

**DESARROLLO DE ALGORITMO PARA EL APÓYO EN LA IDENTIFICACIÓN DE
FALLAS COMUNES EN MÁQUINAS DE ANESTESIA**

DAVID LEONARDO GRACIA RAMIREZ

Trabajo Dirigido 1

Tutor

MSc PEDRO ANTONIO AYA PARRA



**UNIVERSIDAD DEL ROSARIO
ESCUELA COLOMBIANA DE INGENIERÍA JULIO GARAVITO
PROGRAMA DE INGENIERÍA BIOMÉDICA
BOGOTÁ D.C
2022**

AGRADECIMIENTOS

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN.....	6
2. OBJETIVOS	8
2.1. General.....	8
2.2. Específicos	8
3. METODOLOGÍA.....	8
4. RESULTADOS	14
5. DISCUSIÓN.....	114
6. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	20
7. CONCLUSIONES	21
REFERENCIAS	22
ANEXOS.....	24

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Número asociado al subsistema del fabricante Dräger. ¡Error! Marcador no definido. 10	
Tabla 2. Número asociado al subsistema del fabricante Datex Ohmeda. ¡Error! Marcador no definido. 1	
Tabla 3. Categorización fallas técnicas Dräger.	14
Tabla 4. Categorización fallas técnicas Datex Ohmeda	16
Tabla 5. Puntaje modelos predictivos Machine Learning.	14

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama búsqueda bibliográfica	9
Figura 2. Modelo de árbol de decisiones máquina de anestesia Datex Ohmeda	12
Figura 3. Modelo de árbol de decisiones máquina de anestesia Draeger	13
Figura 4. Gráfico porcentajes fallas técnicas Draeger	15
Figura 5. Gráfico porcentajes fallas técnicas Datex Ohmeda	17
Figura 6. Prueba del algoritmo Random Forest Draeger con once incidentes.....	18
Figura 7. Prueba del algoritmo Random Forest Datex Ohmeda con diez incidentes.....	19

1. INTRODUCCIÓN

De acuerdo con un estudio realizado por la asociación americana de anestesiólogos (ASA), en la última década se ha visto un aumento considerable en el uso de anestesia general para la mayoría de los procedimientos quirúrgicos debido a que el paciente se induce a un estado inconsciente donde no sentirá ningún tipo de dolor [1]. Sin embargo, el erróneo suministro de agentes anestésicos por parte del anestesiólogo o el mal mantenimiento de las máquinas de anestesia, pueden producir efectos secundarios (dolor de cabeza, náuseas, malestar general) o complicaciones graves en el paciente como pérdida de memoria, problemas respiratorios, hipoxia e incluso la muerte [2][3].

Con el paso de los años y el avance de la tecnología, el uso de la anestesia general se ha convertido en un procedimiento más seguro, ya que según estudios entre 1954 – 1989, el índice de mortalidad era de 189 de pacientes inducidos a anestesia general por cada 10,000 anestesiados [4]. Mientras que entre los años 1990 – 2006 los índices de mortalidad se redujeron a 28 pacientes inducidos a anestesia general por cada 10,000 anestesiados [4]. Sin embargo, aún existen riesgos con relación a la mala administración en la concentración de gases anestésicos, lo cual puede generar toxicidad al paciente generando complicaciones graves al organismo [5].

Según un estudio que realizó la Asociación de Anestesia de Gran Bretaña entre los años (2006 - 2008) se encontraron 195,912 incidentes médicos en el territorio británico de los cuales 15,457 fueron debido a una falla del dispositivo o equipo médico. Sin embargo, solo 1,029 incidentes fueron relacionados con la unidad de anestesia. Estos incidentes se categorizaron según el subsistema de la máquina de anestesia en el que se encontró la falla. De acuerdo con el estudio, las categorías con más porcentaje de incidencia fueron los problemas encontrados en el monitoreo, problemas en el ventilador, problemas en la monitorización de gases, entre otros [6].

Actualmente, se encuentran diferentes cursos de capacitaciones de mantenimiento especializados, dados por las compañías fabricantes (Dräger, General Electric) [7][8], esto con el fin de mitigar el problema de una mala administración de agente anestésico causado por fallas técnicas de la máquina de anestesia. De esta manera se puede evitar la toxicidad al paciente la cual es consecuencia de una alta concentración de óxido nitroso u otro agente anestésico. Por otra parte, algunos investigadores han desarrollado protocolos de chequeo (Checklist) para que el personal técnico pueda revisar cada uno de los subsistemas de la unidad de anestesia con el fin de disminuir los riesgos en el paciente. Sin embargo, este protocolo se enfoca más hacia la seguridad eléctrica del paciente dejando en un segundo plano el sistema neumático [9].

En cuanto al ámbito clínico han surgido diferentes reglamentaciones y protocolos desarrolladas por organizaciones internacionales como lo son: World Federation of Societies of Anaesthesiologists (*WFSA*), American Society of Anesthesiologists (*ASA*), The Association of Anaesthetists of Great Britain and Ireland (*AAGBI*), Food and Drug Administration (*FDA*). Donde establecen el correcto uso de la unidad anestesia en conjunto con los procedimientos necesarios a la hora de realizar el mantenimiento. Asimismo, estas organizaciones establecen la necesidad de poseer un inventario capaz de prevenir el stock de los componentes originales a la hora de realizar los diferentes mantenimientos al equipo.

Con el fin de mitigar las fallas he evitar posibles complicaciones en algún procedimiento quirúrgico que se desarrolle en la clínica.

Ahora bien, en Colombia según una estadística realizada a partir de datos recopilados directamente de hospitales y de modelos estadísticos del mercado por Statista en colaboración con Global health intelligence se realizó el estudio “*Installed base of select types of hospital equipment in Colombia in 2021*” [10]. Donde se encontró que 2,502 unidades de anestesia fueron instaladas en el país en el año 2021 siendo el equipo médico con mayor número de unidades instaladas.

