

# ALGORITMO PARA EL RECONOCIMIENTO DE LAS CARACTERÍSTICAS DE LA SEÑAL ELECTROENCEFALOGRÁFICA BAJO ANESTESIA GENERAL

**NICOLÁS EUGENIO GÓMEZ SUÁREZ**

**Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Biomédico**

**M.Ing, Ph.D Róbinson Alberto Torres Villa**



**ESCUELA DE INGENIERÍA DE ANTIOQUIA  
UNIVERSIDAD CES  
INGENIERÍA BIOMÉDICA  
ENVIGADO  
2013**

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

## **AGRADECIMIENTOS**

Le agradezco a Gabriela, Rosa y Pedro (†) por su esfuerzo y ayuda, sin ellos no hubiera sido posible llegar hasta acá.

A Róbinson por creer en mí y enseñarme el valor de un maestro, guía y amigo.

A Julián Quintana sin sus ideas, compañía y amistad no hubiera sido posible.

A Braiam le quiero agradecer finalmente por su apoyo y disposición, pero especialmente por permitirme conocer una excelente persona.

Un agradecimiento muy especial a los anestesiólogos de la Clínica las Américas, especialmente al Doctor Alejandro Pérez por su valiosa ayuda en la recopilación de los datos para la realización de este trabajo.

# CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN.....	10
1. PRELIMINARES.....	10
1.1 Planteamiento del problema .....	11
1.2 Objetivos del proyecto .....	12
1.2.1 Objetivo General.....	12
1.2.2 Objetivos Específicos .....	12
1.3 Marco de referencia.....	12
EEG (Electroencefalografía).....	12
Anestesia general.....	15
Vigilia.....	16
CAM (Concentración alveolar mínima) .....	16
TIVA.....	17
TCI (Target controlled infusion):.....	17
Monitores de la profundidad anestésica.....	17
Entropía Aproximada (ApEn, del inglés Approximate Entropy).....	17
Sistemas de aprendizaje automático.....	19
Máquinas de vectores de soporte (suppor vectors machines SMV).....	22
2. METODOLOGÍA.....	23
Diseño de protocolo de adquisición de señales de eeg.....	23
Construcción base de la datos de pacientes bajo anestesia general.....	23
Diseño e implementación de un algoritmo para reconocer patrones en una señal de EEG durante anestesia general.....	23

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Evaluación del algoritmo para reconocer patrones en una señal de eeg durante anestesia general .....	23
3. DESARROLLO DEL PROYECTO .....	25
Diseño deL protocolo de adquisición de señales de eeg .....	25
construcción base de la datos de pacientes bajo anestesia general.....	27
Diseño e implementación de un algoritmo para reconocer patrones en una señal de EEG durante anestesia general .....	30
Evaluación del algoritmo para reconocer patrones en una señal de eeg durante anestesia general .....	36
4. DISCUSIÓN DE RESULTADOS Y TRABAJOS FUTUROS.....	38
5. CONCLUSIONES Y CONSIDERACIONES FINALES. ....	40
6. BIBLIOGRAFÍA.....	41
7. ANEXOS .....	0
7.1 Anexo 1 Aval Comité de Ética Universidad CES.....	0
7.2 Anexo 2 Aval Comité de Ética Clínica LAs Américas.....	1
7.3 Anexo 3 Protocolo Protocolo para la adquisición de electroencefalografía de pacientes bajo anestesia general para la creación de una base de datos .....	2
7.4 Anexo 4 Consentimiento Informado.....	3
7.5 Anexo 5 Formato de recolección de datos.....	5
7.6 Anexo 6 Códigos en matlab.....	9

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

# LISTA DE TABLAS

pág.

TABLA 1	BANDAS DEL ESPECTRO DE FRECUENCIAS DEL EEG.....	14
TABLA 2	PRINCIPALES TIPOS DE ARTEFACTO QUE PUEDEN ALTERAR EL TRAZADO DE LA SEÑAL DEL EEG.....	15
TABLA 3	MONTAJE DE 16 CANALES SUGERIDO POR "AMERICAN ELECTROENCEPHALOGRAPHIC SOCIETY" (BAREA NAVARRO, 2004).....	26
TABLA 4	RESUMEN BASE DE DATOS DE PACIENTES BAJO ANESTESIA GENERAL .....	29
TABLA 5	RESUMEN BASE DE DATOS DE PACIENTES BAJO ANESTESIA GENERAL. ....	30
TABLA 6	CLASES DE LA SMV ASOCIADAS A LOS VALORES DE CAM.....	36

