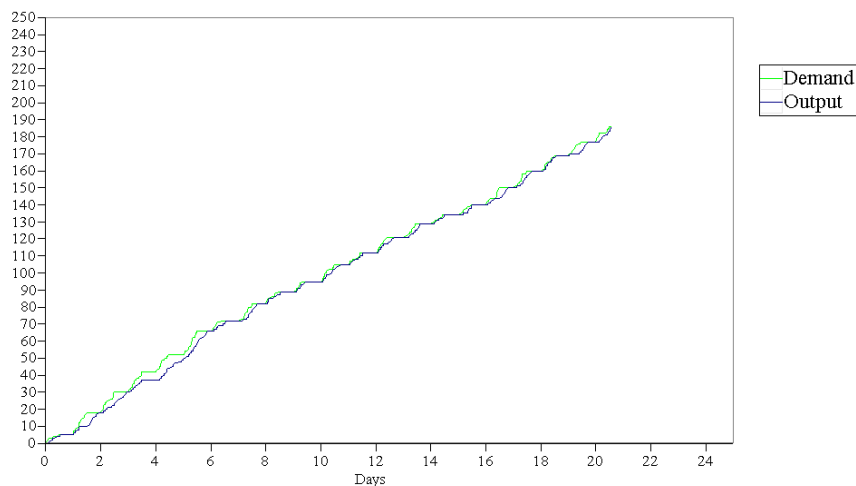
**Figure 9.** Supply and demand of the simulation model created for the enhancement scenario, where an additional angiography room is incorporated.

### 3.7. Improvement Scenario 2: Enable an Additional Second Shift

The model maintains the same current parameters. However, the angiography room has a time availability of 13 h per day and the arrival of patients is maintained at a schedule of 6.5 h with a rate of arrivals of 1 patient every 0.7 h or the equivalent of 1.43 patients per hour. The average number of patients that attended is 197.92, with a 95% confidence interval of (167, 222), and the average waiting time per patient is 2.06 h, with a maximum of 16.50 h.

The angiography room reports a utilization rate of 0.64 with these new parameters, the same as with the previous scenario, which enables having sufficient idle capacity to cover possible eventualities such as those mentioned above.

Figure 10 shows the same situation as in the previous scenario, a small gap between supply and demand, which means that the system has sufficient installed productive capacity to meet the required demand. The small differences between the two lines represent patients on the waiting list but have attended in the short term.



**Figure 10.** Supply and demand of the simulation model created for the improvement scenario where a second shift is enabled.

#### 4. Discussion

Attendance time in the angiography room has a wide variability, represented by a wide confidence interval. When representing the current conditions of the process, the utilization of the room was 0.99, showing that it is at full capacity and has no chance of meeting possible contingencies in the process, which causes it to generate a waiting list that increases substantially over time. On average, 24 patients a month wait for their treatment [2,27].

For the options considered, the current capacity doubles in both cases, either by acquiring an additional angiography room or by enabling an additional work shift. Although, in both cases, the utilization rate is 0.64, which provides an idle capacity to meet possible increases in demand and both routine and sporadic maintenance items [28]. The difference between these lies in the patients' waiting time. Enabling a second shift generates a longer waiting time that can reach 15 h equivalent to just over a day, while the wait would be close to 3.71 h with a new room. The waiting times are significantly less with either option, which is currently at 6.75 days [29,30].

Incorporating an angiography room requires significant design and implementation time, and while these start-up activities are being considered, the waiting list will continue to grow [31–33]. Besides, a new building and the required angiography equipment come with high initial investment. In contrast, the fitting out of an additional work shift would only require the operating costs of supplies and specialized technical personnel to perform the daily surgical procedures [34]. The Table 5 shows an analysis of expense by each scenario.

**Table 5.** Types of expenses to be considered in each proposed improvement scenario.

Type	Purchase of Additional Angiography Room	Enable a Second Shift in the Current Room
Building design	x	
Building construction	x	
Purchase of angiography equipment	x	
Purchase of supplies	x	x
Recruitment of specialized technical staff	x	x

The availability of beds is another point that must be considered in the analysis of installed productive capacity since sufficient quantities must be guaranteed to hospitalize patients one day before and between one and three days after the procedure [35].

It is essential to consider that although the results of the proposed model indicate limited or zero waiting times, patients do not always want immediate care [36]. If the patient is a mother who is

fully dedicated to the care of her children, she will need to find a caregiver for the time she will be away. A worker may require some time in advance to prepare for their absence [37]. This is the case in elective procedures, not emergencies [13].

Social security systems have waiting lists. The problem is greater or lesser, depending on the resources available to the system [38]. Spain, Italy, England, New Zealand, Canada, and Australia are the countries with the most documented waiting lists situation. According to the OECD, “in the wake of the recent economic downturn and severe pressures on public budgets, waiting times may again be on the rise” [39].

The DES models are created with different assumptions according to the needs or problems that require be analyzed; in this case, it focused on analyzing the amount of resources necessary to meet the demand of patients, therefore, this document explained that the arrival time between patients, as well as the cycle time has kept constant. The only factor that changes in the model is the amount of resource until it has enough installed productive capacity to meet the demand. Additionally, the activities carried out within the angiography room are standardized and present a series of clinical and legal requirements to identify the integrity of patient care, which are outside the logistical scope of this investigation [13].

The real variability of the time data is represented in the model by the probability distributions used and they were statistically validated [40].

In the improvement process, usually the reorganizing or eliminating of some of the activities that do not have value added are considered. However, this is not the target in this project because this process has activities with medical and legal requirements that must be considered in the attention of the patient; these aspects that are outside the logistical focus of this research [41].

This paper technically demonstrates that the proposal is viable and solves a significant and latent problem for social security systems. Future research should focus on applying this methodology to the optimization of waiting times in other care areas of a hospital.

## 5. Conclusions

The authors used the Discrete Event Simulation model to determine that the current installed productive capacity in the angiography room is not sufficient to meet demand, given that it has a utilization rate of 0.99. Therefore, doubling the current capacity results in a utilization of 0.64. The most favorable recommendation is, therefore, to enable a second shift because it is more economical and reduces patient waiting times, compared to building a new angiography room or the current service offering.

However, if with the information provided in this study and with the availability of budget, it is considered appropriate to build a properly equipped building, the time required until the implementation would be not less than one year. For this, a second shift should be provisionally made available to avoid the waiting list from increasing because according to the model developed, the average monthly number of patients on the waiting list is 24, reaching a maximum of 71 in some replications. Although both improvement proposals reduce the utilization rate to 0.64 and increase the monthly output of the angiography room to 200 patients, having an additional shift increases patient waiting times compared to enabling a parallel resource.

During the research, DES simulation proved to allow for the optimization of the use of resources used in healthcare systems and is a suitable tool for optimizing hospital management.

**Author Contributions:** Conceptualization, J.G.-S.-C.; Data curation, F.B.-M.; Funding acquisition, F.B.-M.; Investigation, F.B.-M., B.V.-V. and J.G.-S.-C.; Methodology, B.V.-V. and O.V.-A.; Project administration, O.V.-A.; Resources, O.V.-A.; Software, B.V.-V.; Supervision, J.G.-S.-C.; Validation, J.G.-S.-C.; Visualization, B.V.-V.; Writing—Original draft, F.B.-M.; Writing—Review & editing, O.V.-A. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research was funded by Vice Rectory for Research and Extension, grant number 5402-1351-2401, “Design of a decision model for the organization of resources according to their availability by simulating discrete events” (2020–2021).

**Acknowledgments:** The authors wish to acknowledge to the Costa Rican Institute of Technology and the University of Extremadura (Spain) for the support provided.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## References

1. Marchesi, J.F.; Hamacher, S.; Fleck, J.L. A stochastic programming approach to the physician staffing and scheduling problem. *Comput. Ind. Eng.* **2020**, *142*, 106281. [[CrossRef](#)]
2. de Sousa Junior, W.; Barra Montevechi, J.A.; de Carvalho Miranda, R.; Teberga Campos, A. Discrete simulation-based optimization methods for industrial engineering. *Comput. Ind. Eng.* **2019**, *128*, 526–540. [[CrossRef](#)]
3. Mohammadi Bidhandi, H.; Patrick, J.; Noghani, P.; Varshoei, P. Capacity planning for a network of community health services healthcare data to study causal treatment effects. *Eur. J. Oper. Res.* **2018**, *275*, 266–279. [[CrossRef](#)]
4. Improta, G.; Guizzi, G.; Ricciardi, C.; Giordano, V.; Ponsiglione, A.M.; Converso, G.; Triasi, M. Agile Six Sigma in Healthcare: Case Study at Santobono Pediatric Hospital. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2019**, *17*, 1052. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
5. Chyu, M.-C.; Austin, T.; Calisir, F.; Chanjaplamootil, S.; Davis, M.J.; Favela, J.; Gan, H.; Gefen, A.; Haddas, R.; Hahn-Goldberg, S.; et al. Healthcare Engineering Defined: A White Paper. *J. Healthc. Eng.* **2015**, *6*, 635–648. [[CrossRef](#)]
6. Caro, J.C.; Möller, J.M.; Getsios, D.G. Discrete Event Simulation: The Preferred Technique for Health Economic Evaluations? *Value Health* **2010**, *13*, 1056–1060. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
7. Moretto, N.; Comans, T.A.; Chang, A.T.; O’Leary, S.P.; Osborne, S.; Carter, H.E.; Smith, D.; Cavanagh, T.; Blond, D.; Raymer, M. Implementation of simulation modelling to improve service planning in specialist orthopaedic and neurosurgical outpatient services. *Implement. Sci.* **2019**, *14*, 1–11. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
8. Rudziński, P.N.; Kruk, M.; Kępka, C.; Schoepf, U.J.; Otani, K.; Leonard, T.J.; Dębski, M.; Dzielnińska, Z.; Pęgowski, J.; Witkowski, A.; et al. Assessing the value of coronary artery computed tomography as the first-line anatomical test for stable patients with indications for invasive angiography due to suspected coronary artery disease. Initial cost analysis in the CAT-CAD randomized trial. *J. Cardiovasc. Comput. Tomogr.* **2019**, *10*, 771–788. [[CrossRef](#)]
9. Vataire, A.L.; Aballéa, S.; Antonanzas, F.; van Rooijen, L.H.; Lam, R.W.; McCrone, P.; Persson, U.; Toumi, M. Core Discrete Event Simulation Model for the Evaluation of Health Care Technologies in Major Depressive Disorder. *Value Health* **2014**, *17*, 183–195. [[CrossRef](#)]
10. Fu, X.; Presbitero, A.; Kovalchuk, S.V.; Krzhizhanovskaya, V.V. Coupling Game Theory and Discrete-Event Simulation for Model-Based Ambulance Dispatching. *Procedia Comput. Sci.* **2018**, *136*, 398–407. [[CrossRef](#)]
11. Comans, T.; Chang, A.; Standfield, L.; Knowles, D.; O’Leary, S.; Raymer, M. The development and practical application of a simulation model to inform musculoskeletal service delivery in an Australian public health service. *Oper. Res. Health Care* **2017**, *15*, 13–18. [[CrossRef](#)]
12. De Boeck, K.; Carmen, R.; Vandaele, N. Needy boarding patients in emergency departments: An exploratory case study using discrete-event simulation. *Oper. Res. Health Care* **2019**, *21*, 19–31. [[CrossRef](#)]
13. Easter, B.; Housharian, N.; Debajyoti, P.; Wiler, J.L. Designing efficient emergency departments: Discrete event simulation of internal-waiting areas and split flow sorting. *Am. J. Emerg. Med.* **2019**, *37*, 2186–2193. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
14. Furian, N.; O’Sullivan, M.; Walker, C.; Vössner, S. Evaluating the impact of optimization algorithms for patient transits dispatching using discrete event simulation. *Oper. Res. Health Care* **2018**, *19*, 134–155. [[CrossRef](#)]
15. Pannakkong, W.; Chemkomnerd, N.; Tanantong, T. Simulation Analysis of University Hospital in the Medical Record Department. In Proceedings of the Seventeenth International Conference on ICT and Knowledge Engineering, Bangkok, Thailand, 20–22 November 2019.
16. Badrul Ahsan, K.; Alam, M.; Gordon Morel, D.; Karim, M. Emergency department resource optimisation for improved performance: A review. *J. Ind. Eng. Int.* **2019**, *15*, 253–266. [[CrossRef](#)]