Estado del Arte

Para el desarrollo de la presente investigación se realizó una revisión de literatura existente acerca de las fallas comunes en la máquina de anestesia a través de bases de datos, buscando antecedentes de estudios, investigaciones, artículos. Que permitan construir una base sólida para el desarrollo de la investigación. Además, la exploración del estado del arte se delimito en los últimos seis años para determinar los avances más recientes respecto a la identificación de fallas en las unidades de anestesia.

El primero de los documentos encontrados, titulado “*An Evaluation of Anesthesiologists Present Checkout Methods and the Validity of the FDA Checklist*”. La importancia de este artículo radica en que es una de las primeras investigaciones realizadas en el ámbito de seguridad anestésica donde la sociedad americana de anesestesiólogos (ASA) puso en duda la efectividad de la Checklist realizada por la FDA en el año de 1991 [11]. Debido a que en la lista de chequeo no se tenían en cuenta aspectos como la revisión de sistema proporcional de oxígeno/óxido nitroso, las bajas presiones en el suministro de gases entre otros.

Por otra parte, se encontraron tres artículos relacionados con el desarrollo de protocolos de chequeo de la unidad de anestesia el primero de ellos es titulado “*Anaesthesia machine: checklist, hazards, scavenging*” [12]. En cual los investigadores definen un protocolo de chequeo para cada uno de los subsistemas de la unidad de anestesia para evitar posibles fallas durante algún procedimiento médico. El segundo artículo es “*World Health Organization-World Federation of Societies of Anaesthesiologists International Standards for a Safe Practice of Anesthesia*”[13] . Donde la federación internacional de anesestesiólogos propone protocolos de estandarización para el uso seguro de la máquina de anestesia en aspectos relacionados con el monitoreo de parámetros, el uso seguro de agentes anestésicos, así como la instrumentación necesaria de la unidad de anestesia. El tercer artículo es “*Pre-use anesthesia machine check; certified anesthesia technician-based quality improvement Audit*” [14]. En esta investigación los autores se enfocan en el chequeo rutinario por parte de los técnicos a partir de los protocolos y si este influye en la identificación de fallas en la máquina de anestesia.

Por último, se encontraron dos trabajos de investigación acerca de incidentes críticos referentes a fallas técnicas en la unidad de anestesia el primer artículo es “*Safety first: Checking the anaesthesia machine*” [15]. En el cual se realiza una investigación acerca de los incidentes críticos debido a fallas técnicas en la máquina de anestesia debido a una insuficiencia en el sistema de auto chequeo de la unidad anestesia. Mientras que el segundo es un capítulo de un libro “*Anesthesia Equipment, Principles and Applications, Chapter:*

Hazards of the anesthesia System” [16]. En este capítulo del libro el autor hace referencia a complicaciones respiratorias asociadas con fallas en la máquina de anestesia, haciendo énfasis en cada una de las patologías respiratorias (Hipoxemia, Hipercarbia, Hiperoxia, entre otras) en consecuencia a una falla en específico.

Teniendo en cuenta lo anterior, en el ámbito hospitalario las complicaciones graves causadas a los pacientes que se someten a anestesia general por alguna falla técnica persisten independientemente de que se realicen los correspondientes mantenimientos. Por esto, es necesario desarrollar un aplicativo web que provea la información necesaria al personal de ingeniería biomédica de los hospitales para la identificación de las principales fallas de las máquinas de anestesia.

2. OBJETIVOS

2.1. General

Desarrollar un algoritmo para la identificación de fallas en máquinas de anestesia para darle soporte al personal de ingeniería biomédica de un hospital de cuarto nivel en Bogotá.

2.2. Específicos

- 2.2.1 Determinar las principales fallas de máquina de anestesia a partir de los manuales de servicio, hojas de vida de los equipos suministradas por el hospital de alta complejidad.
- 2.2.2 Crear un algoritmo que le permita al personal de ingeniería biomédica del hospital identificar la causa a la falla de la máquina de anestesia.
- 2.2.3 Implementar una interfaz web de fácil uso con toda la información acerca de las fallas comunes de la unidad de anestesia.

3. METODOLOGÍA

En el desarrollo de la investigación se plantea un estudio descriptivo ya que se van a analizar y clasificar los eventos relacionados con las fallas de máquina de anestesia. Esto con el fin de observar qué componentes son los que presentan mayores fallas en cada uno de los subsistemas de la unidad de anestesia.

La metodología se presenta en tres etapas principales. La primera, es una revisión bibliográfica de las fallas comunes en los equipos de anestesia en conjunto con adquisición de información dentro de un hospital de cuarto nivel en la ciudad de Bogotá. La segunda, es el desarrollo de un algoritmo a partir de la información recolectada con el fin de facilitarle al usuario encontrar o identificar la falla en la unidad de anestesia. La última etapa consta

del desarrollo de una interfaz web de fácil uso con la información de interés para el personal de ingeniería biomédica.

En la primera etapa se realizó una revisión bibliográfica acerca de las fallas comunes en máquina de anestesia en el sistema de búsqueda CRAI de la Universidad del Rosario, en conjunto con diferentes bases de datos como lo son PUBMED, Google Scholar, Elsevier, Springer y IEEE Xplore. Por otra parte, respecto a la búsqueda de información se utilizó la ecuación de búsqueda (“Anesthesia” OR “Anesthetic”) AND (“Equipment” OR “Machine” OR “Workstation”) AND (“Maintenance” OR “Hazards” OR “Safety” OR “Failure” OR “Checking” OR “Fault” OR “Checklist”). Allí se encontraron treinta y siete artículos relacionados con fallas en la unidad de anestesia, sin embargo, se realizó una exclusión de artículos como se puede observar en la *Figura 1*, respecto a los siguientes parámetros: Fallas debido a un mal uso del usuario, fallas debido a inexperiencia del personal e incidentes relacionados a un mal suministro de agentes anestésicos, dejando únicamente veinte artículos relacionados directamente con la problemática que se quiere analizar.