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	ONDAS NORMALES DE EEG (BAREA NAVARRO, 2004).....	14
FIGURA 2	ESQUEMA DE UN SISTEMA DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO.....	21
FIGURA 3	DIAGRAMA DE FLUJO DE LA METODOLOGÍA EMPLEADA.....	24
FIGURA 4	ESQUEMA ALGORITMO. ....	30
FIGURA 5	EJEMPLO DE SEGMENTO ELEGIDO MEDIANTE LA INTERFAZ. ....	32
FIGURA 6	EJEMPLO DE SEGMENTO RECHAZADO MEDIANTE LA INTERFAZ.....	33
FIGURA 7	EJEMPLO DE ELEMENTO EXCLUIDO MEDIANTE LA INTERFAZ.....	33
FIGURA 8	ASIGNACIÓN DE ETIQUETA A ELEMENTO SELECCIONADO MEDIANTE LA INTERFAZ.....	35
FIGURA 9	PORCENTAJE DE CLASIFICACIÓN DE CADA CLASE DEL ALGORITMO SMV PARA CADA PACIENTE.....	37
FIGURA 10	PORCENTAJE DE CLASIFICACIÓN DEL ALGORITMO SMV PARA CADA PACIENTE.....	37

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

## LISTA DE ANEXOS

<a href="#">7. ANEXOS</a> .....	0
<a href="#">7.1 Anexo 1 Aval Comité de Ética Universidad CES</a> .....	0
<a href="#">7.2 Anexo 2 Aval Comité de Ética Clínica LAs Américas</a> .....	1
<a href="#">7.3 Anexo 3 Protocolo Protocolo para la adquisición de electroencefalografía de pacientes bajo anestesia general para la creación de una base de datos</a> .....	2
<a href="#">7.4 Anexo 4 Consentimiento Informado</a> .....	3
<a href="#">7.5 Anexo 5 Formato de recolección de datos</a> .....	5
<a href="#">7.6 Anexo 6 Códigos en matlab</a> .....	9

## RESUMEN

En la actualidad, una de las formas de suministrar anestesia general a un paciente es por vía intravenosa por medio de un dispositivo TCI (Target Controlled Infusion) que funciona con base en un modelo matemático alimentado con información específica del paciente. El anestesiólogo controla este dispositivo basado en los signos clínicos del paciente. En algunas ocasiones se usan dispositivos de monitoreo basado en EEG los cuales utilizan técnicas tradicionales de procesamiento de señales para inferir la profundidad anestésica. Estos dispositivos no son utilizados siempre, debido a que no se ha demostrado su efectividad mediante estudios clínicos y por su alto costo. Es así como se ve la necesidad de desarrollar nuevas alternativas para monitorizar la profundidad anestésica, de manera confiable y económica.

El presente trabajo busca implementar un algoritmo para reconocer las características de la señal electroencefalográfica (EEG) de pacientes bajo anestesia general. Las características que se buscan reconocer son: la Entropía Aproximada (ApEn), la Entropía de Shannon o de la Información, el valor eficaz (RMS) y el centroide. Este proceso se comenzó diseñando un protocolo de adquisición de señales, posteriormente se creó una base de datos con señales reales de pacientes anestesiados y luego se desarrolló un algoritmo para reconocer los patrones de las señales EEG de 15 pacientes bajo anestesia general. Se escogieron 3 de las señales obtenidas, con las cuales se creó un vector de características para ingresar en una Máquina de Vectores de Soporte (SMV). El porcentaje de clasificación general del algoritmo SVM se calculó como el promedio de los porcentajes de clasificación de cada clase. Se estima que el protocolo desarrollado en el presente trabajo puede ser adaptado fácilmente en el registro de señales para pacientes bajo otros estados de conciencia y para otras aplicaciones como estudios del sueño, Brain Computer Interfaces (BCI) o cualquier otro tipo de estudio electroencefalográfico.

Palabras clave: Anestesia, Electroencefalografía (EEG), SMV.



## ABSTRACT

Intravenous is one of the currently used techniques to put a patient under general anesthesia through a Target Controlled Infusion (TCI) device which works based on a mathematic model filled with specific information of the patient. The anesthesiologist is the one controlling this device, based on the patient's clinical signs. In certain occasions EEG based monitoring devices are used, those use traditional signal processing techniques to infer the anesthetic depth. These devices are not always used because the effectiveness has not been fully demonstrated on clinical trials and also by its high cost. There lies the necessity to develop new alternatives to monitor the anesthetic depth in a reliable and economic way.

This work aims to implement an algorithm to identify the characteristics of the EEG signal from patients under general anesthesia. The characteristics to be identified are: Approximated Entropy (ApEn), Shannon's or Information Entropy, Root Mean Square (RMS) and Centroid. This process began by designing a signal acquisition protocol, then a database was created with real patients' signals and after that, an algorithm was developed to identify the EEG patterns of 15 patients under general anesthesia. Three of the signals were chosen to create a Characteristics Vector to be entered into a Support Vector Machine (SVM). The general classification percentage of the SVM algorithm was calculated as the average of the classification percentages from each type. It is estimated that the protocol developed in this work can be easily adapted in the signal registry for patients under other consciousness status and for other applications such as sleep studies, Brain Computer Interfaces (BCI) or any other type of EEG study.