17. Vieira, B.; Demirtas, D.; Van De Kamer, J.B.; Hans, E.W.; Van Harten, W. Improving workflow control in radiotherapy using discrete-event simulation. *Med Inform. Decis. Mak.* **2019**, *19*, 199. [CrossRef]
18. Carter, H.; Knowles, D.; Moroney, T.; Holtmann, G.; Rahman, T.; Appleyard, M.; Steele, N.; Zanco, M.; Graves, N. The use of modelling studies to inform planning of health services: Case study of rapidly increasing endoscopy services in Australia. *Health Serv. Res.* **2019**, *19*, 1–8. [CrossRef]
19. Lamprecht, J.; Kolisch, R.; Pfürringer, D. The impact of medical documentation assistants on process performance measures in a surgical emergency department. *Eur. J. Med Res.* **2019**, *24*, 1–8. [CrossRef]
20. Arafah, M.; Barghash, M.A.; Haddad, N.; Musharbash, N.; Nashawati, D.; Al-Bashir, A.; Assaf, F. Using Six Sigma DMAIC Methodology and Discrete Event Simulation to Reduce Patient Discharge Time in King Hussein Cancer Center. *J. Healthc. Eng.* **2018**, *2018*, 3832151. [CrossRef]
21. Available online: <https://www.arenasimulation.com> (accessed on 18 May 2020).
22. Hu, X.; Zhuang, Y.; Zhang, F. Security modeling and verification method of embedded software based on Z and MARTE. *Comput. Secur.* **2020**, *88*, 101615. [CrossRef]
23. Uğur Acar, O.; Güvenç, L.; Altuğ, E. Hardware-in-the-Loop Testing of Automatic Lift Dropping System for Heavy Trucks. *J. Intell. Robot. Syst.* **2019**, 1–22. [CrossRef]
24. Acuña, J.A. *Simulación de Procesos*; Tecnológica de Costa Rica: Cartago, Costa Rica, 2015; pp. 613–632.
25. Kubiak, T.; Donald, W. Chapter 26 Implementation. In *The Certified Six Sigma Black Belt Handbook*, 3rd ed.; American Society for Quality (ASQ): Milwaukee, WI, USA, 2017; p. 576.
26. Hillier, F.S.; Lieberman, G.J. *Investigación de Operaciones*; Mc Graw-Hill: México D.F., Mexico, 2015; pp. 708–757.
27. Luo, L.; Zhang, Y.; Qing, F.; Ding, H.; Shi, Y.; Guo, H. A discrete event simulation approach for reserving capacity for emergency patients in the radiology department. *Health Serv. Res.* **2018**, *18*, 452. [CrossRef] [PubMed]
28. Ramwadhoebe, S.; Buskens, E.; Sakkers, R.J.; Stahl, J.E. A tutorial on discrete-event simulation for health policy design and decision making: Optimizing pediatric ultrasound screening for hip dysplasia as an illustration. *Health Policy* **2009**, *92*, 143–150. [CrossRef] [PubMed]
29. Babashov, V.; Aivas, I.; Begen, M.; Cao, J.; Rodrigues, G.; D’Souza, D.; Lock, M.; Zaric, G. Reducing Patient Waiting Times for Radiation Therapy and Improving the Treatment Planning Process: A Discrete-event Simulation Model (Radiation Treatment Planning). *Clin. Oncol.* **2017**, *29*, 385–391. [CrossRef] [PubMed]
30. Marshal, D.A.; Burgos-Liz, L.; IJzerman, M.J.; Crown, W.; Padula, W.; Wong, P.; Pasupathy, K.; Higashi, M.; Osgood, N.D. Selecting a Dynamic Simulation Modeling Method for Health Care Delivery Research—Part 2: Report of the ISPOR Dynamic Simulation Modeling Emerging Good Practices Task Force. *Value Health* **2015**, *18*, 147–160. [CrossRef]
31. García-Sanz-Calcedo, J.; Al-Kassir, A.; Yusaf, T. Economic and Environmental Impact of Energy Saving in Healthcare Buildings. *Appl. Sci.* **2018**, *8*, 440. [CrossRef]
32. Bodur, E.K.; Atsa’am, D.D. Filter Variable Selection Algorithm Using Risk Ratios for Dimensionality Reduction of Healthcare Data for Classification. *Processes* **2019**, *7*, 222. [CrossRef]
33. García-Sanz-Calcedo, J.; Monzón, P. Analysis of the economic impact of environmental biosafety works projects in healthcare centres in Extremadura (Spain). *Dyna Colomb.* **2014**, *81*, 100–105. [CrossRef]
34. Gaspari, J.; Fabbr, K.; Gabrielli, L. A Study on Parametric Design Application to Hospital Retrofitting for Improving Energy Savings. *Buidings* **2019**, *9*, 220. [CrossRef]
35. Viana, J.; Breines Simonsen, T.; Faraas, H.E.; Schmidt, N.; Dahl, F.A.; Flo, K. Capacity and patient flow planning in post-term pregnancy outpatient clinics: A computer simulation modelling study. *Health Serv. Res.* **2020**, *20*, 1–15. [CrossRef]
36. Candelario-Garrido, A.; García-Sanz-Calcedo, J.; Reyes, A.M. A quantitative analysis on the feasibility of 4D planning graphic systems versus conventional systems in building projects. *Sustain. Cities Soc.* **2017**, *35*, 378–384. [CrossRef]
37. Leon-Sanz, P. Key Points for an Ethical Evaluation of Healthcare Big Data. *Processes* **2019**, *7*, 493. [CrossRef]
38. Gómez-Chaparro, M.; García-Sanz-Calcedo, J.; Armenta Márquez, L. Analytical determination of medical gas consumption and their impact on hospital sustainability. *Sustainability* **2018**, *10*, 2948. [CrossRef]
39. The Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). Waiting Times. Available online: <http://www.oecd.org/els/health-systems/waiting-times.htm> (accessed on 25 January 2020).

40. Kalwar, M.A.; Irshad Mari, S.; Memon, M.S.; Tanwari, A.; Siddiqui, A.A. Simulation Based Approach for Improving Outpatient Clinic Operations. *Mehran Univ. Res. J. Eng. Technol.* **2020**, *39*, 153–170. [[CrossRef](#)]
41. Stephensa, A.; Walwynb, D.R. Wind energy in the United Kingdom: Modelling the effect of increases in installed capacity on generation efficiency. *Renew. Energy Focus* **2018**, *27*, 44–58. [[CrossRef](#)]



© 2020 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).



## ANEXO II

**F. Badilla-Murillo**, B. Vargas-Vargas, O. Viquez-Acuña, and J. García Sanz-Calcedo, “Reduction of the Cycle Time in the Biopsies Diagnosis Through a Simulation Based on the Box Müller Algorithm,” *Frontiers in Public Health*, vol. 10, p. 809534. DOI: 10.3389/fpubh.2022.809534.





# Reduction of the Cycle Time in the Biopsies Diagnosis Through a Simulation Based on the Box Müller Algorithm

Félix Badilla-Murillo<sup>1</sup>, Bernal Vargas-Vargas<sup>1</sup>, Oscar Viquez-Acuña<sup>2</sup> and Justo García-Sanz-Calcedo<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup> Industrial Production Engineering, Instituto Tecnológico de Costa Rica, Cartago, Costa Rica, <sup>2</sup> Computer Engineering, Instituto Tecnológico de Costa Rica, Cartago, Costa Rica, <sup>3</sup> Engineering Projects Area, University de Extremadura, Badajoz, Spain

## OPEN ACCESS

### Edited by:

Houping Xiao,  
Georgia State University,  
United States

### Reviewed by:

Hossein Zarrinfar,  
Mashhad University of Medical  
Sciences, Iran  
Gonzalo Sánchez-Barroso,  
University of Extremadura, Spain  
Manuel Jesus Hermoso Orzáez,  
University of Jaén, Spain

### \*Correspondence:

Justo García-Sanz-Calcedo  
jgsanz@unex.es

### Specialty section:

This article was submitted to  
Health Economics,  
a section of the journal  
Frontiers in Public Health

Received: 05 November 2021

Accepted: 07 March 2022

Published: 04 April 2022

### Citation:

Badilla-Murillo F, Vargas-Vargas B,  
Viquez-Acuña O and  
García-Sanz-Calcedo J (2022)  
Reduction of the Cycle Time in the  
Biopsies Diagnosis Through a  
Simulation Based on the Box Müller  
Algorithm.  
Front. Public Health 10:809534.  
doi: 10.3389/fpubh.2022.809534

Anatomic pathology services study disease in hospitals on the basis of macroscopic and microscopic examination of organs and tissues. The focus of this research investigation was on improving clinical biopsy diagnosis times through simulation based on the Box-Muller algorithm to reduce the waiting time in the diagnosis of clinical biopsies. The data were provided by a hospital in San José (Costa Rica). They covered 5 years and showed waiting times for a pathological diagnosis that for some biopsies were close to 120 days. The correlation between the main causes identified and the cycle time in the biopsy diagnostic process was defined. A statistical analysis of the variables most representative of the process and of the waiting times was carried out. It followed the DMAIC structure (Define, Measure, Analyse, Improve, Control) for the continuous improvement of processes. Two of the activities of the process were identified as being the main bottlenecks. Their processing times had a normal distribution, for which reason a Box-Muller algorithm was used to generate the simulation model. The results showed that waiting times for a diagnosis can be reduced to 3 days, for a productive capacity of 8 000 biopsies per annum, optimizing the logistics performance of health care.

**Keywords:** discrete event simulation, hospital management, process model, installed productive capacity, healthcare engineering, Box Müller algorithm, logistics (business)

## INTRODUCTION

Discrete Event Simulation (DES) is a technique used to analyse the installed productive capacity in a process. In health services, it can be applied to determine the number of nursing professionals required to meet a certain demand (1, 2). There is today a considerable variety of applications that allow the development of simulation models in health services, as is the case of the creation of algorithms using software (3). Most health care simulation models are constructed using DES, system dynamics, or agent-based modeling (4).

Simulation models can be developed to mimic the complex functioning of health services. Examples are how the patient's journey or a change in the number of emergency department physicians influence the performance of an emergency ward or an angiography room (5, 6). DES models can also be used to determine an energy efficient route by defining candidate routes and taking into account the state of the network to finally select the most efficient route among

the alternatives proposed (7). There has been work (8) integrating DES with Lean Management (LM) and Complexity Scoring (CS) to propose a method for analyzing the problems associated with lean manufacturing. DES models make it possible to investigate the relationship between a supply chain's configuration and performance in the context of a modular construction project (9).

In addition, DES enables clinical decision-making in patient care to be improved in resolving real health system problems. Hybrid Simulation (HS) uses at least two different simulation modalities, so that their combination, with an appropriate alignment, coordination, and interface between them, will let one of them improve the other (10). The key indicators affecting the privacy of Big Data in health management have been identified (11). A fuzzy theory-based model of risk access control which was then used for Big Data management in intelligent medical treatment was established. The problem of inaccurate experimental results due to the lack of real data when dealing with real problems was also resolved.

The importance of hospital performance management is recognized for providing effective quality of care and is a key in any healthcare organization. Furthermore, it closes the gap between conceptual planning of organizational goals and physical monitoring of the status of daily operations (12). In the operational management of hospitals, a reliability focused approach to maintenance has been combined with evolutionary optimization to develop optimal maintenance plans for hospital facilities in four areas: intensive care units, emergency rooms, operating theaters, and patient rooms (13, 14).

An important input in simulation models is that of the algorithms that generate random numbers with a given probability distribution (15). Among them, one might mention the krill herd (KH) algorithm which is inspired by the grazing behavior of krill swarms. The objective function in the KH optimization process is based on the minimum distance between the location of the food and the position of a krill individual (16). Another is quasi-Monte Carlo simulation. This has been growing in popularity due to its convergence rate and the existence of simple statistical tools to analyse the error of its estimates. One such tool is the Box-Muller transform which takes as input two uniformly distributed random numbers and returns two independent pseudo-random numbers from the standard normal distribution (17).

The Box-Muller algorithm is also used for experimental modeling in the stochastic analysis of variables with a Maxwell-Boltzmann distribution, as well as the Ornstein-Uhlenbeck and Einstein approximations (18). Another application is for quantum measurement experiments in which symmetry breaking is used to enhance a microscopic signal. The quantum system comprises a system-apparatus-environment and uses the Box-Muller algorithm to generate random numbers with a standard normal distribution (19). Monte-Carlo simulation has been used to analyse the concentration of dust particles on the surface of a photovoltaic cell, with a dust particle being assumed to be spherical in shape with a radius that depends on the log-normal distribution function implemented by means of the transformation to the normal distribution using the

Box-Muller algorithm (20). In this present study, the Box-Muller algorithm is used to generate the random numbers of the pathology department because it was identified that they have a normal probability distribution, and in this way variability and uncertainty are incorporated into the analysis. Pathologic reports can confirm or exclude the presence of particular diseases, such as the rule of microbial agents in an infection or check cancers (21–24).