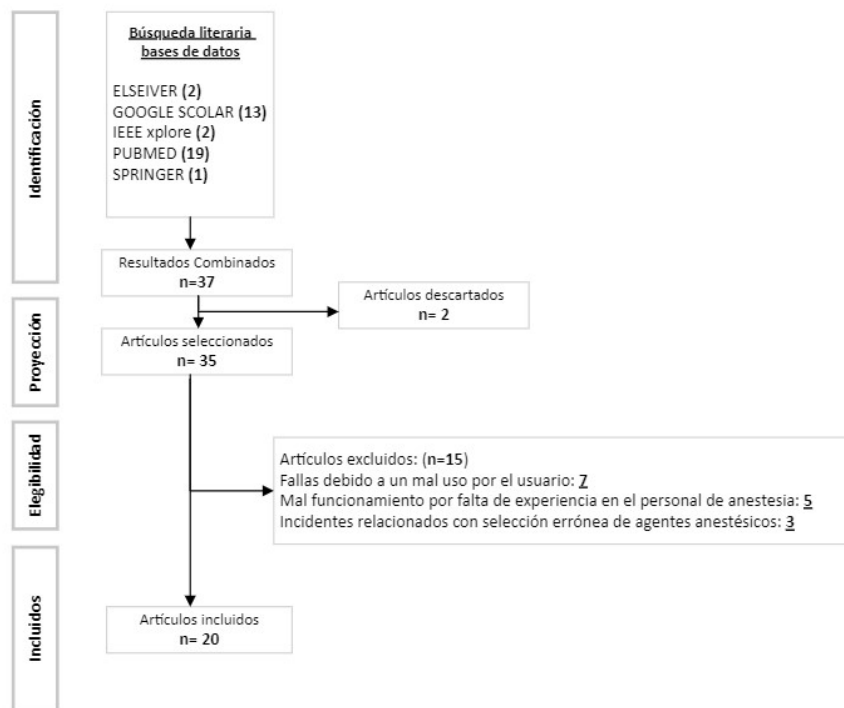


Figura 1. Diagrama búsqueda bibliográfica

En cuanto a la adquisición de información en el hospital de cuarto nivel, se contactó al ingeniero biomédico en jefe dentro de la institución. Se le planteó la investigación acerca de fallas técnicas en máquina de anestesia y se llegó a un acuerdo de confidencialidad de datos respecto a los equipos de máquina de anestesia que se querían analizar y sus correspondientes hojas de vida. Seguido a esto, se dialogó con el personal encargado de los registros de mantenimiento de los equipos médicos dentro del hospital, el cual permitió el acceso al inventario del hospital. Se pudo observar que la institución únicamente cuenta con máquinas de anestesia de fabricantes Dräger y Datex Omeda.

De primera mano se analizaron las hojas de vida físicas de los equipos más antiguos dentro de la institución tanto de Datex Ohmeda como de Dräger, extrayendo características como: el fabricante, modelo de la máquina, fecha en la que se realizó el mantenimiento correctivo, número de serie, componente que presentaba la falla y los comentarios del personal encargado. Esta información se extrajo en un archivo de Excel en donde cada una de las columnas es una característica ya antes mencionada, y en donde las filas es cada uno de los mantenimientos correctivos de las diferentes máquinas de anestesia.

Posteriormente, el personal del hospital facilitó el acceso a la base de datos de la institución donde se encontraban las hojas de vida digitales de los equipos separadas por fabricantes. Después, se realizó el respectivo análisis a las máquinas de anestesia de marca Datex Ohmeda, encontrando referencias como: Avance CS2, Modulo II plus, Excel 210, Aespire View, Aestiva. Se analizó cada uno de los mantenimientos correctivos para la extracción de información al archivo de Excel antes mencionado. Seguido a esto, se realizó la revisión de las hojas de vida de los equipos de marca Dräger, donde se encontraron referencias de máquina de anestesia Fabius y Primus. De la misma manera se extrajo la información al archivo de Excel para realizar el respectivo análisis de las fallas técnicas encontradas.

Por otra parte, para el manejo de los datos recolectados de las fallas técnicas de la máquina de anestesia, se organizó en un archivo delimitado por comas (CSV) con las siguientes características: Fabricante, modelo del equipo, componentes según el fabricante y subsistema en el que se encontró la falla técnica. Asimismo, si el componente presentaba una falla se marcaba la columna con un uno (1) mientras que si no se encontraba ninguna falla en ese componente se marcaba con un cero (0) mientras que en el caso del subsistema se marcaba (1) la falla se encontraba en el Sistema respiratorio, (2) Ventilador mecánico, (3) Monitoreo de parámetros, (4) Sistema eléctrico y (5) Software o suministro de gases, dependiendo del fabricante como se muestra en la *Tabla 1* y en la *Tabla 2*.

Dräger	
Subsistema Maquina de Anestesia	Numero asociado
Sistema Respiratorio	1
Ventilador mecánico	2
Monitoreo de parámetros	3
Sistema eléctrico	4
Software	5

Tabla 1. Número asociado al subsistema del fabricante Dräger

Datex Ohmeda	
Subsistema Maquina de Anestesia	Numero asociado
Sistema Respiratorio	1
Ventilador mecánico	2
Monitoreo de parámetros	3
Sistema eléctrico	4
Suministro de Gases	5

Tabla 2. Número asociado al subsistema del fabricante Datex Ohmeda

En cuanto al desarrollo del algoritmo para la identificación de fallas según el subsistema, este se desarrolló en el ambiente de programación de Python, mediante el método de inteligencia artificial Random Forest junto con Decision Tree Classifier el cual consiste en un algoritmo de Machine Learning supervisado el cual genera arboles de decisiones con diferentes muestras de datos para categorizar variables en una clasificación determinada. En este en caso las variables son las fallas de los diferentes componentes y la clasificación estará encaminada hacia que subsistema presenta la falla.

En el desarrollo del algoritmo de árboles de decisión para cada uno de los fabricantes, se graficó la representación y las ramas según el modelo predictivo como se puede observar en la *Figura 2,3*. Donde se observa el número de incidentes por cada componente con su respectiva probabilidad en la incidencia en la falla del correspondiente subsistema. El comportamiento del árbol de decisión esta inclinado hacia un lado debido a que la naturaleza de los datos es booleana.