The systems to quantify the patient's state of consciousness during general anesthesia are expensive or not present sufficient evidence to clinical application. Therefore the aim of this work is to implement an algorithm to recognize the characteristics of the EEG signal of a patient under general anesthesia. It was made a first approximation based on artificially created signals; in order to quantify the depth of anesthesia was designed algorithm. As a result an unreliable system was obtained since no real signals were used to the first approach. Therefore was created a database that allow verify real EEG signals, the performance of a pattern recognition algorithm by electroencephalographic during general anesthesia, and evaluate their performance. Once the database was created, the algorithm was implemented to recognize patterns that occur in the EEG of a patient in each one of the stages of general anesthesia. Using feature extraction the Approximate Entropy (ApEn), the Shannon entropy or information, root mean square (RMS) and the centroid. 3 of the signals were used to obtain with a feature vector is set to enter into a Support Vector Machine (SMV). The overall percentage of SVM algorithm was calculated as the average of the percentages of each class classification.

Keywords: anesthesia, electroencephalogram (EEG), Entropy, SMV.

## INTRODUCCIÓN

La anestesia general, el coma y el sueño son estados de inconsciencia, que a pesar de tener una estrecha relación, cuentan con diferentes características y consecuencias. La anestesia general es una condición inducida a través de medicamentos, regresiva, que provoca cambios fisiológicos, en el comportamiento y busca un estado de inconsciencia específico para poder realizar procedimientos quirúrgicos. La anestesia tiene similitud con el coma, el cual es un estado en el que el paciente no tiene respuesta a estímulos y su causa más frecuente es la lesión cerebral. Dependiendo de la profundidad del coma la respuesta a los estímulos pueden disminuir o incluso desaparecer (Schwartz, Brown, Lydic, & Schiff, 2010).

A pesar de la estrecha relación entre los tres estados, las diferencias en las ondas captadas dentro de la EEG (electroencefalografía) son de gran utilidad como una variable para diferenciar cada uno de los estados y medir el nivel de consciencia de un paciente. Cuando el paciente se encuentra bajo anestesia general la EEG se caracteriza por que aumentan las bajas frecuencias y las amplitudes altas, presentando algunas variaciones según la profundidad de la anestesia. En el sueño REM la EEG muestra actividad rítmica en las ondas de alta frecuencia y baja amplitud, mientras que en la etapa no REM se distinguen tres periodos en la EEG, todos con mayor amplitud y menor frecuencia. En cuanto al coma, la actividad que se puede observar en la EEG depende de que tan grande haya sido la lesión cerebral, pero suele asemejarse a la actividad durante la anestesia general con baja frecuencia y amplitud alta (Schwartz, Brown, Lydic, & Schiff, 2010).

Al suministrar un medicamento por medio de anestesia total intravenosa (TIVA) se debe tener un indicador del estado de consciencia del paciente para que con este dato, se pueda controlar mediante un sistema de asa cerrada, un dispositivo tipo TCI (Target Controlled Infusion) que le permita al anestesiólogo dosificar de manera precisa el medicamento de acuerdo con la necesidad del paciente. Si la concentración de anestésico es muy alta puede haber riesgo de daño cerebral y se presenta un EEG similar al del estado de coma. Y si la concentración de anestésico es baja, se presenta un estado de anestesia ligera en cual hay peligro de recuerdo intraoperatorio (McCormack, 2008).

Se encontró que los sistemas que existen para cuantificar el estado de consciencia del paciente durante la anestesia general son de alto costo o no han tenido la suficiente validación clínica para su aplicación. Por lo anterior el objetivo de este trabajo es implementar un algoritmo para reconocer las características de la señal electroencefalográfica de un paciente bajo anestesia general. En el capítulo 3 se realiza el diseño de un algoritmo basado en señales creadas artificialmente, con el propósito de cuantificar la profundidad anestésica. En el capítulo 3 se realiza la elaboración de una base de datos creada a partir de señales electroencefalográficas reales que permitirá verificar el funcionamiento del algoritmo diseñado para reconocer los patrones electroencefalográficos durante la anestesia general y así evaluar su funcionamiento y optimizar su uso. En el capítulo 3, se implementa un algoritmo para el reconocimiento de patrones EEG.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

# 1. PRELIMINARES

## 1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La anestesia total intravenosa (TIVA, por sus siglas en inglés), es una alternativa a la anestesia tradicional, que presenta ciertas ventajas en comparación con el método tradicional (inhalada). Algunas de estas ventajas son: al usar Propofol® como principal agente anestésico, ayuda en la prevención de náuseas y vómitos postoperatorios. Con este método es posible despertar rápidamente a un paciente con muy pocos efectos negativos. No genera gases que afecten la contaminación ambiental. Es posible usar potenciales evocados durante la intervención, con muy poco efecto sobre su registro. Es la técnica de elección para pacientes con predisposición a la hipertemia maligna (Águila Moreno, 2008). Adicionalmente, la combinación de agentes anestésicos y analgésicos, junto a un relajante neuromuscular y la disponibilidad de mejores fármacos, para inducir un adecuado estado anestésico, conjuntamente con un adecuado monitoreo hacen que la TIVA sea una alternativa sobre la anestesia inhalada en diversos procedimientos quirúrgicos, terapéuticos y diagnósticos (Muñoz-Cuevas, 2006).