The problem of the Department of Pathology of Costa Rica is focused on its lack of operational efficiency. The application of the Box Müller algorithm is intended to improve the operational performance of the hospital, thus bridging the current technological knowledge gap.

The objective of this work was to develop a simulation model based on the Box-Muller algorithm to reduce the waiting time in the diagnosis of clinical biopsies. This will allow the health service's installed productive capacity to be analyzed by identifying the critical factors that most affect it. It will allow also to be put forward solutions that optimize the logistics performance of health care.

## MATERIALS AND METHODS

The data analyzed correspond to a 5-year period in a hospital in San José (Costa Rica), with average waiting times for a pathological diagnosis close to 120 days. An application was designed in Visual Basic for Applications (VBA) capable of making discrete event simulation models based on the Box-Muller algorithm to generate random numbers with a normal probability distribution. A graphical interface with forms was also created.

The process of biopsy diagnosis in the health service has six stages:

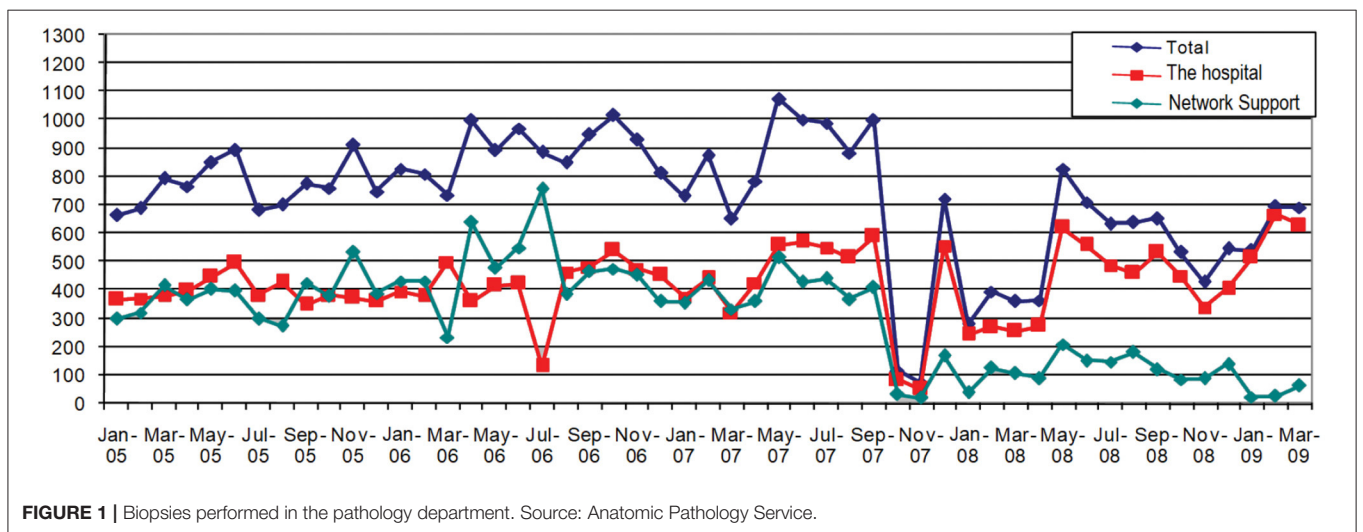
1. Collection of tissue specimens that need to be analyzed.
2. Cutting the specimens depending on the type of organ and its physical characteristics.
3. Embedding the biopsy specimens in paraffin wax blocks.
4. Trimming and preparation of glass slides.
5. Reading and diagnosis of the slides by the pathologist.
6. Delivery of report with results.

To identify bottlenecks in the process, these stages were broken down into 36 activities categorized as operations, inspections, storage, waiting, or transport. The most representative elements for the analysis of the anatomic pathology department's installed productive capacity are the different work areas, their working hours, the staff assigned to each, and its equipment. **Table 1** shows the resources available in the anatomic pathology department.

Between January 2015 and October 2017, the hospital had three pathologists at that time so that the throughput of biopsies remained stable. In addition, for that period, it was possible to appreciate how not only was attention given provided to that hospital, but support was provided to the health service network very equitably.

**TABLE 1** | Resources available in the anatomic pathology department.

Area	Shifts	Staff	Equipment
An autopsy room	06:00–14:00 14:00–22:00	<b>Two technicians.</b> After 22:00, the area remains closed and unstaffed. This is the section of the department that stays open longest.	Two cooling chambers of two modules each Crane for cadavers Camera Dissection table Computer Bright screen Scale
A biopsy cutting room	07:00–16:00	<b>One technician</b>	A computer for data entry into SIPAT Cutting instruments (blades, etc.)
A histology room	07:00–16:00	<b>Two technicians</b> work in this room, both on the 07:00–16:00 shift	A cryostat for frozen biopsies, and a refrigerator to store specimens Two automatic tissue processors A microwave oven for special stains A laboratory oven Slide dryer
A cytology room	07:00–16:00		The cytology output is quite low. Also, due to the quantity of biopsies to be analyzed, this place has been picked to use for the storage of biopsies awaiting analysis by the pathologist.
Three clinics (offices) for pathologists	07:00–16:00	<b>One pathologist</b> doing administrative and operational activities	Each office is equipped with a computer and a microscope
A meeting room	07:00–16:00		Desks Board Microscopes



**FIGURE 1** | Biopsies performed in the pathology department. Source: Anatomic Pathology Service.

In November 2017, the throughput of the medical center dropped significantly due to the departure of the team of pathologists. That center temporarily sent biopsies for analysis to another hospital in the health services network. Subsequently, the department has a staff doctor who combines administrative tasks as head of the area with the operations of biopsy analyses. In addition, pathologists provide support through overtime, but this support is external to the hospital and sporadic.

As shown in **Figure 1**, in order to meet the demand for the service, support to the network was stopped due to the limited number of specialized personnel. Nonetheless, the demand shows a tendency to increase, negatively impacting even more the output of support to the network. The users who receive this service are affected by having to perform their biopsies at other centers. In absorbing the unsatisfied output, this

in turn saturates the capacity of the hospitals that provide this service.

### Box-Muller Transform

Box and Muller suggested the following model of mathematical statistics used to generate random numbers with a normal distribution. If  $U_1$  and  $U_2$  are independent uniformly distributed variables in the interval (0,1), then  $x_1 = \sqrt{-2 \ln U_1} \sin 2\pi U_2$ , is precisely the standard Gaussian  $N(0,1)$  (25, 26). Using this method, an independent sequence  $N(\mu, \sigma^2)$  of random variables is taken:

$$\begin{cases} \mu + \sigma x_1, & x_1 = \sqrt{-2 \ln U_1} \sin 2\pi U_2 \\ \mu + \sigma x_2, & x_2 = \sqrt{-2 \ln U_3} \sin 2\pi U_4 \\ \mu + \sigma x_3, & x_3 = \sqrt{-2 \ln U_5} \sin 2\pi U_6 \end{cases} \quad (1)$$

This method is relatively fast and provides normally distributed random numbers.

### The DMAIC Structure

This research was based on the continuous improvement stages of DMAIC (Define, Measure, Analyze, Improve, Control) processes, which is part of the six-sigma set of production strategies (27–29). The following paragraphs will set out the approach taken to each of the stages.

#### Define Stage

The variability problem to be dealt with in the study (27) was established. It corresponds to the current cycle time of biopsy diagnoses. This was considered to be long since it can be up to 120 days. There would be a consequent significant deterioration of the patient’s health, and hence greater costs borne by the healthcare system. The objective is to reduce the waiting time for the diagnosis of biopsies by designing a DES model.

#### Measure Stage

A data collection plan was determined for the variables required for the simulation model. For this, the official information sources (30) were validated. In the case of the cycle time data, it was necessary to determine the type of their probability distribution

by applying goodness-of-fit tests in accordance with Equation 2:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} \tag{2}$$

where  $\chi^2$  is the value of a random variable whose sampling distribution approximates the chi-squared distribution with  $\nu = k-1$  degrees of freedom, where  $k$  is the total number of data comprising the sample. The variables  $o_i$  and  $e_i$  represent the  $i$ -th cell observed and expected frequencies, respectively. This test was applied to determine whether the data are described by a normal probability distribution, validating it with a  $p$ -value  $> 0.05$  significance ( $\alpha$ ) used and an AD (Anderson-Darling) statistic close to zero. The tool used for the analysis was MINITAB® 19.2 (2020). **Table 2** presents the collection plan.

#### Analyze Stage

The correlation between the main causes identified and the cycle time in the biopsy diagnostic process was defined. This was done through the design of a VBA that considers these variables and the algorithms required to construct the pathology service simulation model. The installed productive capacity analysis is one of the most relevant aspects considered in this study. It lets one determine the bottleneck in the process, the use of resources, and the impact on the throughput. As part of the process, it was

**TABLE 2 |** The study’s data collection plan.

Variable	Description	Type	Source
Biopsies received	Biopsies that were received by the anatomic pathology department	Quantitative; discrete	Hospital’s software
Biopsies with diagnosis	Biopsies that were analyzed by the pathologist, and have a report and diagnosis	Quantitative; discrete	Hospital’s software
Cycle time for biopsy review ( $\mu_1$ )	Mean duration of biopsy review by the pathologist, i.e., from their receiving a slide until making a diagnosis $\mu_1 = \frac{\sum_{i=0}^n s_i}{n}$ $s$ = cycle time for biopsy $i$ $n$ = total biopsies analyzed by the pathologist	Quantitative; continuous	Hospital’s software
Cycle time for biopsy cutting ( $\mu_2$ )	Mean duration of the technician’s biopsy cutting process $\mu_2 = \frac{\sum_{i=0}^n s_i}{n}$ $s$ = cycle time for cutting biopsy $i$ $n$ = total biopsies analyzed by the technician	Quantitative; continuous	Hospital’s software
Time between biopsy arrivals ( $\lambda$ )	Mean time between biopsy arrivals $\lambda = \frac{\sum_{i=0}^n t_i}{n}$ $t$ = time between arrivals for biopsy $i$ $n$ = total biopsies arriving at the department	Quantitative; continuous	Hospital’s software
Activity	Activities or tasks that make up the biopsy analysis process in the anatomic pathology department	Qualitative; nominal	Process
Type of activity	Classification of activities such as operations, transportation, storage, waiting, and inspections	Qualitative; nominal	Process
Patient demand	The number of patients requiring the department’s services in a year (summing those attended to, those in the queue, and those canceled)	Quantitative; discrete	Hospital’s software
Mean waiting time	Mean waiting time in the system and the queue	Quantitative; continuous	Simulation model
Mean number of biopsies in the queue	Mean number of biopsies awaiting processing	Quantitative; discrete	Simulation model
Utilization	The ratio $\lambda/\mu$ of the time between arrivals to the cycle time	Quantitative; continuous	Simulation model



necessary to validate statistically the simulation model created against the real system using confidence intervals (31). To this end, the 1-month throughput data ( $X$ ) were compared with the simulation data ( $Y$ ) for the same period. If the interval created from this data set contains zero, it indicates that there is sufficient evidence to not reject the null hypothesis that there are no differences. Otherwise, there are differences.

$$H_0 : X = Y \quad (3)$$

$$H_a : X \neq Y \quad (4)$$

$$((X - Y) - t_{v-1, 1-\alpha}^* \sqrt{\sigma_{X-Y}^2} (X - Y) + t_{v-1, 1-\alpha}^* \sqrt{\sigma_{X-Y}^2}) \quad (5)$$

where  $H_0$  is the null hypothesis,  $H_a$  is the alternative hypothesis, the variable  $X$  represents the data obtained from the real system,  $Y$  corresponds to the data obtained through the simulation model,  $X$  the average of the real system data,  $Y$  the average of the simulation model data,  $t$  the statistic of a probability distribution  $t$  for  $v-1$  degrees of freedom and a  $1-\alpha$  degree of confidence,  $\sigma_{X-Y}^2$  is the variance of the difference of the real system data with respect to the simulation model data.

### Improve Stage

Different what-if scenarios were defined considering the results provided by the simulation model (32, 33). It is sought with them to match the installed productive capacity with the current demand for the department by making variations mainly to the amount of resources available (34).

### Control Stage

The purpose of this phase is the transition from the improvement to the original process. For this, a set of indicators was developed with which to monitor the performance of the process, and thus determine whether the study's objective had been met (35, 36).