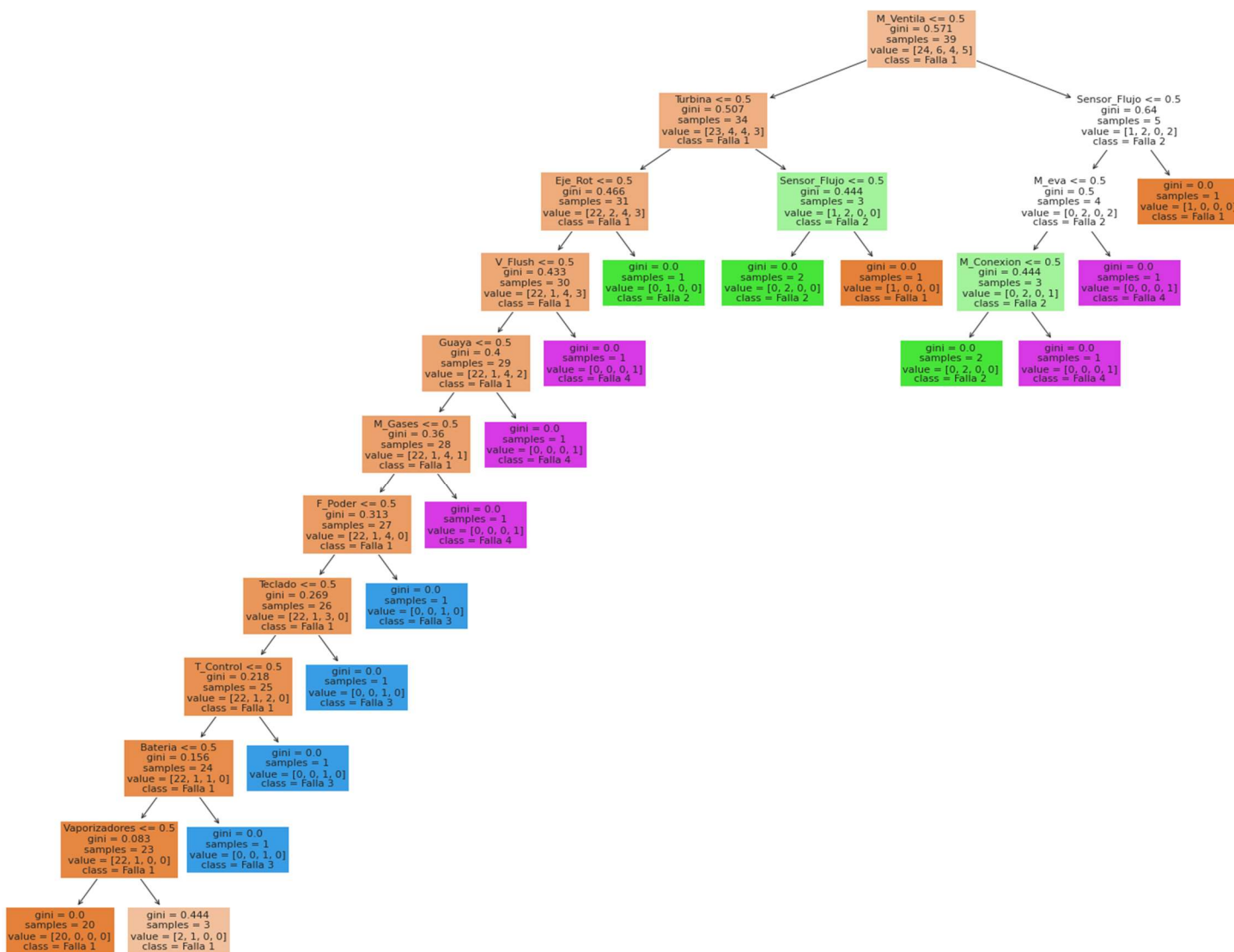


Figura 2. Modelo de árbol de decisiones máquina de anestesia Datex Ohmeda.

El árbol de decisión del modelo predictivo para el fabricante Datex Ohmeda, muestra en cada recuadro el componente con el número de muestras (*Samples*), el incidente en que se encontraba la falla en ese componente (*Value*) y el subsistema (*Class*) al que pertenece. Además, se muestran las diferentes ramificaciones según la asociación de las fallas en los diferentes componentes de la máquina de anestesia.