Cuando el paciente requiere que la anestesia sea totalmente administrada por medio de TIVA o cuando el anestesiólogo la plantea como alternativa a la inhalada se debe tener un indicador del estado de consciencia del paciente, para que el método sea más seguro y le permita al anestesiólogo dosificar de manera precisa el medicamento. Cuando la concentración de anestésico es muy alta se pueden presentar complicaciones relacionadas con la estabilidad hemodinámica del paciente, si la concentración de anestésico es baja, puede presentarse recuerdo intraoperatorio. Los sistemas usados para evitar el recuerdo intraoperatorio y sobre todo para la protección neurológica del paciente no son confiables por completo y en nuestro medio tienen un valor muy elevado.

Teniendo en cuenta lo anterior, realizar un análisis de la EEG sería el método adecuado para medir el estado de consciencia en un paciente bajo anestesia general de manera cuantitativa, por tanto, es importante tener un parámetro que permita evaluar de manera precisa el nivel de profundidad anestésica para regular la cantidad y la velocidad del fármaco suministrado al paciente, y que además ayude a evitar que se presenten estados de vigilia durante la anestesia. Tradicionalmente, para verificar el estado de consciencia del paciente se han usado medidas como el pulso, la presión arterial, el patrón respiratorio y la presencia o ausencia de movimiento (Bowdle, 2006). A pesar de su funcionalidad, ninguno de estos métodos es directo ni garantiza que el paciente no esté en estado de vigilia, adicionalmente, en técnicas anestésicas como TIVA, es muy importante cuantificar el nivel de consciencia del paciente, debido a que de este dependerá la velocidad de infusión del medicamento (Bowdle, 2006). El primer sistema desarrollado con el fin de tener una medida de la profundidad anestésica fue el BIS® (bispectral index analysis), el cual, usando un proceso estadístico clasifica la actividad de la EEG en una escala lineal de 0 a 100, tomando como 0 una EEG isoelectrica. El BIS® aún es producido por Aspect Medical Systems, ubicados en Newton, Massachusetts (Bowdle, 2006). Estos sistemas tienen un costo muy elevado en nuestro medio, lo que hace que la técnica TIVA no sea ampliamente usada.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Se requiere un algoritmo para el análisis de la señal de la EEG, que permita medir la profundidad anestésica de un paciente y que pueda llegar a ser usado con el fin de monitorear la profundidad anestésica para construir un mecanismo de asa cerrada para suministrar anestesia a pacientes con la técnica TIVA y así poder aprovechar sus ventajas en el medio colombiano.

## **1.2 OBJETIVOS DEL PROYECTO**

### **1.2.1 Objetivo General**

Implementar un algoritmo para reconocer las características de la señal electroencefalográfica de un paciente bajo anestesia general.

### **1.2.2 Objetivos Específicos**

- Diseñar un protocolo que permita recopilar una base de datos de EEG de pacientes que se encuentren bajo anestesia general.
- Crear una base de datos de EEG de pacientes bajo anestesia general.
- Implementar un algoritmo de reconocimiento de patrones para caracterizar la señal EEG durante la anestesia general.
- Evaluar el algoritmo implementado con la base de datos creada.

## **1.3 MARCO DE REFERENCIA**

### **EEG (Electroencefalografía).**

Es el registro de la actividad eléctrica de las neuronas que componen la capa superficial, es decir las células de la capa piramidal del córtex cerebral. Esta actividad eléctrica se produce debido al intercambio iónico entre el medio extracelular y el citoplasma de las neuronas de esa zona del sistema nervioso central. El EEG representa los potenciales eléctricos postsinápticos sincronizados de forma perpendicular a la superficie cortical, al igual que las dendritas. El voltaje que se produce debe viajar a través de las meninges, el líquido cefalorraquídeo, la calota craneal, el tejido celular subcutáneo y la piel para ser sentido por los electrodos y así poder procesar esta señal (Gambús Cerillo, 2002).