### Economic Evaluation

In order to assess the cost-effectiveness of the measures implemented, an analysis was carried out including the following variables: annual fixed cost (US\$), overtime (US\$), total cost (US\$), adjustment time (months), annual output (units), diagnosis (days) and cost per biopsy (US\$).

## RESULTS

The results of the study are detailed in the following subsections.

### Description of the Biopsy Diagnosis Process

In the process, activities 6 and 32 stand out for their low times corresponding to waits that add no value to the process. **Figure 2** shows the classification of the activities, including a description of each, the location where it takes place, the mean duration and standard deviation of the cycle times. The cycle time data for the 36 activities identified were obtained through sampling and data of the transactional information system of the anatomic pathology department.

### Comparative Analysis of the Biopsies Received With the Biopsies Diagnosed

The anatomic pathology department is responsible for making the diagnoses corresponding to biopsies, cytology, and autopsies. Biopsies account for 74.46% of the hospital's Anatomic Pathology Services output, cytology 25.09%, and autopsies 0.44%. For this reason, the analysis of biopsies is prioritized to determine how waiting times could be reduced for patients.

**Figure 3** shows the relationship of the gap between the biopsies received and the biopsies diagnosed from the week they enter the pathology department. The lag between the two starts from week 24. Thus, as the most recent date is approached and the gap between biopsies diagnosed and biopsies received grows there are biopsies of 4 months without analysis. This is because the hospital's throughput capacity cannot meet the demand.

### Statistical Analysis for Biopsies Received

Analysis of the data of the biopsies received weekly by the anatomic pathology department showed the demand to be normally distributed. In particular, the Anderson-Darling test yielded a  $p$ -value of 0.122, which is  $>0.05$  significance used, and an  $A^2$  close to zero (0.58). The mean weekly demand for biopsies in the center was  $\sim 151.55$  biopsies, with a standard deviation of 18.45. Thus, the 95% confidence interval of the mean is from 145.65 to 157.45, and of the standard deviation from 15.11 to 23.69. It is important to observe the data's distribution since one will be working with averages and deviations.

### Statistical Analysis for the Biopsy Response Time

Analysis of the time that elapses for a diagnosis after a biopsy entered the anatomic pathology department showed the average to be 123.57 days. The scatter of the data is considerable, the range being from 4 to 246 days. The data are not normally distributed as the Anderson-Darling test yielded a  $p$ -value below 0.05.

### Provenance of the Biopsies

Of the biopsies performed by the Anatomic Pathology Service, 87% corresponded to requests originating in the hospital itself, and the remaining 13% corresponded to the service provided to other hospitals of the Health Services Network. Of the total biopsies received in the *San Rafael de Alajuela Hospital*, 81.24% are from the specialties of gynecology, general surgery, gastroenterology, and minor surgery. The rest of the specialties account for the remaining 18.76%, as shown in **Figure 4**.

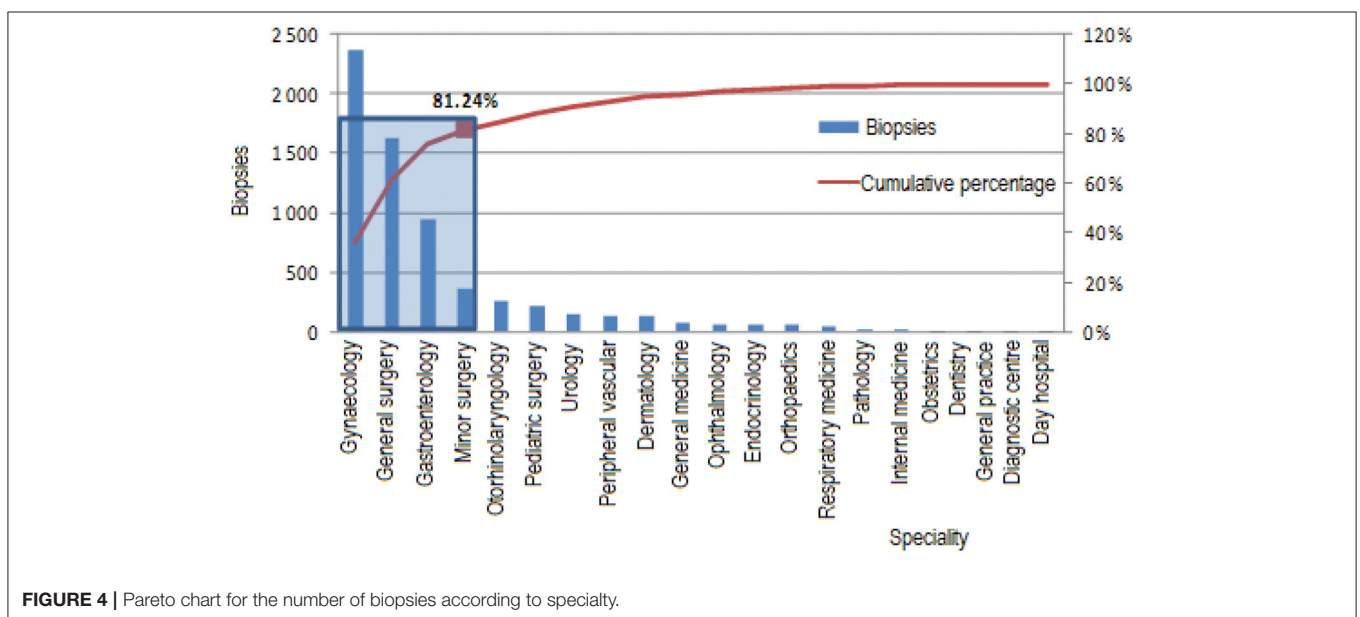
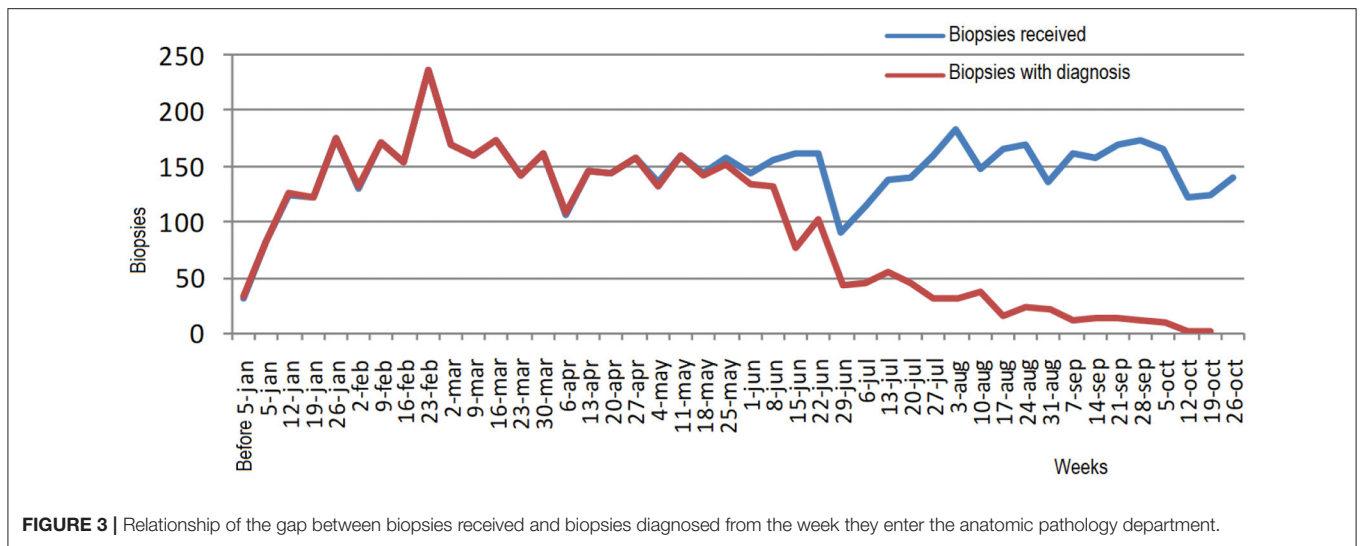
### Statistical Analysis of the Biopsy Process Turnaround Times

Biopsies represent 97% of the output of the pathology department. Ideally in a production process, throughput times would be normally distributed because this ensures a more stable and predictable output, reducing the expected variation (37). One of the activities most representative of the service corresponds to the time dedicated by the pathologist to reviewing the slides and making a diagnosis. Analysis of the summary of statistics of the data obtained in this activity reflected no greater significance, and the hypothesis of the Anderson-Darling test was rejected since

ID	Activity	Operation	Inspection	Storage	Queue	Transport	Description	Location	Mean Time (Minutes)	Standard Deviation (Minutes)
		○	□	▽	◇	⇒				
1	Take the sample to analyse (biopsy)	x					In the operating theatre, biopsies are taken	Surgery Room	N/A	N/A
2	Send sample to the pathology area					x	Sample sent to pathology accompanied by a card with the patient's data	A biopsy cutting room.	N/A	N/A
3	Check the biopsy request card data		x				Sample is received, checking that the card is there and that the container is identified with mutually consistent patient data	A biopsy cutting room.	0,586	0,149
4	Number the biopsy consecutively	x					The consecutive biopsy number is added	A biopsy cutting room.	1,322	0,112
5	Enter data into the Information System	x					The sectioning area technician enters the sample data into the Information System	A biopsy cutting room.	1,646	0,601
6	Store the sample to cut				x		Sample is stored awaiting cutting	A biopsy cutting room.	4800	1500
7	Prepare formalin jars for the specimens	x					The area technician lends support during cutting by preparing and labeling the jars in accordance with the physician's indication	A biopsy cutting room.	0,366	0,047
8	Cut the specimens	x					The pathologist cuts the specimens	A biopsy cutting room.	1,156	0,423
9	Enter the data into the Information System	x					The data given by the physician together with the biopsy number (see ID 5) are entered by the area technician directly into the Information System	A biopsy cutting room.	0,646	0,601
10	Fix the specimens in formalin jars			x			The pathologist puts the specimens into the formalin jars, attaching the sample card	A biopsy cutting room.	0,500	0,100
11	Send the specimens to histology					x	The jars with specimens and attached cards, and added report of the cuts and pathologist's name, are delivered to histology	A biopsy cutting room.	0,400	0,100
12	Check the received specimens' information		x				The specimens are checked against the documentation (cards and report)	A histology room.	0,586	0,149
13	Centrifuge the jar contents	x					The specimens are formalin cleansed in different alcohol concentrations	A histology room.	720	30
14	Clean the embedder	x					Scraps are cleansed from the machine surface	A histology room.	0,100	0,001
15	Translate the specimens					x	The specimens are put into the centrifuged jars	A histology room.	720	30
16	Put the specimens in the containers	x					The specimens are put into the containers for fixation	A histology room.	0,100	0,001
17	Pedal-controlled paraffin-filling of the containers	x					Liquid paraffin is poured into the containers	A histology room.	0,200	0,050
18	Cool the paraffin wax	x					The containers are put into a low-temperature base for the liquid paraffin to solidify	A histology room.	0,100	0,001

FIGURE 2 | Flowchart of the biopsy process.



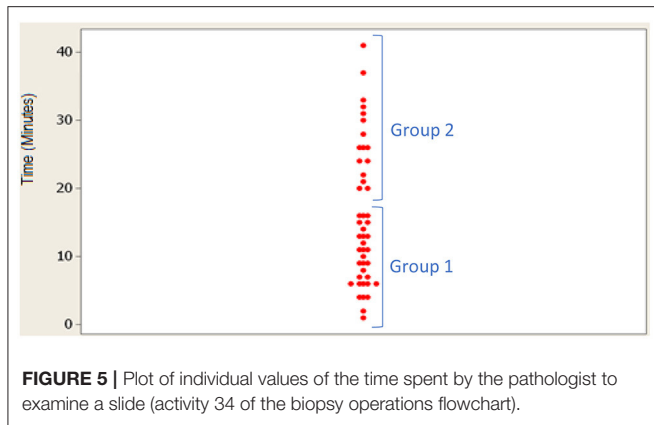


$p < 0.05$  and  $A^2 = 1.56$ . As the normal distribution could be rejected, the individual values were plotted to determine whether there might be some important trait to orient the analysis (Figure 5). It showed that the data could be classified into two groups: group 1 corresponding to times shorter than 16 min, and group 2 to times longer than 20 min.

This bimodal characteristic clearly reflects two different events within the pathologist’s analysis of the biopsies, suggesting that there are two types of medical analysis, at least in time, that merit descriptive study. In group 1, the mean time of analysis by the pathologist is 9.26 min with a standard deviation of 4.30 min. In group 2, the mean is 27.39 min, and the standard deviation is 6.0 min. The data of both groups have a normal distribution. The results of

the normality test indicated a  $p$ -value of 0.495 for group 1 and 0.407 for group 2; therefore, the  $H_0$  hypothesis was accepted.