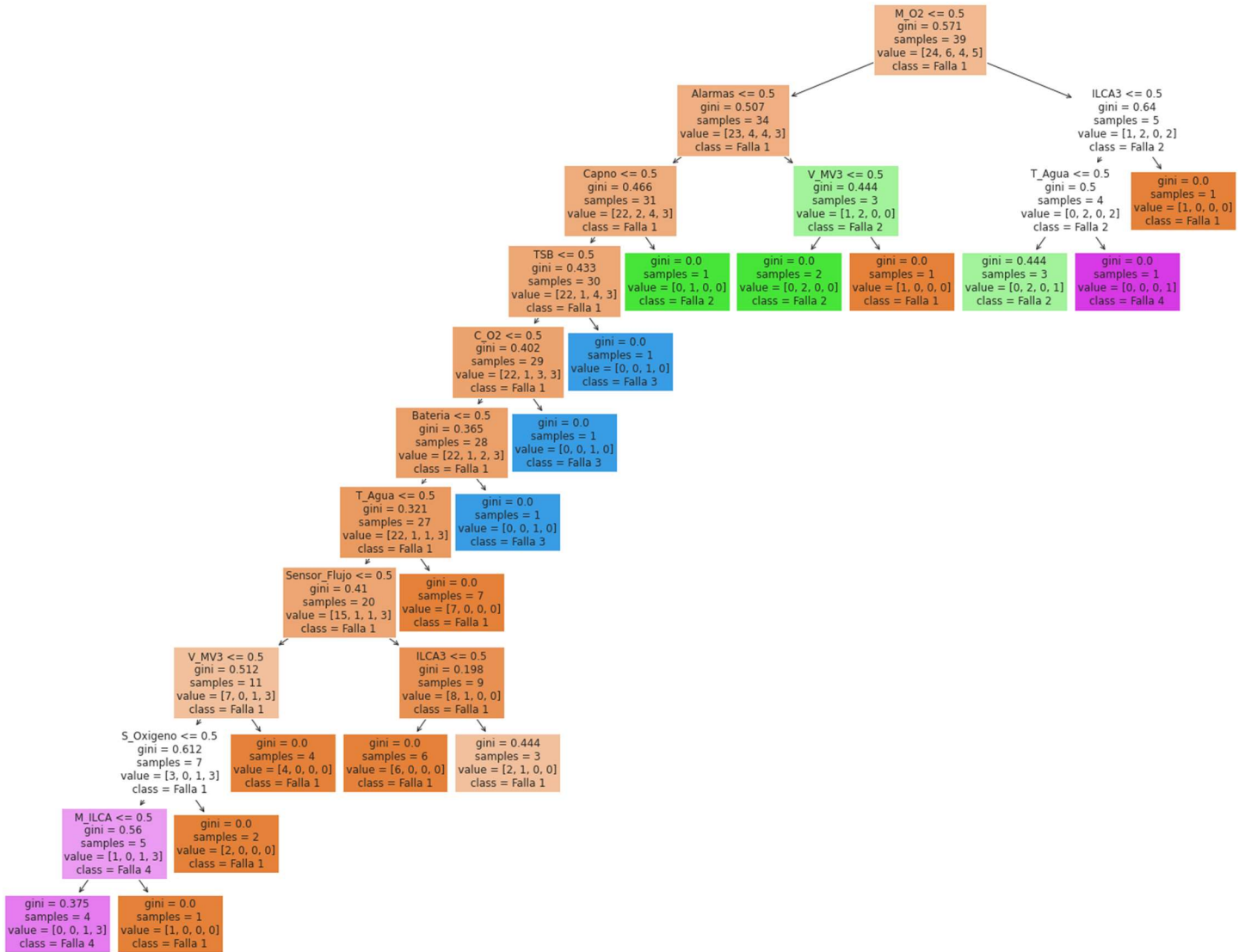


Figura 3. Modelo de árbol de decisiones máquina de anestesia Dräger.

Del mismo modo para el modelo predictivo de árbol de decisiones para las máquinas de anestesia de fabricante Dräger, se muestran los diferentes recuadros con los componentes, samples, value y class además de las diferentes ramificaciones según la asociación de las fallas en los componentes con su respectivo subsistema.

4. RESULTADOS

De la investigación realizada y teniendo en cuenta la información obtenida en la adquisición de datos en el hospital de cuarto nivel en la ciudad de Bogotá, se realiza un análisis del archivo de Excel del inventario en donde se encontró que el hospital únicamente contaba con máquinas de anestesia de los fabricantes Datex Ohmeda y Dräger. Por esta razón, se analiza cada fabricante de manera independiente ya que las máquinas de anestesia difieren en algunos componentes. Un ejemplo de esto es el fuelle en Datex Ohmeda y el pistón en Dräger los cuales cumplen la misma función, pero son componentes diferentes.

De primera mano, se analizaron las veintisiete (27) fallas técnicas de las máquinas de anestesia Dräger. Sin embargo, se encontraron que (26) fallas estaban relacionadas con las máquinas de la referencia PRIMUS, mientras que solamente un incidente estaba relacionado con la referencia FABIUS. Además, ninguna falla estaba relacionada con las referencias NARKOMED GS ni ATLAN A350.

Por otra parte, se categorizaron las fallas técnicas por subsistema de la máquina de anestesia de marca Dräger y sus diferentes componentes especializados. En la *Tabla 3* se puede observar el número de incidencias de falla en cada componente.

Fabricante Dräger			
Subsistema	Componentes	No. de Fallas	Total Subsistema
S. Respiración	Sensor Flujo	4	12
	Trampa de Agua	2	
	Modulo ILCA	2	
	Sensor Oxigeno	4	
Ventilador	Válvula MV3	3	5
	Pistón	1	
	ILCA 3	1	
Monitoreo	Alarmas	1	6
	Modulo Capnografía	4	
	Monitoreo O2	1	
Eléctrico	Batería	2	3
	Corrientes Sensor O2	1	
Software	Actualización TSB	1	1
Total de Fallas		27	

Tabla 3. Categorización fallas técnicas Dräger.

Teniendo en cuenta la información de la *Tabla 3* se encontró que el 44% de los incidentes estaban relacionados a componentes del sistema de respiración de la máquina. Por otro

lado, el 22% de fallas fueron en componentes de monitoreo de parámetros; el 19% eran relacionados al ventilador mecánico; el 11% estaba asociado con fallas eléctricas y, por último, el 4% de los incidentes estaba ligado con fallas en el software de la máquina de anestesia. Esto se puede observar en la Figura 4.