Mediante estos electrodos debidamente posicionados se toma el registro de la actividad eléctrica de la corteza cerebral. Debido a que la diferencia de potencial que producen dicha actividad eléctrica es muy pequeña (del orden de 100  $\mu$ V), se debe diseñar un sistema de amplificación y filtrado de la señal, el cual, busca aumentarla alrededor de 1'000.000 de veces para poder ser procesada y visualizada. La mayor parte del registro parece provenir de las neuronas, con un menor aporte de otras fuentes de actividad eléctrica, especialmente de los potenciales postsinápticos (PSP) debido a que son más largos y tienen un campo de acción mucho mayor, por lo que existe una alta probabilidad de que estos potenciales

[La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.](#)

sean los principales generadores de la EEG. El PSP puede ser complementado o incluso modificado por la despolarización de la neurona o de la glía (Rowan & Tolunsky, 2004)

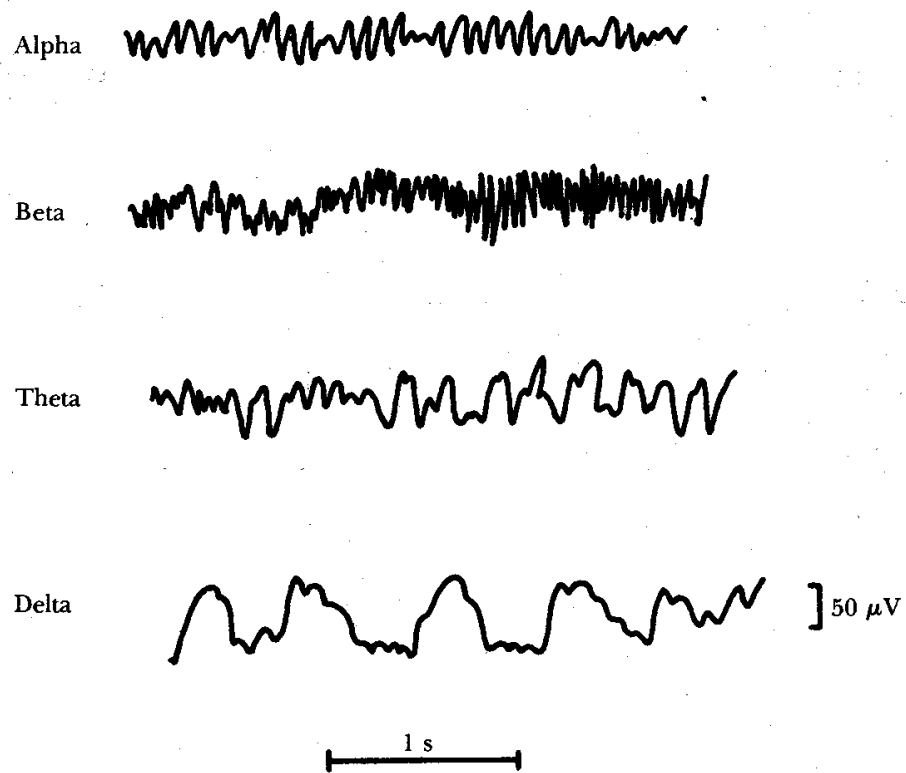
El potencial de acción neuronal pasa a través del axón hasta la terminación nerviosa y una vez allí, libera un neurotransmisor. Éste, a su vez, modifica la conductancia de la membrana y el potencial transmembrana. Si esta acción excita la neurona, induce una despolarización que se da en las dendritas y se conoce con el nombre de potencial postsináptico excitatorio (PPSE). A su vez, en el cuerpo neuronal se da una hiperpolarización local, conocida como potencial postsináptico inhibitorio (PPSI). La combinación de ambos fenómenos induce corrientes que fluyen en la neurona y a su alrededor, generando un campo con el potencial suficiente para ser medido en el cuero cabelludo (Rowan & Tolunsky, 2004).

Tradicionalmente las ondas electricas generadas se clasifican según la frecuencia de onda predominante, en la Tabla 1 se muestra el resumen de las frecuencias:

**Tabla 1** Bandas del espectro de frecuencias del EEG

Nombre	Frecuencias (Hz)
$\Gamma$	40-60
B	13-30
A	8-13
$\Theta$	4-7
$\Delta$	< 4

Tabla modificada (Gambús Cerillo, 2002).



**Figura 1** Ondas normales de EEG (Barea Navarro, 2004).

La señal de EEG tiene una amplitud muy pequeña, debido a esto es muy susceptible al ruido, tanto de señales que provienen del cuerpo, por ejemplo electromiografía, como señales externas, como el electrobisturí. En la siguiente tabla se recogen los artefactos mas comunes:

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

**Tabla 2 Principales tipos de artefacto que pueden alterar el trazado de la señal del EEG**

<b>Tipo</b>	<b>Definición</b>
Electromiografía	Ondas de frecuencia superior a 30 Hz debidas a movimientos de las fibras musculares cercanas
Electrocardiografía	Presencia de picos periódicos en el trazado de EEG no procesado con una frecuencia idéntica a la de los complejos del ECG
Deglución o parpadeo	Provoca oscilaciones de la línea de base del EEG
Movimiento	Provoca oscilaciones de la línea de base del EEG con una amplitud que excede el rango del sistema
Actividad eléctrica externa	Descargas periódicas que se relacionan con el empleo de bisturí eléctrico
Toma de corriente	La onda de EEG presenta un trazo grueso uniforme
Triboeléctrico	Por presencia de algún sistema eléctrico al producirse deformación del aislante que recubre al conductor. Es típico cuando se emplean bombas rotativas para la circulación extracorpórea

Tabla modificada de (Gambús Cerillo, 2002).