According to the verification statistic, the null hypothesis of 24 min per biopsy is rejected and the alternative hypothesis is accepted, which indicates that the time to diagnose a biopsy is shorter, with an average of 16.40 min. At a 95% confidence level, the confidence interval of the times would be from 13.1 to 19.7 min per biopsy. For the lower limit of the interval, it can be inferred that a professional could analyse ~5 biopsies per h, and for the upper limit, 3.5 per h. In sum, the estimator of 2.5, which is the approximate rate which pathologists currently work with to define overtime is slower than the average yielded by the data.



**FIGURE 5 |** Plot of individual values of the time spent by the pathologist to examine a slide (activity 34 of the biopsy operations flowchart).

It is important to note that the proportion with which these cases occur is 2:1 because for every two biopsies in group 1 there is one in group 2. This is equivalent to a third of the biopsy. This indicates that from group 1 a throughput of ~6 biopsies per h can be expected, and from group 2 ~2 biopsies per h.

### Sample Size

By means of a retrospective analysis, the power of the test was used to determine whether the sample size was adequate. The power corresponds to the probability of correctly rejecting  $H_0$  when it is false. In the group 1 it was found that the adequate sample size for a power of 0.95 and a standard deviation of 4.30 was 29. Therefore, it can be said that there is no significant difference  $>3$ , and it is unnecessary to increase the sample size. In the case of group 2, it was found that the adequate sample size for a power of 0.95 and a standard deviation of 6.001 is 21. In the real data analysis, the size of the sample taken was 18, which corresponds to a power of 0.90. This represents there being no significant difference  $>5$ , and it is unnecessary to have a greater sample size.

It is important to validate the sample size for the proportion of group 1 and group 2 biopsy diagnoses, since the data provided

show a proportion of 0.33 and 0.67, respectively. With these parameters, the size of the sample analyzed of 54 corresponds to a power of 0.95. It is therefore unnecessary to increase the sample size to identify a significant difference between the proportions.

### Cutting of Biopsies by the Pathologist

Another important activity in which the pathologist is required is cutting the specimens. Although the normality hypothesis was rejected, the shape of the histogram showed some similarity to such a distribution. The mean of the data was 1.16 min with a standard deviation of 0.423. Another group was identified with a mean of 30 min and a standard deviation of 10 min. This corresponds to biopsy sections of organs or large segments of its, that account for 9% of the total cuts made.

### Percentage of Biopsies

A significant percentage of biopsies have not been diagnosed. The reason for this situation requires analysis. Of the biopsies received in the anatomic pathology department, 38% remain undiagnosed, corresponding to 2,468 of the 6,507 received up to October. The case is similar with the cytologies, with 32% reported without due diagnosis, corresponding to 72 of the 202 biopsies registered in the hospital.

### Installed Productive Capacity of the Specialist Physician (Pathologist)

To analyse the capacity of the biopsy process, the throughput is defined considering the availability of the pathologist. This currently represents the bottleneck in the process. The activities in which this physician participates in the 1,776 h of work per year were simulated, excluding Saturdays, Sundays, holidays, vacations, and others. The proportions of the times to simulate were determined according to the combinations of biopsy cutting and analysis detailed in **Table 3**.

The model was validated by comparing the biopsies performed with those produced using the interval analysis, obtaining (-115.3, 89.0). Thus, for activity 8 of the biopsy process, of the 33 cases of cutting by the pathologist, 30 (90.9%)

**TABLE 3 |** Proportion of hours to simulate for the combination of biopsy cutting and analysis.

ID	Activity	Mean time	SD	Cases	Proportion
8	Specimen cutting Group 1	1.1563	0.423	30	90.9%
8	Specimen cutting Group 2	30	10	3	9.1%
34	Biopsy analysis Group 1	9.2571	4.3069	35	64.8%
34	Biopsy analysis Group 2	27.389	6.001	19	35.2%

**TABLE 4 |** Summary of simulated hours for the combination of possible biopsy cutting and analysis.

Operation	Sim. C1A1	Sim. C1A2	Sim. C2A1	Sim. C2A2	Total hours
Cutting (hours)	130.11	23.94	104.72	56.71	315.47
Analysis (hours)	1,045.95	567.77	32.35	51.24	1,697.31
Total (hours)	1,176.05	591.71	137.07	107.95	2,012.78

**TABLE 5** | Simulated biopsy output.

Operation	Sim. C1A1	Sim. C1A2	Sim. C2A1	Sim. C2A2	Total hours
Simulated output	6.748	1.242	210	112	8.312
Simulated demand	-	-	-	-	7.576

**TABLE 6** | Number of pathologists required to meet current demand.

Human resources	Pathologists	Equivalent hours	Hours relative to demand
Required human resources	1.13	2.013	0.00
Current human resources	0.75	1.332	-680.78
Proposed human resources	1.75	3.108	1,095.22

belonged to cut 1 (C1), which has a mean throughput time of 1.1563 min with a standard deviation of 0.423 min. The remaining 9% of the cuts, denoted cut 2 (C2), took a mean of 30 min with a standard deviation of 10 min. For the biopsy analyses (activity 34), other different events were identified. Of the 54 cases of analysis by the pathologist, 35 (64.8%) belonged to analysis 1 (A1), which has a mean throughput time of 9.26 min with a standard deviation of 4.31 min. The remaining 35.2% of the analyses, denoted analysis 2 (A2), took a mean 27.39 min with a standard deviation of 6.00 min. Hence, four simulations (of 10 replicates each) were made applying the designed model to the possible combinations of cuts and analyses.

Simulation C1A1 (cut 1—analysis 1) resulted in a time of 1,176 h, simulation C1A2 591.71 h, simulation C2A1 137.07 h, and finally simulation C2A2 107.95 h. In total, as shown in **Table 4**, simulating these two activities requires 2,012.78 productive h from pathologists.

It was found, considering the information provided by the simulation model, that for 2,012 h it is possible to produce a total of 8,312 biopsies cut and analyzed. Another important factor to consider is the current demand of the pathology service, for which the current conditions were also simulated. To simulate this demand, random numbers were taken from a normal distribution with the mean of 151.55 biopsies per week and standard deviation of 18.45 observed in the demand for biopsies. The proposed annual output of 8,300 biopsies is capable of meeting the demand for 7 576 biopsies under current conditions, as shown in **Table 5**. **Table 6** shows the number of pathologists required to meet current demand.

### Simulation of the Biopsy Process

Once the number of pathologists needed to meet the demand for the biopsy process had been identified, the interaction of all activities was analyzed. The simulation was carried out with five replicates of 40 h (1 week), eliminating the non-value-aggregating storage activities (6 and 32). With the simulation, the model indicated that an average 239 biopsies can be generated weekly, more than the 151 weekly demanded by the service's users.

With respect to the activities' aggregate values, the time dedicated to operations is foremost with 108 h. Nonetheless, storage and transportation account for 85 h between them. These

types of activities should therefore be reduced for future studies and to further refine the process.

Activities with more than 90% of use were identified. These were activity 19, storing the blocks in the refrigerators, activity 33, transferring the blocks to be analyzed, and activity 34, diagnosis of the slides by the pathologist. The first two are irrelevant since the method can be adapted by varying the quantity of blocks, but the pathologist's diagnosis will be the activity that sets the pattern for the entire production process, as shown in **Table 7**.

### Economic Evaluation of the Proposals

Three proposals are made to reorganize the Anatomic Pathology Service. As shown in the diagnosis column, they are designed to eliminate the waits of up to 4 months that are currently the case, and to make the diagnoses in just 3 days. With these proposals, the current annual output of biopsy analyses would be raised from 4,850 to 8,300, which would represent a reduction in cost per analysis from US\$10.64 to US\$5.57. Given that the welfare of the service's user should be favored, it is recommended to implement proposal 3. Although it is not the most economical option in the short term, would be helping to deal with the backlog facing the pathology service, and afterwards the cost per biopsy would continue to be the same as proposals 1 and 2. **Table 8** shows the cost benefit analysis for output plan proposals.

### DISCUSSION

The tool developed is capable of representing the anatomic pathology process by means of a simulation model which incorporates such elements as this service's waiting times and biopsy throughput (34). By incorporating elements of variability and uncertainty through the Box-Muller algorithm, it was possible to identify those activities which represent bottlenecks in the process and limit its productive capacity with respect to the demand.

It was found that the processing times had a normal probability distribution. Nonetheless, this condition does not always prevail in processes, particularly in services where probability distributions tend to be skewed to the right, making it necessary to incorporate other types of algorithms (16, 38).

As part of the solutions, three proposals were determined which made it possible to evaluate aspects of an economic and

**TABLE 7 |** Forty-hour simulation of the pathology department's biopsy process.






Proceso: Biopsy processing (Group 1)		Hours	Process inv. (units)
<b>Cod</b>	9,000	108.04	4,780
<b>Proc:</b>	Hospital		
<b>Empresa:</b>	20	4.676	478
<b>Cod</b>		43.866	1,195
<b>Emp:</b>	5		
<b>Replicas:</b>	40h	19.968	239
<b>Simulacion:</b>	155 of 155	42.708	717
<b>Registros:</b>			

ID	Activity	Operations	Inspections	Transport	Queue	Storage	Time required (hours)	Process inventory	Finished product (units)	Percentage (units) use	Constraints
3	Check the biopsy request card data		x				2.336	239	0	5.84	
4	Number the biopsy consecutively	x					5.274	239	0	13.19	
5	Enter data into the SIPAT software	x					6.573	239	0	16.43	
7	Prepare formalin jars for the specimens	x					1.46	239	0	3.65	
8	Cut the specimens	x					4.621	239	0	11.55	
9	Enter the data into the SIPAT software	x					6.575	239	0	16.44	
10	Fix the specimens in formalin jars	x					1.997	239	0	4.99	
11	Send the specimens to histology			x			1.597	239	0	3.99	
12	Check the received specimens' information		x				2.34	239	0	5.85	
13	Centrifuge the jar contents	x					19.975	239	0	49.94	
14	Clean the embedder	x					0.399	239	0	1	
15	Translate the specimens			x			1.596	239	0	3.99	
16	Put the specimens in the containers				x		0.399	239	0	1	
17	Pedal-controlled paraffin-filling of the containers	x					0.799	239	0	2	
18	Cool the paraffin wax	x					0.399	239	0	1	
19	Store sample blocks in refrigerator				x		39.912	239	0	99.78	x
20	Clean microtome	x					0.399	239	0	1	
21	Put blade in microtome	x					0.399	239	0	1	
22	Translate the sample blocks to the microtome			x			1.596	239	0	3.99	
23	Put sample block in microtome	x					0.399	239	0	1	
24	Preliminary trim of the block	x					3.021	239	0	7.55	
25	Manual slicing	x					8.543	239	0	21.36	
26	Pass specimens to the bain marie	x					0.399	239	0	1	
27	Place tissue sample on the slide	x					0.399	239	0	1	
28	Number and dry the slide	x					19.968	239	0	49.92	
29	Place slides in basket				x		0.799	239	0	2	

(Continued)

TABLE 7 | Continued

ID	Activity	Operations 	Inspections 	Transport 	Queue 	Storage 	Time required (hours)	Process inventory	Finished product (units)	Percentage (units) use	Constraints
30	Bring the basket over to the staining area			x			1.595	239	0	3.99	
31	Staining of the slides in the basket	x					4.488	239	0	11.22	
32	Storage of the slides					x	37.482	239	0	93.71	x
33	The pathologist goes to the slide storage area			x			36.95	239	0	92.38	x
34	The pathologist examines the slides	x					6.569	239	239	16.42	

operational nature. Each proposal has elements differentiating it from the others, among which there stands out the impact of considering the backlog of biopsies pending diagnosis by the pathologist (39, 40).

At a methodological level, the stages of continuous improvement of DMAIC processes were incorporated, focused on resolving problems of variability, in this case of the waiting times for the biopsy diagnoses. This structure is adequately integrated with the use of simulation in the analyse and improve stages. In the former case, this is to identify the main causes that affect the problem and the impact they have (41). In the latter case, it is to evaluate the implementation of the possible solutions, and thus choose that best suited to correcting the problem under study.

The improvement scenarios consider different assumptions to determine the behavior that they would have for the waiting time through the simulation model (42). The number and combination of scenarios could vary depending on the experience and training of the analyst (43). The following situations were defined in this study:

1. The first proposes a schedule under normal working conditions for two pathologists.
2. The second addresses also the number of biopsies that are pending diagnosis, normalizing the working conditions in 7 months by suspending autopsies for that period to focus on clearing the backlog.
3. The third is similar to the second but incorporates 320 overtime h for 3 months to finish the backlog of pending cytologies and biopsies during that time.