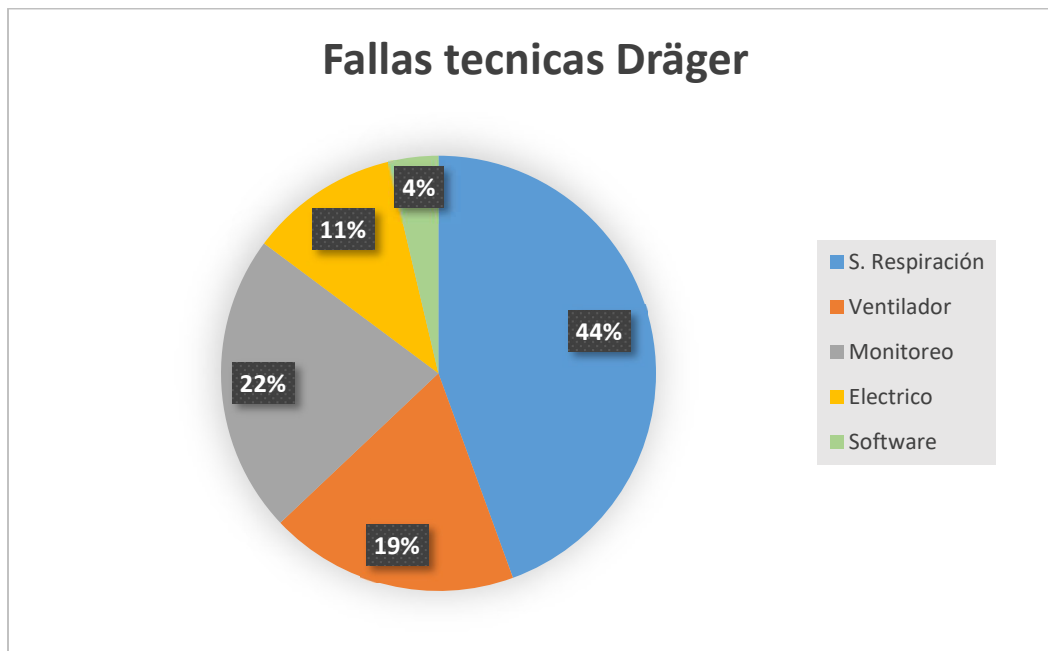


Figura 4. Gráfico porcentajes fallas técnicas Dräger.

Del mismo modo, se categorizaron las fallas técnicas por subsistema de la máquina de anestesia de marca Datex Ohmeda y sus diferentes componentes especializados. En la *Tabla 4* se puede observar el número de incidencias de falla en cada componente.

Fabricante Datex Ohmeda			
Subsistema	Componentes	No. de Fallas	Total Subsistema
S. Respiración	Canister	5	26
	Sensor Flujo	8	
	Manómetro	1	
	Válvula Unidireccional	1	
	Sensor Oxígeno	6	
	APL	1	
	Válvula Pop off	2	
	Válvula Flapper	2	
Ventilador	Turbina	2	5
	Eje rotación	1	
	Modulo ventilación	2	
Eléctrico	Batería	1	4
	Tarjeta de control CPU	1	
	Teclado	1	
	Fuente de poder	1	
Vaporizadores	Válvula vaporizadores	1	1
Suministro de Gases	Acople Guaya O2	1	5
	Manguera Conexión	1	
	Manguera evacuación	1	
	Válvula Flush	1	
	Modulo Gases	1	
Total de Fallas		41	

Tabla 4. Categorización fallas técnicas Datex Ohmeda.

A partir de la información de la Tabla 4 se encontró que los incidentes técnicos en las máquinas de anestesia del fabricante Datex Ohmeda en su gran mayoría estaban relacionados con fallas en el subsistema de respiración con el 63% de incidencia. Seguido a esto, los subsistemas tanto del ventilador mecánico como el suministro de gases cuentan con el 12% de incidencia cada uno. Las fallas relacionadas con el subsistema eléctrico fueron del 10% y por último, el subsistema con menor incidencia fue el de los vaporizadores con el 3%, como se puede observar en la Figura 5.

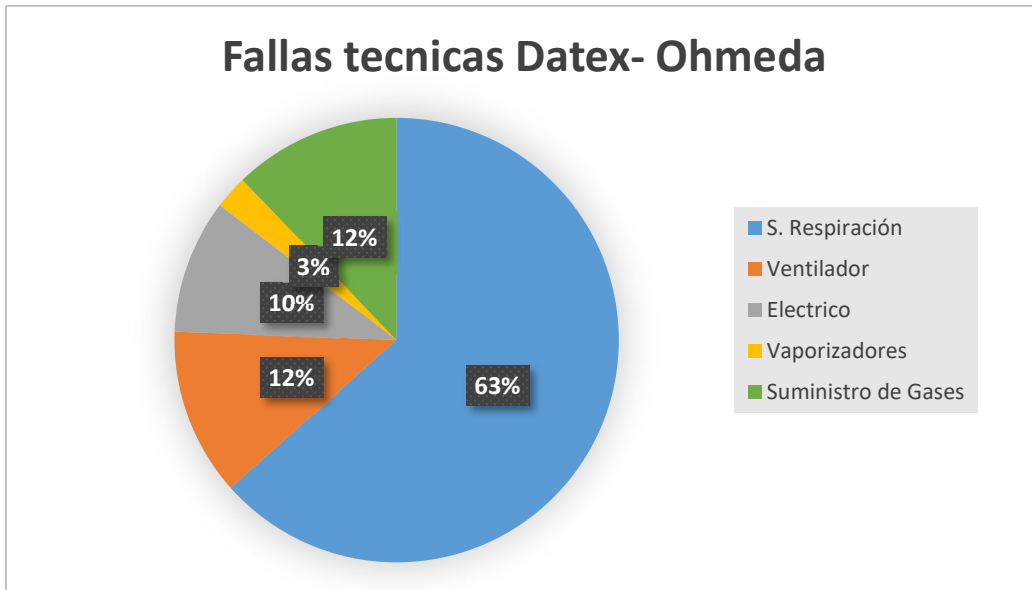


Figura 5. Gráfico porcentajes fallas técnicas Datex Ohmeda.

En cuanto al desarrollo del algoritmo para la identificación de fallas para las máquinas de anestesia Dräger y Datex Ohmeda, se optó por utilizar los métodos de Machine Learning Random Forrest y Árbol de decisiones debido a la naturaleza de los datos llegando así a cuatro modelos predictivos como se muestra en la *Tabla 5*.

Métodos Machine Learning	Dräger	Datex Ohmeda
Random Forest Classifier	0,92	0,974
Decision Tree Classifier	0,92	0,974

Tabla 5. Puntaje modelos predictivos Machine Learning

Al entrenar el algoritmo de Random Forest y Decision Tree el modelo con mayor puntaje para el fabricante Dräger fue del 92% para los dos métodos, mientras que para el fabricante Datex Ohmeda el puntaje de predicción corresponde al 97,4% para cada uno de los dos métodos de Machine Learning. Por lo que en este caso se debe realizar un método para poner a prueba la precisión del algoritmo.