### **Anestesia general.**

Es una condición inducida por medicamentos, reversible, que causa un comportamiento específico y características fisiológicas como inconsciencia, analgesia, aquinesia y amnesia, y a la vez intentando mantener la estabilidad conjunta de los sistemas cardiovascular, respiratorio y termoregulatorio. El fin de la anestesia general es que el paciente pueda ser intervenido quirúrgicamente sin dolor, sin recuerdo y manteniendo la inmovilidad. La anestesia general modifica el comportamiento en la EEG, dependiendo de la profundidad del estado anestésico del paciente. Se pueden distinguir tres grandes fases durante la anestesia general: inducción, mantenimiento y emergencia. (Schwartz, Brown, Lydic, & Schiff, 2010)

Los medicamentos que inducen la anestesia general pueden administrarse de dos formas: por vía intravenosa (son los anestésicos venosos, de los cuales los más importantes son el

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

propofol y el tiopental sódico) y por vía inhalatoria (los agentes halogenados, de los cuales hoy en día se utilizan isoflurane, sevoflurane y desflurane).

### **Vigilia.**

Es un estado de consciencia intraoperatoria, a pesar de la presencia de los signos de consciencia que tradicionalmente se usan para medir la profundidad anestésica, como los cambios en el pulso, la presión arterial, la frecuencia respiratoria o algún tipo de movimiento. En este estado el paciente es consciente de todo lo que sucede pero no tiene ningún tipo de reacción. En algunos países, el recuerdo intraoperatorio es una de las principales causas de demanda a los anestesiólogos; además, es una de las principales preocupaciones del paciente que va a recibir anestesia, es causa de estrés postraumático y disminuye la satisfacción del paciente con la anestesia. Es diferente tener recuerdo a moverse; el movimiento se asocia con analgesia intraoperatoria insuficiente, pero no implica que el paciente esté despierto o vaya a recordar, mientras que el recuerdo se asocia con hipnosis inadecuada.

Por esta preocupación se han desarrollado métodos que buscan medir la profundidad de la anestesia. La ausencia de movimiento, y signos indirectos como la presión y la frecuencia cardíaca no son buenos signos para predecir la profundidad anestésica. El método que más estudios tiene es el índice bispectral (BIS), que consiste en un EEG procesado; va de 0 a 100, siendo 0 un EEG plano (supresión completa de la actividad neuronal por la anestesia) y 100 un paciente completamente despierto. Mantener el BIS entre 40 y 60 en anestesia general disminuye la incidencia de recuerdo; valores inferiores a 40, parecen estar asociados a aumento de la mortalidad (Bowdle, 2006).

### **CAM (Concentración alveolar mínima).**

También conocido como MAC por sus siglas en inglés, se define como la concentración alveolar de un anestésico halogenado, medido a presión atmosférica normal, que suprime la respuesta motora en el 50% de individuos sometidos a un estímulo doloroso estandarizado (típicamente, una incisión de la pared abdominal). Se indica como porcentaje en volumen de los gases que exhala el paciente a presión barométrica de una atmósfera y está inversamente relacionado con la potencia anestésica, lo que permite comparar diferentes anestésicos inhalados: el CAM del isoflurane es del 1%, el del sevoflurane es del 2% mientras que el CAM del desflurane es del 6%.

En la práctica clínica se utiliza la cromatografía de gases para la medición de la concentración del gas anestésico al final de la espiración, que se supone que representa la concentración de halogenado en el alvéolo. En estado de equilibrio, esta concentración exhalatoria refleja la presión parcial en el cerebro; la presión parcial del anestésico, a diferencia de la concentración, es la misma en todo el cuerpo, por consiguiente la presión parcial del agente anestésico debe de ser la misma en el cerebro (lugar donde actúa el anestésico) y en los alvéolos. Este porcentaje de anestésico exhalado se expresa como una fracción del MAC del anestésico. Así, con un exhalado mayor a 0.8 CAM se considera que se evita el recuerdo intraoperatorio, mientras que por encima de 1.3 CAM se alcanza el MAC-95%, esto es, a esa concentración en estado estable, hay un 95% de probabilidades de que el paciente no responda con movimiento a una incisión quirúrgica. A

[La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.](#)



concentraciones de 0.3 CAM al final de la espiración la mayor parte de los pacientes despiertan, lo que se conoce como el MAC despertar (MAC awake). (Parra Higuera, 1984)

Dos estudios comparando la medición del halogenado espirado con el BIS no lograron demostrar diferencias en cuanto a prevención de recuerdo, ni en población general ni en pacientes de alto riesgo.