In subsequent studies, this analysis may be extended to cytologies and autopsies to reduce their waiting times. The results can be extrapolated to other health services (44, 45).

## CONCLUSIONS

A simulation model based on the Box-Muller algorithm has been developed with which it was possible to perform an analysis of the installed productive capacity to reduce the average waiting time for the diagnosis of clinical biopsies from 2 months to 3 days. With respect to the times for the diagnosis of biopsies by the pathologist, two groups of data were distinguished, one with a mean of 9.257 min and a standard deviation of 7.307 and another with a mean of 27.389 min and a standard deviation of 6.001, both with a normal distribution. The hypothesis that 2.5 biopsies are performed per hour (24 min per biopsy) was therefore rejected.

The model simulating the process was able to show that, with two pathologists, the pathology department can output about 8 000 biopsies per year. To meet this annual output, 315 cutting h and 1 697 diagnosis h would be needed. In the improvement scenarios, it was concluded that it is possible to diagnose a biopsy in 3 working days, as long as the usual conditions defined apply. It is necessary to take into account in the programming the number of biopsies that are pending diagnosis.

**TABLE 8** | Cost benefit analysis for output plan proposals.

Proposal	Annual fixed cost (US\$)	Overtime (US\$)	Total cost (US\$)	Adjustment time (months)	Annual output (units)	Diagnosis (days)	Approx. cost per biopsy (US\$)
1	46,225.00	0.00	46,225.00	NA	8,300.00	3	5.57
2	46,225.00	0.00	46,225.00	7.00	8,300.00	3	5.57
3	46,225.00	2,433.03	48,658.27	3.00	8,300.00	3	5.86
Current	23,112.62	28,518.61	51,631.23	NA	4,850.00	120	10.64

## DATA AVAILABILITY STATEMENT

The raw data supporting the conclusions of this article will be made available by the authors, without undue reservation.

## AUTHOR CONTRIBUTIONS

JG-S-C: conceptualization, supervision, and validation. FB-M: data curation, funding acquisition, and writing—original draft. FB-M, BV-V, and JG-S-C: investigation. BV-V and OV-A: methodology. OV-A: project administration, resources, and writing—review and editing. BV-V: software and visualization. All authors contributed to the article and approved the submitted version.

## REFERENCES

- Auerbach DI, Chattopadhyay A, Zangaro G, Staiger DO y Buerhaus PI. Improving nursing workforce forecasts: comparative analysis of the cohort supply model and the health workforce simulation model. *Nurs Econ.* (2017) 35:283–327.
- Brailsford SC, Carter MW, Jacobson SH. Five decades of healthcare simulation [Conference presentation]. In: *Proceedings of the 2017 Winter Simulation Conference, Las Vegas, United States.* (2017). Available online at: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3242181.3242205> (accessed October 25, 2021).
- Varol B, Kurt Ömürlü I, Türe M. Comparison of piecewise regression and polynomial regression analyses in health and simulation data sets. *SdÜ Sağlık Bilimleri Dergisi.* (2020) 2:144–52. doi: 10.30934/kusbed.635224
- Alvarado M, Lawley M, Li Y. Healthcare simulation tutorial: methods, challenges and opportunities. In: *Proceedings of the 2016 Winter Simulation Conference, Las Vegas, United States.* (2016). Available online at: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3042094.3042136> (accessed October 28, 2021).
- Shui-Yee Wong Z, Chau-Hung Lit A, Kwok-Leung T, Kwai-Sang C. A discrete-event simulation study for emergency room capacity management in a hong kong hospital. In: *Proceedings of the 2016 Winter Simulation Conference, Las Vegas, United States* (2016). Available online at: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3042094.3042341> (accessed October 31, 2021).
- Badilla-Murillo F, Vargas-Vargas B, Víquez-Acuña O, García-Sanz-Calcedo J. Analysis of the installed productive capacity in a medical angiography room through discrete event simulation. *Processes.* (2020) 8:1–16. doi: 10.3390/pr8060660
- Man Nam S, Ho Cho T. Discrete event simulation–based energy efficient path determination scheme for probabilistic voting–based filtering scheme in sensor networks. *Int J Distrib Sensor Networks.* (2020) 16:1–13. doi: 10.1177/1550147720949134
- Yuan Z, Qiao Y, Guo Y, Wang Y, Chen C, Wang W. Research on lean planning and optimization for precast component production based on discrete event simulation. *Adv Civil Eng.* (2020) 8814914. doi: 10.1155/2020/8814914
- Liu S, Mansoor A, Bouferguene A, Al-Hussein M. The performance evaluation of different modular construction supply chain configurations using discrete event simulation. In: *Construction Research Congress, Alberta, Canada* (2020).
- Lateef F, Too XY. The 2019 WACEM expert document on hybrid simulation for transforming health care simulation through “mixing and matching”. *J Emerg Trauma Shock.* (2019) 12:243–8. doi: 10.4103/JETS.JETS\_112\_19
- Shi M, Jiang R, Hu X, Shang J. A privacy protection method for health care big data management based on risk access control. *Health Care Manag Sci.* (2020) 23:427–42. doi: 10.1007/s10729-019-09490-4
- Tyagi A, Singh P. Hospital performance management: a multi-criteria decision-making approach. *Int J Healthcare Manag.* (2019) 12:286–91. doi: 10.1080/20479700.2017.1337606
- Salah M, Osman H, Hosny O. Performance-based reliability-centered maintenance planning for hospital facilities. *Am Soc Civil Eng.* (2017) 32:1–7. doi: 10.1061/(ASCE)CF.1943-5509.0001112
- Srivastava S, Garg D, Agarwal A. Responsive supply chain management in healthcare industry: an overview. *Global J Enterp Inform Syst.* (2020) 12:46–54.
- El Abkari S, Jilbab A, El Mhamdi J. RFID medication management system in hospitals. *Int J Online Biomed Eng.* (2020) 16:155–68. doi: 10.3991/ijoe.v16i12.17031
- Wang GG, Gandomi AH, Alavi AH, Gong D. A comprehensive review of krill herd algorithm: variants, hybrids and applications. *Artif Intell.* (2019) 51:119–48. doi: 10.1007/s10462-017-9559-1
- Ökten G, Liu Y. Randomized quasi-Monte Carlo methods in global sensitivity analysis. *Reliabil Eng Syst Safety.* (2021) 210:107520. doi: 10.1016/j.res.2021.107520
- Ivanova B, Spittler M. Stochastic dynamic electrospray ionization mass spectrometric diffusion parameters and 3D structural determination of complexes of Ag-ion-Experimental and theoretical treatment. *Exp Theor Treat.* (2019) 292:111307. doi: 10.1016/j.molliq.2019.111307
- Donker H, De Raedt H, Katsnelson M. Quantum dynamics of a small symmetry breaking measurement device. *Ann Phys.* (2018) 396:137–49. doi: 10.1016/j.aop.2018.07.010

## FUNDING

This research was funded by the Vice Rectory for Research and Extension, Grant No. 5402-1351-2401, Design of a decision model for the organization of resources according to their availability by Simulating Discrete Events (2020–2021).

## ACKNOWLEDGMENTS

The authors wish to express their gratitude to the Costa Rican Institute of Technology and the University of Extremadura (Spain) for the support provided.



20. Oh S. Analytic and Monte-Carlo studies of the effect of dust accumulation on photovoltaics. *Solar Energy*. (2019) 188:1243–7. doi: 10.1016/j.solener.2019.07.011
21. Nourizadeh N, Adabizadeh A, Zarrinfar H, Majidi M, Jafarian AH, Najafzadeh MJ. Fungal biofilms in sinonasal polyposis: the role of fungal agents is notable? *J Oral Maxillofac Surg Med Pathol*. (2019) 31:295–8. doi: 10.1016/j.ajoms.2019.01.007
22. Hosseinkargar N, Basiri R, Asadzadeh M, Najafzadeh MJ, Zarrinfar H. First report of invasive *Aspergillus rhinosinusitis* in a critically ill COVID-19 patient affected by acute myeloid leukemia, northeastern Iran. *Clin Case Rep*. (2021) 9:e04889. doi: 10.1002/ccr3.4889
23. Kashefi E, Seyedi SJ, Zomorodian K, Shahrabadi ZZ, Zarrinfar H. Successful treatment of pulmonary aspergillosis due to *Aspergillus fumigatus* in a child affected by systemic lupus erythematosus: a case report from Northeastern Iran. *Clin Case Rep*. (2021) 9:e04248. doi: 10.1002/ccr3.4248
24. Zarrinfar H, Mirhendi H, Fata A, Khodadadi H, Kordbacheh P. Detection of *Aspergillus flavus* A. *fumigatus* in Bronchoalveolar lavage specimens of hematopoietic stem cell transplants and hematological malignancies patients by real-time polymerase chain reaction, nested PCR and mycological assays. *Jundishapur J Microbiol*. (2015) 8:e13744. doi: 10.5812/jjm.13744
25. Karian Z, Dudewics E. *System Modeling and Simulation*. New Delhi: New Age International (P) Ltd. Publishers (2009).
26. Ökten G, Göncü A. Generating low-discrepancy sequences from the normal distribution: Box–Muller or inverse transform? *Mathem Comput Model*. (2011) 53:1268–81. doi: 10.1016/j.mcm.2010.12.011
27. Arafeh M, Barghash MA, Haddad N, Musharbash N, Nashawati D, Al-Bashir A, et al. Using six sigma DMAIC methodology and discrete event simulation to reduce patient discharge time in King Hussein cancer center. *Hindawi J Healthcare Eng*. (2018) 3832151. doi: 10.1155/2018/3832151
28. Kumar A, Nesbitt K, Bakkum-Gamez JN. Quality improvement in gynecologic oncology: current successes and future promise. *Gynecol Oncol*. (2019) 152:486–91. doi: 10.1016/j.ygyno.2018.10.046
29. Ninerola A, Sánchez-Rebull MV, Ana-Beatriz HL. Quality improvement in healthcare: six sigma systematic review. *Health Policy*. (2020) 124:438–45. doi: 10.1016/j.healthpol.2020.01.002
30. de Brito Cancado TO, Brito Cancado F, Abramides Torres ML. Lean six sigma and anesthesia. *Revista brasileira de anesthesiologia*. (2019) 69:502–9. doi: 10.1016/j.bjane.2019.09.004
31. Acuña JA. *Simulación de procesos, Editorial Tecnológica de Costa Rica*. Cartago: Tecnológica de Costa Rica (2015). p. 615–36.
32. Ali R, Bin Khalid R, Qaiser S. A discrete event simulation analysis of the bullwhip effect in a multi-product and multi-echelon supply chain of fast moving consumer goods. *Pak J Stat Oper Res*. (2020) 16:561–76. doi: 10.18187/pjsor.v16i3.3088
33. Kubiak T, Donald W. *Chapter 26 Implementation by The Certified Six Sigma Black Belt Handbook*, 3rd ed. Milwaukee, WI: American Society for Quality (ASQ) (2017). p. 575–80.
34. Vataire AL, Aballéa S, Antonanzas F, Hakkaart-vanRoijen L, Lam R, McCrone P, et al. Core discrete event simulation model for the evaluation of health care technologies in major depressive disorder. *Value Health*. (2014) 17:183–95. doi: 10.1016/j.jval.2013.11.012
35. Mathur AK, Talwalkar J. Quality measurement and improvement in liver transplantation. *J Hepatol*. (2018) 68:1300–10. doi: 10.1016/j.jhep.2018.02.034
36. Mohammadi Bidhandi H, Patrick J, Noghani P, Varshoei P. Capacity planning for a network of community health services healthcare data to study causal treatment effects. *Eur J Operat Res*. (2018) 275:266–79. doi: 10.1016/j.ejor.2018.11.008
37. Hillier FS, Lieberman J. *Investigación de Operaciones*. Ciudad de México: McGraw-Hill (2015). p. 708–57.
38. Xiao-Yang L, Wen-Bin C, Rui K. Performance margin-based reliability analysis for aircraft lock mechanism considering multi-source uncertainties and wear. *Reliab Eng Syst Safety*. (2021) 205:107234. doi: 10.1016/j.res.2020.107234
39. Marshal DA, Burgos-Liz L, IJzerman MJ, Crown W, Padula WV, Wong PK, et al. Selecting a dynamic simulation modeling method for health care delivery research—part 2: report of the ISPOR dynamic simulation modeling emerging good practices task force. *Value Health*. (2015) 18:147–60. doi: 10.1016/j.jval.2015.01.006
40. Schneeweiss S. Automated data-adaptive analytics for electronic healthcare data to study causal treatment effects. *Dovepress*. (2018) 10:771–88. doi: 10.2147/CLEP.S166545
41. Lamprecht J, Kolisch R, Pörringer D. The impact of medical documentation assistants on process performance measures in a surgical emergency department. *Eur J Med Res*. (2019) 24:1–8. doi: 10.1186/s40001-019-0390-9
42. González-Domínguez J, Sánchez-Barroso G, Aunión-Villa J, García-Sanz-Calcedo J. Markov model of computed tomography equipment. *Eng Fail Anal*. (2021) 127:105506. doi: 10.1016/j.engfailanal.2021.105506
43. Galan A, De Prada C, Gutierrez G, Sarabia D, Gonzalez R. Real-time reconciled simulation as decision support tool for process operation. *J Process Control*. (2021) 100:41–64. doi: 10.1016/j.jprocont.2021.02.003
44. De Boeck K, Carmen R, Vandaele N. Needy boarding patients in emergency departments: an exploratory case study using discrete-event simulation. *Operat Res Health Care*. (2019) 21:19–31. doi: 10.1016/j.orhc.2019.02.002
45. Delaney LJ, Litton E, Melehan KL, Huang HCC, Lopez V, Van Haren F. The feasibility and reliability of actigraphy to monitor sleep in intensive care patients: an observational study. *Crit Care*. (2021) 25:42. doi: 10.1186/s13054-020-03447-8

**Conflict of Interest:** The authors declare that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

The reviewer GS-B declared a shared affiliation with one of the authors JG-S-C to the handling editor at time of review.