5. DISCUSIÓN

En el desarrollo del algoritmo para la identificación de fallas de máquina de anestesia para los fabricantes Dräger y Datex Ohmeda, se encontró que mediante los métodos de Machine Learning (Decision Tree y Random Forest) el puntaje obtenido al entrenar el algoritmo en las bases de datos correspondientes estuvo por encima del 90%. Sin embargo, para poner a prueba el algoritmo se utiliza la función de validación cruzada en Python en donde este validará cada uno de los incidentes de fallas técnicas con el algoritmo desarrollado realizando cada una de las combinaciones, como se observa en la Figura 6,7.

```
LeaveOneOut()  
TRAIN: [ 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [0]  
0.0  
TRAIN: [ 0 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [1]  
0.0  
TRAIN: [ 0 1 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [2]  
1.0  
TRAIN: [ 0 1 2 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [3]  
1.0  
TRAIN: [ 0 1 2 3 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [4]  
1.0  
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [5]  
0.0  
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 5 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [6]  
1.0  
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 5 6 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [7]  
1.0  
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 5 6 7 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [8]  
1.0  
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 5 6 7 8 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [9]  
0.0  
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24] TEST: [10]  
1.0
```

Figura 6. Prueba del algoritmo Random Forest Draeger con once incidentes.

Teniendo en cuenta que las bases de datos cuentan con pocos datos es necesario el uso de la validación cruzada en Python donde el algoritmo se entrena con un dato menos y se realiza la prueba con el dato faltante. En el caso de Dräger son (28) incidentes por lo cual (27) serán para entrenar el algoritmo y (1) para el testeo de este. Sin embargo, para realizar un mayor número de pruebas de testeo es necesario desarrollar un ciclo o loop donde se cambie el dato de testeo. Como se puede observar en la Figura 5, TRAIN son los incidentes que se utilizaron para el entrenamiento del algoritmo mientras que TEST es el incidente para realizar la validación del algoritmo. En la siguiente línea de código se encuentra (1.0) si es que el algoritmo acertó la predicción y si es (0.0) no predijo correctamente. Ahora bien, con estos datos se saca el promedio de los aciertos para comprobar la precisión del algoritmo en la predicción de fallas.

En el caso del fabricante Dräger con del método Random Forest se encontró que el algoritmo posee una precisión en la predicción del 72% mientras que con Arboles de decisión se obtuvo una precisión de 76%. %. Por lo cual el algoritmo desarrollado con el método de Decision Tree es el más apropiado para predecir la identificación de fallas en la máquina de anestesia.

```

LeaveOneOut()
TRAIN: [ 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [0]
1.0
TRAIN: [ 0 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [1]
1.0
TRAIN: [ 0 1 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [2]
0.0
TRAIN: [ 0 1 2 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [3]
1.0
TRAIN: [ 0 1 2 3 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [4]
1.0
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [5]
0.0
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 5 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [6]
1.0
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 5 6 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [7]
1.0
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 5 6 7 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [8]
1.0
TRAIN: [ 0 1 2 3 4 5 6 7 8 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24
25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38] TEST: [9]
0.0

```

Figura 7. Prueba del algoritmo Random Forest Datex Ohmeda con diez incidentes.

Asimismo, la base de datos del fabricante Datex Ohmeda cuenta con pocos datos por lo que es necesario el uso de la validación cruzada en Python donde el algoritmo se entrena con un dato menos y se realiza la prueba con el dato faltante. En el caso de Datex Ohmeda son (39) incidentes por lo cual (38) serán para entrenar el algoritmo y (1) para el testeo de este. Sin embargo, para realizar un mayor número de pruebas de testeo es necesario desarrollar un ciclo o loop donde se cambie el dato de testeo. Como se puede observar en la Figura 6 al igual que para el fabricante Dräger, TRAIN son los incidentes que se utilizaron para el entrenamiento del algoritmo mientras que TEST es el incidente para realizar la

validación del algoritmo. En la siguiente línea de código se encuentra (1.0) si es que el algoritmo acertó la predicción y si es (0.0) no predijo correctamente. Ahora bien, con estos datos se saca el promedio de los aciertos para comprobar la precisión del algoritmo en la predicción de fallas.

El algoritmo para el fabricante Datex Ohmeda con del método Random Forest muestra una precisión en la predicción del 74,4% mientras que con Arboles de decisión se obtuvo una precisión de 64,1%. Por lo cual el algoritmo desarrollado con el método de Random Forest es el más apropiado para predecir la identificación de fallas en la máquina de anestesia.

6. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Para el trabajo futuro es necesario una mayor adquisición de datos en otros hospitales de incidentes técnicos de los diferentes fabricantes de máquinas de anestesia. Esto con el fin de entrenar los algoritmos de machine Learning y obtener mayor precisión en la predicción de fallas. Además, con una mayor cantidad de datos de diferentes hospitales, es posible añadir más fabricantes de máquinas de anestesia para ayudar al personal de ingeniería biomédica en la identificación de incidentes en la unidad de anestesia.

Por otra parte, con el fin de hacer más dinámica la adquisición de datos y la predicción de fallas en la unidad de anestesia, es necesario el desarrollo del aplicativo web de fácil uso, con las siguientes funcionalidades:

- Validación de usuario para el ingreso a la aplicación, teniendo en cuenta la base de datos del personal del hospital.
- Ingresar a la base datos de mantenimientos correctivos del hospital para guardar los diferentes incidentes cada vez que se reporten.
- Formato de encuesta para ingresar los posibles fallos por cada fabricante.
- Modelos de Machine learning automatizados a partir de los datos obtenidos en las encuestas, con el fin de generar la predicción de la posible falla.

7. CONCLUSIONES

Del anterior trabajo se puede concluir que, a partir de la adquisición de datos del hospital de cuarto nivel en la ciudad de Bogotá, en conjunto con la búsqueda bibliográfica de las fallas técnicas en máquina de anestesia; se encontraron las fallas de los componentes más comunes en cada subsistema para los dos fabricantes (Dräger y Datex Ohmeda). El subsistema con mayor porcentaje de fallas era el sistema de respiración, debido a que posee una mayor manipulación por parte del personal de la salud.