### **TIVA.**

La anestesia total intravenosa, es una técnica para inducir y mantener la anestesia general, por medio de la infusión de la combinación de hipnóticos, opioides y relajantes musculares únicamente por vía intravenosa, sin el uso de agentes inhalatorio halogenados ni óxido nitroso (Águila Moreno, 2008). El uso por separado de los componentes de la anestesia (analgesia, hipnosis, relajación muscular y protección neurovegetativa) que permite un mayor control de estos, la no generación de polución ambiental (difícil de evitar en salas de cirugía de otorrinolaringología y en salas de recuperación), la alternativa como solución a diferentes problemas para suministrar la anestesia en el intraoperatorio (suministrar una mayor cantidad de oxígeno, dificultad respiratoria, cirugía pulmonar, etc), entre otras razones, hacen de la TIVA una verdadera alternativa que cada día prevalece más sobre la anestesia inhalada (Vanegas, 2008).

### **TCI (Target controlled infusion).**

Es un sistema electromecánico, similar a una bomba de infusión, que mediante los algoritmos y un control adecuados puede suministrar al paciente, de manera exacta el medicamento. El sistema suministra el volumen de medicamento adecuado, basándose en estudios de fármaco cinética poblacional que predicen los perfiles concentración/tiempo de los analgésicos y anestésicos. De acuerdo a las características del paciente se puede calcular la concentración en plasma y en el sitio efector de un medicamento. Debido a la variabilidad farmacocinética y farmacodinámica de cada paciente en particular, el sistema necesita retroalimentarse para ser clínicamente útil, lo cual es posible con un sistema adecuado de análisis de EEG (Muñoz-Cuevas, 2006).

### **Monitores de la profundidad anestésica.**

Medir la profundidad anestésica tiene como objetivo regular la cantidad de fármaco que se le suministra al paciente de acuerdo con sus necesidades reales. En primera instancia el nivel de anestesia debe de ser lo suficientemente profundo para evitar un estado de vigilia debido a que por el uso de bloqueadores neuromusculares se hace difícil interpretar los signos usados tradicionalmente para medir la profundidad anestésica (movimientos musculares y respiratorios), por tal motivo se han reportado casos en los que el paciente tiene recuerdos intraoperatorios que van desde conversaciones hasta dolor, lo que podrían llevar a producir traumas psicológicos en el paciente. También se busca no excederse en la cantidad de medicamento tanto para reducir el periodo de emergencia y recuperación como para disminuir el costo de la intervención (Weber Jensen, 2012).

Los monitores de profundidad anestésica se dividen en 2 grupos, los activos, que miden la respuesta de la EEG a un potencial evocado (un estímulo auditivo) (PEA®, AAI®) y los

[La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.](#)

pasivos que realizan el análisis con base en la señal espontánea de la EEG (BIS®, Módulo de Entropía, SNAP®, Sedline®, etc).

### Entropía Aproximada (ApEn, del inglés Approximate Entropy).

La entropía aproximada es una estadística que puede ser usada para predecir la complejidad de una señal. Esta técnica fue propuesta por Pincus en 1991 (Pincus, 1991) y fue utilizada principalmente en el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca y la liberación de hormonas endocrinas. Su aplicación se ha extendido al análisis de varias señales fisiológicas, tales como, electrocardiografía (ECG), electroencefalografía y la respiración.

Esta técnica tiene características que lo hacen atractivo para el procesamiento de señales, pues permite un estimado significativo de la ApEn usando menor cantidad de datos, es altamente resistente a fuerte interferencia transitoria y permite disminuir la influencia del ruido si se escogen apropiadamente los parámetros del algoritmo.

De manera más específica, la entropía aproximada (ApEn) es una medida de la probabilidad condicional de que dos medidas, que tengan el mismo tamaño  $m$  y que son similares, permanezcan similares con una tolerancia  $r$  en la próxima muestra ( $m+1$ ). Si una señal tiene más patrones o secuencia de datos repetidos es más predecible, por lo tanto tiene menor entropía.

#### Definición matemática (Akay, 2001):

1. De los vectores  $X(i)$ ,  $X(n - m + 1)$  y que están definidos por:

$$X(i) = [x(i), x(i + 1), \dots, x(i + m - 1)] \quad \text{con } i = 1, N - m + 1$$

2. Se definen las distancias entre  $X(i)$  y  $X(j)$ , que será nombrada,  $d[X(i), X(j)]$  que representa la diferencia máxima absoluta entre sus elementos escalares correspondientes

$$d[X(i), X(j)] = \max_{k=0, m-1} d[|x(i + k) - x(j + k)|]$$

3. Para un  $X(i)$ , se debe encontrar el número de  $d[X(i), X(j)]$   $j = 1, N - m + 1$  que es menor que  $r$  y la razón de este número con el total de  $m$  vectores  $N - m + 1$

$$N^m(i) = \text{no. } d[X(i), X(j)] \leq r$$

Entonces:

$$C_r^m(i) = \frac{N^m(i)}{(N - m + 1)}$$

Esto se realiza para todos los  $i$ .