**Publisher's Note:** All claims expressed in this article are solely those of the authors and do not necessarily represent those of their affiliated organizations, or those of the publisher, the editors and the reviewers. Any product that may be evaluated in this article, or claim that may be made by its manufacturer, is not guaranteed or endorsed by the publisher.

Copyright © 2022 Badilla-Murillo, Vargas-Vargas, Viquez-Acuña and García-Sanz-Calcedo. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (CC BY). The use, distribution or reproduction in other forums is permitted, provided the original author(s) and the copyright owner(s) are credited and that the original publication in this journal is cited, in accordance with accepted academic practice. No use, distribution or reproduction is permitted which does not comply with these terms.





## **ANEXO III**

Código fuente utilizado en la aplicación desarrollada en Visual Basic para elaborar el modelo DES en el servicio de anatomía patológica.

**Formulario 1**

```
Private Sub UserForm_Activate()  
    Dim r As Integer  
    Dim MT As Double  
  
    Application.Visible = False  
    For r = 0 To 100  
        MT = Timer  
        Do  
            Loop While Timer - MT < 0.017  
  
            Label5.Caption = "Cargando: " & _  
                (Round(r / 100, 2) * 100) & " %"  
  
            'ProgressBar1 = r  
            DoEvents  
        Loop  
    Next r  
    Unload Me  
    UserForm2.Show  
    Load UserForm2  
End Sub  
  
Private Sub UserForm_Initialize()  
    UserForm1.Caption = Now  
End Sub
```

**Formulario 2**

```
Private Sub Label11_Click()  
    Load UserForm7  
    UserForm7.Show  
End Sub  
  
Private Sub Label12_Click()  
    Load UserForm9  
    UserForm9.Show  
End Sub  
  
Private Sub Label13_Click()  
    Load UserForm4  
    UserForm4.Show  
End Sub  
  
Private Sub Label2_Click()  
    Load UserForm6  
    UserForm6.Show  
End Sub  
  
Private Sub Label8_Click()  
    Unload Me  
    Workbooks("ID4P.xls").Save  
    Workbooks("ID4P.xls").Close  
    Application.Quit
```

```
End Sub
```

```
Private Sub Label9_Click()  
Load UserForm5  
UserForm5.Show  
End Sub
```

```
Private Sub UserForm_Activate()  
Label3.Caption = Now  
End Sub
```

### Formulario 3

```
Hoja6.Range("S2:Y2").Insert  
End Sub
```

```
Private Sub Label48_Click()  
UserForm10.Caption = "Registros de Inventario en Proceso"  
Load UserForm10  
UserForm10.Show
```

```
End Sub
```

```
Private Sub Label49_Click()  
UserForm10.Caption = "Registros de Materias Primas"  
Load UserForm10  
UserForm10.Show
```

```
End Sub
```

```
Private Sub Label50_Click()  
UserForm10.Caption = "Registros de Energía"  
Load UserForm10  
UserForm10.Show
```

```
End Sub
```

```
Private Sub TextBox1_Change()  
If ComboBox7 = "" Or TextBox7 = "" Then  
    MsgBox "Debe ingresar primero el nombre y el Id del proceso, antes  
de continuar"  
End If  
End Sub
```

```
Private Sub UserForm_Activate()  
Dim i, x  
  
'Tipo de operacion  
ComboBox1.AddItem "Operación"  
ComboBox1.AddItem "Transporte"  
ComboBox1.AddItem "Inspección"  
ComboBox1.AddItem "Espera"  
ComboBox1.AddItem "Almacenamiento"
```

```

'Unidad de tiempo
ComboBox2.AddItem "Segundos"
ComboBox2.AddItem "Minutos"
ComboBox2.AddItem "Horas"

'Unidad de longitud
ComboBox3.AddItem "Centimetros"
ComboBox3.AddItem "Metros"
ComboBox3.AddItem "Kilometros"

' Porcentaje de Asignación
For i = 0 To 100
    ComboBox4.AddItem 100 - i
    ComboBox5.AddItem 100 - i
    ComboBox6.AddItem i
Next i

'Proceso y empresa
x = Hoja4.Cells(1, 6)

For i = 1 To x
    ComboBox7.AddItem Hoja4.Cells(i + 2, 1)
Next i

'Producción materias primas
ComboBox10.AddItem "unidad producida"
ComboBox10.AddItem "hora de producción"
'Producción energía
ComboBox13.AddItem "unidad producida"
ComboBox13.AddItem "hora de producción"

End Sub

```

#### Formulario 4

```

Private Sub ComboBox1_Change()
Dim i, x

x = Hoja4.Cells(1, 6)

For i = 1 To x
If Hoja4.Cells(i + 2, 1) = ComboBox1 Then
    Label21 = Hoja4.Cells(i + 2, 3)
    Label24.Caption = Hoja4.Cells(i + 2, 4)
    Label23.Caption = Hoja4.Cells(i + 2, 5)
End If
Next i
End Sub

Private Sub CommandButton1_Click()
Dim x

x = x + 1
Label27 = x
End Sub

```

```
Private Sub Label26_Click()
Dim x

x = (Label27 + 1)
VSFlexGrid1.Rows = (x + 1)
Label27 = (x)

End Sub

Private Sub Label30_Click()
Dim y, z, i

y = Label27
z = Hoja6.Cells(1, 38)
For i = 1 To y
    Hoja6.Cells(z + i + 1, 29) = Label21 'Proceso
    Hoja6.Cells(z + i + 1, 30) = VSFlexGrid1.Cell(flexcpText, i, 0)
' = "Insumo"
    Hoja6.Cells(z + i + 1, 31) = VSFlexGrid1.Cell(flexcpText, i, 1)
' = "Unidad"
    Hoja6.Cells(z + i + 1, 32) = VSFlexGrid1.Cell(flexcpText, i, 2)
' = "Tipo"
    Hoja6.Cells(z + i + 1, 33) = VSFlexGrid1.Cell(flexcpText, i, 3)
' = "Costo unitario"
    Hoja6.Cells(z + i + 1, 34) = 1
Next i

End Sub

Private Sub Label31_Click()
Dim x

x = (Label27 - 1)
VSFlexGrid1.Rows = (x + 1)
Label27 = (x)

End Sub

Private Sub UserForm_Initialize()
Dim i, x

    x = Hoja4.Cells(1, 6)

    For i = 1 To x
        ComboBox1.AddItem Hoja4.Cells(i + 2, 1)
    Next i

VSFlexGrid1.Rows = 5
VSFlexGrid1.Cell(flexcpText, 0, 0) = "Insumo"
VSFlexGrid1.Cell(flexcpText, 0, 1) = "Unidad"
VSFlexGrid1.Cell(flexcpText, 0, 2) = "Tipo"
VSFlexGrid1.Cell(flexcpText, 0, 3) = "Costo unitario"
```

```
Label27.Caption = 4
Label29.Caption = "Tipo: (Digite el número)" & Chr(13) & "1. Energía"
& Chr(13) & "2. Materia Prima"

End Sub
Private Sub Label11_Click()
Load UserForm7
UserForm7.Show
End Sub

Private Sub Label12_Click()
Load UserForm9
UserForm9.Show
End Sub

Private Sub Label13_Click()
Load UserForm4
UserForm4.Show
End Sub

Private Sub Label2_Click()
Load UserForm6
UserForm6.Show
End Sub

Private Sub Label8_Click()
Unload Me
Workbooks("ID4P.xls").Save
Workbooks("ID4P.xls").Close
Application.Quit
End Sub

Private Sub Label9_Click()
Load UserForm5
UserForm5.Show
End Sub

Private Sub UserForm_Activate()
Label3.Caption = Now
End Sub

Private Sub ComboBox1_Change()
Dim x, i As Double

x = Hoja4.Cells(1, 6)
For i = 1 To x
If Hoja4.Cells(i + 2, 1) = ComboBox1 Then
Label6.Caption = Hoja4.Cells(i + 2, 3)
End If
Next i
End Sub

Private Sub ComboBox2_Change()
Dim y, j
```

```
y = Hoja4.Cells(1, 10)
For j = 1 To y
    If Hoja4.Cells(j + 2, 7) = ComboBox2 Then
        Label8.Caption = Hoja4.Cells(j + 2, 9)
    End If
Next j
End Sub

Private Sub Label2_Click()
If ComboBox1 = "" Then
    MsgBox "Por favor digite un nombre para el nuevo proceso"
Else
    Hoja4.Cells(2, 1) = ComboBox1
    Hoja4.Cells(2, 2) = 1 + Hoja4.Cells(3, 2)
    Hoja4.Cells(2, 3) = Hoja4.Cells(2, 2) * 1000
    Hoja4.Cells(2, 4) = ComboBox2
    Hoja4.Cells(2, 5) = Label8.Caption
    MsgBox "Proceso registrado"
    Range("A2:E2").Insert
End If
Load UserForm3
UserForm3.Show
Unload Me
End Sub

Private Sub Label3_Click()
Unload Me
Load UserForm3
UserForm3.Show
End Sub

Private Sub Label9_Click()
Unload Me
End Sub

Private Sub UserForm_Initialize()
Dim x, y, i, j As Double

x = Hoja4.Cells(1, 6)
y = Hoja4.Cells(1, 10)

For i = 1 To x
    ComboBox1.AddItem Hoja4.Cells(i + 2, 1)
Next i
For j = 1 To y
    ComboBox2.AddItem Hoja4.Cells(j + 2, 7)
Next j
End Sub
```

**Formulario 7**

```
Private Sub Label3_Click()  
Unload Me  
End Sub
```

```
Private Sub Label4_Click()  
Load UserForm8  
UserForm8.Show  
End Sub
```