Por otra parte, mediante métodos de Machine Learning y como resultado del algoritmo de identificación de fallas en máquinas de anestesia de marca Dräger y Datex Ohmeda, se realizó una comparación de dos métodos (*Random Forest Classifier*, *Decision Tree Classifier*) para cada uno de los fabricantes. El uso de la validación cruzada es necesario para el testeo de cada método. Se encontró que para la identificación de fallas en máquinas de anestesia de marca Dräger el método con mayor precisión fue el *Decision Tree Classifier* con un 76% de certeza. Mientras que para Datex Ohmeda el método con mayor precisión fue *Random Forest Classifier* con el 74,4% de efectividad.

8. BIBLIOGRAFÍA

- [1] “Anestesia general.” [https://www.news-medical.net/health/General-Anesthesia-\(Spanish\).aspx](https://www.news-medical.net/health/General-Anesthesia-(Spanish).aspx) (accessed Jan. 11, 2022).
- [2] “General anaesthesia - NHS.” <https://www.nhs.uk/conditions/general-anaesthesia/> (accessed Jan. 11, 2022).
- [3] “Continuum of Depth of Sedation: Definition of General Anesthesia and Levels of Sedation/Analgesia | American Society of Anesthesiologists (ASA).” <https://www.asahq.org/standards-and-guidelines/continuum-of-depth-of-sedation-definition-of-general-anesthesia-and-levels-of-sedationanalgesia> (accessed Jan. 11, 2022).
- [4] L. G. Braz, D. G. Braz, D. S. da Cruz, L. A. Fernandes, N. S. P. Módolo, and J. R. C. Braz, “Mortality in anesthesia: a systematic review,” *Clinics (Sao Paulo, Brazil)*, vol. 64, no. 10, pp. 999–1006, 2009, doi: 10.1590/S1807-59322009001000011.
- [5] R. J. AMOS, J. A. L. AMESS, D. G. NANCEKIEVILL, and G. M. REES, “PREVENTION OF NITROUS OXIDE-INDUCED MEGALOBlastic CHANGES IN BONE MARROW USING FOLINIC ACID,” *BJA: British Journal of Anaesthesia*, vol. 56, no. 2, pp. 103–107, Feb. 1984, doi: 10.1093/bja/56.2.103.
- [6] C. J. Cassidy, A. Smith, and J. Arnot-Smith, “Critical incident reports concerning anaesthetic equipment: analysis of the UK National Reporting and Learning System (NRLS) data from 2006-2008*.,” *Anaesthesia*, vol. 66, no. 10, pp. 879–888, Oct. 2011, doi: 10.1111/j.1365-2044.2011.06826.x.
- [7] “Entrenamiento sobre equipos médicos – Nuestro conocimiento, su éxito.” https://www.draeger.com/es_csa/Hospital/Medical-Device-Training#training-courses (accessed Jan. 11, 2022).
- [8] “Treinamentos GE.” <https://educacaoge.com.br/Calendario/TechnicalTraining> (accessed Jan. 11, 2022).
- [9] J. A. Dorsch and S. E. Dorsch, Eds., “Hazards of Anesthesia Machines and Breathing Systems,” *Practical Approach to Anesthesia Equipment*, A. Lippincott Williams & Wilkins PP - Philadelphia, pp. 218–229, 2011.
- [10] “• Hospital equipment by type in Colombia 2021 | Statista.” <https://www.statista.com/statistics/1249007/installed-base-hospital-equipment-type-colombia/> (accessed Feb. 06, 2022).
- [11] M. G. March and J. J. Crowley, “An Evaluation of Anesthesiologists’ Present Checkout Methods and the Validity of the FDA Checklist,” *Anesthesiology*, vol. 75, no. 5, pp. 724–729, Nov. 1991, doi: 10.1097/00000542-199111000-00002.
- [12] U. Goneppanavar and M. Prabhu, “Anaesthesia machine: checklist, hazards, scavenging,” *Indian journal of anaesthesia*, vol. 57, no. 5, pp. 533–540, Sep. 2013, doi: 10.4103/0019-5049.120151.
- [13] A. W. Gelb *et al.*, “World Health Organization-World Federation of Societies of Anaesthesiologists (WHO-WFSA) International Standards for a Safe Practice of Anesthesia,” *Canadian Journal of Anesthesia/Journal canadien d’anesthésie*, vol. 65, no. 6, pp. 698–708, 2018, doi: 10.1007/s12630-018-1111-5.

- [14] M. al Suhaibani, A. al Malki, S. al Dosary, H. al Barmawi, and M. Pogoku, "Pre-use anesthesia machine check; certified anesthesia technician based quality improvement audit.," *Anesthesia: Essays & Researches*, vol. 8, no. 3, pp. 354–360, 2014, doi: 10.4103/0259-1162.143142.
- [15] L. Grüßer, S. Staender, and R. Rossaint, "Safety first: Checking the anaesthesia machine.," *European journal of anaesthesiology*, vol. 37, no. 10. pp. 837–838, 2020. doi: 10.1097/EJA.0000000000001170.
- [16] J. Ehrenwerth, J. B. Eisenkraft, and J. M. Berry, "Anesthesia Equipment E-Book: Principles and Applications." 2021. [Online]. Available: <https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edsebk&AN=2568735&site=eds-live>
- [17] R. Hernández Sampieri, C. Fernández Collado, and P. Baptista Lucio, *Metodología de la investigación Roberto Hernández Sampieri, Carlos Fernández Collado y Pilar Baptista Lucio*. 2014. [Online]. Available: <https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=cat05358a&AN=cra i.67254&site=eds-live>

ANEXOS

Apartado para los anexos del trabajo realizado. Máximo 10 hojas. Se consideran anexos: Códigos de programación, tablas, formatos, instrumentos, guías, etc.

(En esta sección se pueden alojar los datos relacionados con alguna de las partes del contenido del trabajo, que no vale la pena ocupar en el cuerpo del documento, sino en un apartado diferente con el fin de que el lector pueda comprender un tema especial tratado)