**Formulario 8**

```
Private Sub Label2_Click()  
If ComboBox1 = "" Then  
    MsgBox "Por favor digite un nombre de la empresa a registrar"  
Else  
    Hoja4.Cells(2, 7) = ComboBox1  
    Hoja4.Cells(2, 8) = 1 + Hoja4.Cells(3, 8)  
    Hoja4.Cells(2, 9) = Hoja4.Cells(2, 8) * 10  
    MsgBox "Proceso registrado"  
    Range("G2:I2").Insert  
End If  
End Sub
```

```
Private Sub Label3_Click()  
Unload Me  
End Sub
```

```
Private Sub UserForm_Initialize()  
Dim i, x  
  
x = Hoja4.Cells(1, 10)  
  
For i = 1 To x  
    ComboBox1.AddItem Hoja4.Cells(i + 2, 7)  
Next i  
End Sub
```





```

y = y + 1 'Cuenta el número de actividades del proceso
por cada replica

    If w = 1 Then ' Para la replica 1
        t = t + 1 'Cuenta las actividades del proceso
    End If

    Hoja5.Cells(9, 2) = y & " de " & (v * t) 'numero de
registros Simulacion
    Hoja3.Cells(8, 2) = y & " de " & (v * t) 'numero de
registros Flujo

    'Datos generales del proceso
    'Simulacion
    Hoja5.Cells(2, 2) = ComboBox1 'Proceso
    Hoja5.Cells(3, 2) = Label6 'Cod Proc
    Hoja5.Cells(4, 2) = Label9 'Empresa
    Hoja5.Cells(5, 2) = Label8 'Cod Emp
    Hoja5.Cells(7, 2) = TextBox1 'Número de Replicas
    Hoja5.Cells(8, 2) = TextBox2 'Horas simuladas
    Hoja5.Cells(y + 10, 3) = Hoja2.Cells(3 + i, 5) 'NomAct
simulación
    Hoja8.Cells(y + 3, 3) = Hoja2.Cells(3 + i, 5) 'NomAct
Insumos
    Hoja5.Cells(y + 10, 4) = Hoja2.Cells(3 + i, 3) 'IdAct
Simulación
    Hoja8.Cells(y + 3, 4) = Hoja2.Cells(3 + i, 3) 'IdAct
Insumos
    Hoja5.Cells(y + 10, 5) = Hoja2.Cells(3 + i, 6) 'TipAct
'Flujo
    Hoja3.Cells(1, 2) = ComboBox1 'Proceso
    Hoja3.Cells(2, 2) = Label6 'Cod Proc
    Hoja3.Cells(3, 2) = Label9 'Empresa
    Hoja3.Cells(4, 2) = Label8 'Cod Emp
    Hoja3.Cells(6, 2) = TextBox1 'Número de Replicas
    Hoja3.Cells(7, 2) = TextBox2 & " Horas" 'Horas
simuladas

    'Horas
    If Hoja2.Cells(3 + i, 9) = "H" Then ' Si la unidad
seleccionada es Hora
        Media = (Hoja2.Cells(3 + i, 8))
        Desv = (Hoja2.Cells(3 + i, 7))
    End If

    'Minutos
    If Hoja2.Cells(3 + i, 9) = "M" Then ' Si la unidad
seleccionada es Minutos
        Media = (Hoja2.Cells(3 + i, 8) / 60) 'convertir la
unidad a horas de la media
        Desv = (Hoja2.Cells(3 + i, 7) / 60) 'convertir la
unidad a horas de la desviacion
    End If

    'Minutos

```

```
                If Hoja2.Cells(3 + i, 9) = "S" Then ' Si la unidad
seleccionada es Segundos
                Media = (Hoja2.Cells(3 + i, 8) / 60) 'convertir la
unidad a horas de la media
                Desv = (Hoja2.Cells(3 + i, 7) / 60) 'convertir la
unidad a horas de la desviacion
                End If

                m = 0 'Reinicia la variable que cuenta el numero de
piezas producidas
                z = 0 'Reinicia la variable que cuenta el tiempo
requerido

                'Realiza la simulación del proceso según el tiempo
requerido
                For r = 0 To (1.5 * (TextBox2 / Media)) ' Estima el
numero de piezas producidas con un bufer de 50%
                    u = Abs(xNORMAL(Media, Desv)) ' Es el valor
absoluto del tiempo simulado por pieza
                    z = z + u ' Esla suma de los tiempos por pieza
producida

                    If z < (TextBox2 + 1 - 1) Then 'Mientras la suma
de los tiempos de produccion es menor al tiempo requerido simulado
                        m = m + 1 'Cuenta el numero de piezas
producidas
                        Hoja5.Cells(y + 10, 6) = Round(z, 3) 'Tiempo
simulado
                        Hoja5.Cells(y + 10, 7) = m 'Numero de piezas
Hoja5.Cells(y + 10, 2) = w 'Numero de replica
Hoja8.Cells(y + 3, 2) = w 'Numero de replica
insumos
                    End If
                Next r

                'Estima el numero de piezas de producto
terminado Requerimiento de Insumos
                For k = 1 To s ' Registros BD3
                    If Hoja5.Cells(y + 10, 4) =
Hoja6.Cells(k, 2) Then ' Busca el numero de actividad
                        Hoja5.Cells(y + 10, 8) =
Round((Hoja5.Cells(y + 10, 7) / Hoja6.Cells(k, 2)), 0) ' Calculo para
la estimación del numero de piezas de producto terminado que pueden
realizarse
                    End If
                Next k

                End If

                Hoja5.Cells(11, 9) = "=+MIN(H11:H" & 10 + (t) & ")" 'minimo
de registros de la primer replica
                Hoja5.Cells(11 + (t * (w - 1)), 9) = "=+MIN(H" & 11 + (t * (w
- 1)) & ":H" & 10 + (t * w) & ")" 'minimo de registros del resto de
replicas
                Hoja5.Cells(y + 10, 9) = "=+MIN(H11:H" & 10 + (t) & ")"
                Hoja5.Cells(y + 10, 9) = "=+MIN(H" & 11 + (t * (w - 1)) &
":H" & 10 + (t * w) & ")"
                Hoja5.Cells(t + 10, 9) = Hoja5.Cells(11, 9)
```



```
        Hoja3.Cells(1 + 10, 5) = "X"
    Else
        Hoja3.Cells(1 + 10, 5) = ""
    End If
    'En caso de ser una Espera
    If Hoja2.Cells(g + 2, 6) = "E" Then
        Hoja3.Cells(1 + 10, 6) = "X"
    Else
        Hoja3.Cells(1 + 10, 6) = ""
    End If
    'En caso de ser un almacenamiento
    If Hoja2.Cells(g + 2, 6) = "A" Then
        Hoja3.Cells(1 + 10, 7) = "X"
    Else
        Hoja3.Cells(1 + 10, 7) = ""
    End If

    a = 0
    b = 0
    c = 0
    d = 0

    For h = 1 To n

        If Hoja2.Cells(g + 2, 3) = Hoja5.Cells(10 + h, 4) Then '
comparara el numero de Id del proceso con el registro
            a = a + Hoja5.Cells(10 + h, 12) 'Tiempo efectivo
            b = b + Hoja5.Cells(10 + h, 11) 'Produccion neta
(Inventario en Proceso)
            c = c + Hoja5.Cells(10 + h, 9) 'Restricción (Producto
terminado)
            d = Round((((a / TextBox1) / TextBox2) * 100), 2)
'Porcentaje de utilización
            Hoja3.Cells(1 + 10, 8) = Round((a / TextBox1), 3)
'Tiempo producción
            Hoja3.Cells(1 + 10, 9) = Round((b / TextBox1), 0)
'Unidades producidas(inventario en proceso)
            Hoja3.Cells(1 + 10, 10) = Round((c / TextBox1), 0)
'Producto Terminado
            Hoja3.Cells(1 + 10, 11) = d 'Porcentaje de utilización

            If d >= 85 Then
                Hoja3.Cells(1 + 10, 12) = "r"
            Else
                Hoja3.Cells(1 + 10, 12) = ""
            End If

        End If
    Next h
End If
Next g

For fl = 1 To 1
    'OPERACIONES
    If Hoja3.Cells(fl + 10, 3) = "X" Then 'En caso que sea
operación
        sfl = sfl + 1
    End If
End For
```

```

        e = e + Hoja3.Cells(fl + 10, 8) 'horas dedicadas
        f = f + Hoja3.Cells(fl + 10, 9) 'inventario en proceso
    End If

    'INSPECCIONES
    If Hoja3.Cells(fl + 10, 4) = "X" Then 'En caso que sea
operación
        sfi = sfi + 1
        ei = ei + Hoja3.Cells(fl + 10, 8) 'horas dedicadas
        fi = fi + Hoja3.Cells(fl + 10, 9) 'inventario en
proceso
    End If

    'TRANSPORTES
    If Hoja3.Cells(fl + 10, 5) = "X" Then 'En caso que sea
operación
        sft = sft + 1
        et = et + Hoja3.Cells(fl + 10, 8) 'horas dedicadas
        ft = ft + Hoja3.Cells(fl + 10, 9) 'inventario en
proceso
    End If

    'ESPERA
    If Hoja3.Cells(fl + 10, 6) = "X" Then 'En caso que sea
operación
        sfe = sfe + 1
        ee = ee + Hoja3.Cells(fl + 10, 8) 'horas dedicadas
        fe = fe + Hoja3.Cells(fl + 10, 9) 'inventario en
proceso
    End If

    'ALMACENAMIENTO
    If Hoja3.Cells(fl + 10, 7) = "X" Then 'En caso que sea
operación
        sfa = sfa + 1
        ea = ea + Hoja3.Cells(fl + 10, 8) 'horas dedicadas
        fa = fa + Hoja3.Cells(fl + 10, 9) 'inventario en
proceso
    End If
Next fl

'Operaciones
Hoja3.Cells(2, 10) = e 'horas operaciones
Hoja3.Cells(2, 11) = f 'Inv Proc operaciones
'Inspecciones
Hoja3.Cells(3, 10) = ei 'horas Inspecciones
Hoja3.Cells(3, 11) = fi 'Inv Proc Inspecciones
'Transportes
Hoja3.Cells(4, 10) = et 'horas Transportes
Hoja3.Cells(4, 11) = ft 'Inv Proc Transportes
'Espera
Hoja3.Cells(5, 10) = ee 'horas Espera
Hoja3.Cells(5, 11) = fe 'Inv Proc Espera
'Almacenamiento
Hoja3.Cells(6, 10) = ea 'horas Almacenamiento
Hoja3.Cells(6, 11) = fa 'Inv Proc Almacenamiento
'Call Insumos
Call Reporte

```

```
        MsgBox "Simulación Completa!!!!!"
        Unload Me
    End Sub

    Private Sub Label3_Click()
        Unload Me
    End Sub

    Private Sub OptionButton1_Click()
    If OptionButton1 = True Then
        Frame5.Caption = "Horas a simular"
        Frame5.Visible = True
        Frame6.Visible = False
        Label2.Visible = True
        Label11.Visible = False
    End If
    If OptionButton1 = False Then
        Frame5.Visible = False
        Frame6.Visible = True
        Label2.Visible = False
    End If
    End Sub

    Private Sub OptionButton2_Click()
    If OptionButton2 = True Then
        Frame6.Caption = "Unidades a producir"
        Frame6.Visible = True
        Frame5.Visible = False
        Label11.Visible = True
        Label2.Visible = False
    End If
    If OptionButton2 = False Then
        Frame6.Visible = False
        Frame5.Visible = True
        Label11.Visible = False
    End If
    End Sub

    Private Sub UserForm_Initialize()
        Dim x, i
        x = Hoja4.Cells(1, 6)

        For i = 1 To x
            ComboBox1.AddItem Hoja4.Cells(i + 2, 1)
        Next i

        Frame5.Visible = False
        Frame6.Visible = False
        Label2.Visible = False
        Label11.Visible = False
        TextBox1 = 1
    End Sub
```

**Modulo 1**

```

Sub Reporte() 'Realiza el reporte de la simulación en un libro de
excel
Dim a

a = UserForm9.Label6 & "-" & UserForm9.Label8

Workbooks.Add

    ChDir "C:\Documents and Settings\fbadillam\Escritorio"
    ActiveWorkbook.SaveAs Filename:= _
        "C:\Documents and Settings\fbadillam\Escritorio\" & a,
FileFormat:= _
    xlNormal, Password:="", WriteResPassword:"",
ReadOnlyRecommended:=False _
    , CreateBackup:=False

    Workbooks("ID4P.xls").Sheets("Simulación").Copy Before:=Workbooks(a
& ".xls").Sheets(1)
    Workbooks("ID4P.xls").Sheets("Flujo").Copy Before:=Workbooks(a &
".xls").Sheets(1)
    Workbooks("ID4P.xls").Sheets("Insumos").Copy Before:=Workbooks(a &
".xls").Sheets(1)

    Workbooks(a & ".xls").Save
    Workbooks(a & ".xls").Close
End Sub

Sub Insumos() 'Realiza el calculo del requerimiento de insumos
x = Hoja6.Cells(1, 38)
x0 = Hoja5.Cells(9, 2)
x1 = Hoja8.Cells(1, 2)

If x > 0 Or x <> "" Then

For i = 1 To x
    If Hoja6.Cells(i + 1, 29) = UserForm9.Label6.Caption Then
        y = y + 1
        Hoja8.Cells(1, 6 + y) = Hoja6.Cells(i + 1, 32) 'TipIns
        Hoja8.Cells(2, 6 + y) = Hoja6.Cells(i + 1, 30) 'NomIns
        Hoja8.Cells(3, 6 + y) = Hoja6.Cells(i + 1, 31) 'UnIns
    End If
Next i

For j = 1 To x0
    If Hoja8.Cells(1, 6 + j) = 1 Then
        For k = 1 To x1
            if Hoja8.Cells(2, 6 + j)
        Next k
    End If
Next j

End If
End Sub

```