4. Se saca el logaritmo natural de todos los  $C_r^m(i)$  y se saca su promedio por todos los  $i$ .

$$\phi^m(r) = \left( \frac{1}{N - m + 1} \right) \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i)$$

5. Se aumenta la la dimensión a  $m+1$ . Y se repiten los pasos 1-4.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

6. En la practica la entropía aproximada está definida por

$$ApEn(m, r, N) = ApEn(m, r) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r)$$

Características:

La entropía aproximada presenta características o ventajas que permite sacar conclusiones valiosas para el procesamiento de señales. De forma general esta técnica permite dar a entender que cuando una señal tiene más patrones o secuencia de datos repetidos es más predecible, por lo tanto tiene menor entropía.

Además, permite extraer características de gran importancia para procesar señales y generar algoritmos que ayuden a interpretar lo que está pasando fisiológicamente con un paciente. Es también, una característica que amplía la información de la señal y permite encontrar diferencias que tal vez, en otros casos, no se pueden precisar.

Para resolver un problema por este método, primero tenemos una serie de tiempo con un número de muestras (tamaño)  $N$ .

$$x = x_1, x_2, \dots, x_N.$$

Seleccionamos una ventana de tamaño  $m$ , es decir el tamaño del patrón, se almacena cada ventana de datos en un vector y con esos vectores construimos una nueva serie.

$$\vec{x} = \vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N$$

$$\vec{x}_i = (x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1})$$

El tamaño de la nueva serie de tiempo queda definida como  $\vec{x}$   $N-m+1$  y el tamaño de cada vector es  $m$ . Además se debe de seleccionar un umbral de distancia  $r$ . La distancia de dos vectores de tamaño  $m$  debe de ser más pequeña que el valor de  $r$ . El siguiente paso a seguir, como se mostró en la definición matemática es hacer el cálculo de la probabilidad  $C_r^m(i)$  para la primera ventana de datos. Luego toma la segunda ventana de datos y realiza el mismo proceso.

Partiendo de este punto se procede a calcular  $\phi^m(r)$  con los datos obtenidos y finalmente se calcula la  $ApEn(m, r, N)$ . Cuando la operación que se realiza en el último paso se acerca a cero quiere decir que el dato siguiente es muy predecible y no hay entropía en el sistema. Cuando la diferencia es grande quiere decir que la entropía es muy grande y no es posible predecir los datos siguientes (Akay, 2001).

### **Entropía de Shannon.**

### **Centroide espectral.**

El centroide espectral es comúnmente asociado con la medida del brillo de una señal de sonido. Esta medida es obtenida evaluando el "centro de gravedad" de la señal, a través de información de frecuencia y amplitud obtenida mediante la transformada de Fourier. El

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

centroide espectral de una de señal está definido como la frecuencia promedio ponderada por las amplitudes correspondientes, dividido por la suma de las amplitudes, tal y como se puede observar en la siguiente ecuación.

$$\text{Spectral Centroid} = \frac{\sum_{k=1}^N kF[k]}{\sum_{k=1}^N F[k]}$$

Donde  $F[k]$  representa la amplitud correspondiente al segmento  $k$  en el espectro de la transformada de Fourier discreta.

El centroide es usualmente mucho más grande de lo que intuitivamente se pudiese esperar debido a que hay mucha más energía por encima de la frecuencia fundamental que contribuye en gran medida para aumentar el promedio (Nam, 2013).

### **Media cuadrática (RMS).**

La media cuadrática es igual a la raíz cuadrada de la suma de los cuadrados de los valores dividida entre el número de datos:

$$\bar{x} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n a_i^2}{n}} = \sqrt{\frac{a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_n^2}{n}}$$

Esta media como medida de asociación tiene aplicaciones tanto en ciencias biológicas como en medicina. A veces la variable toma valores positivos y negativos, como ocurre, por ejemplo, en los errores de medida. En tal caso se puede estar interesado en obtener un promedio que no recoja los efectos del signo.

Este problema se resuelve, mediante la denominada media cuadrática. Consiste en elevar al cuadrado todas las observaciones (así los signos negativos desaparecen), en obtener después su media aritmética y en extraer, finalmente, la raíz cuadrada de dicha media para volver a la unidad de medida original (Olivella, 2013).

### **Sistemas de aprendizaje automático.**

Los sistemas de aprendizaje buscan encontrar una dependencia entre un grupo de datos con un determinado número de observaciones, pudiendo ser un número pequeño. Esta dependencia se representa normalmente mediante una función que resume, de alguna forma, la información implícita que hay en las muestras tomadas. Por ejemplo, en un problema de regresión, la función representa el mejor ajuste de los datos o en un problema de clasificación, la frontera entre dos clases o valores perfectamente separables.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Un sistema de aprendizaje consta de 3 elementos:

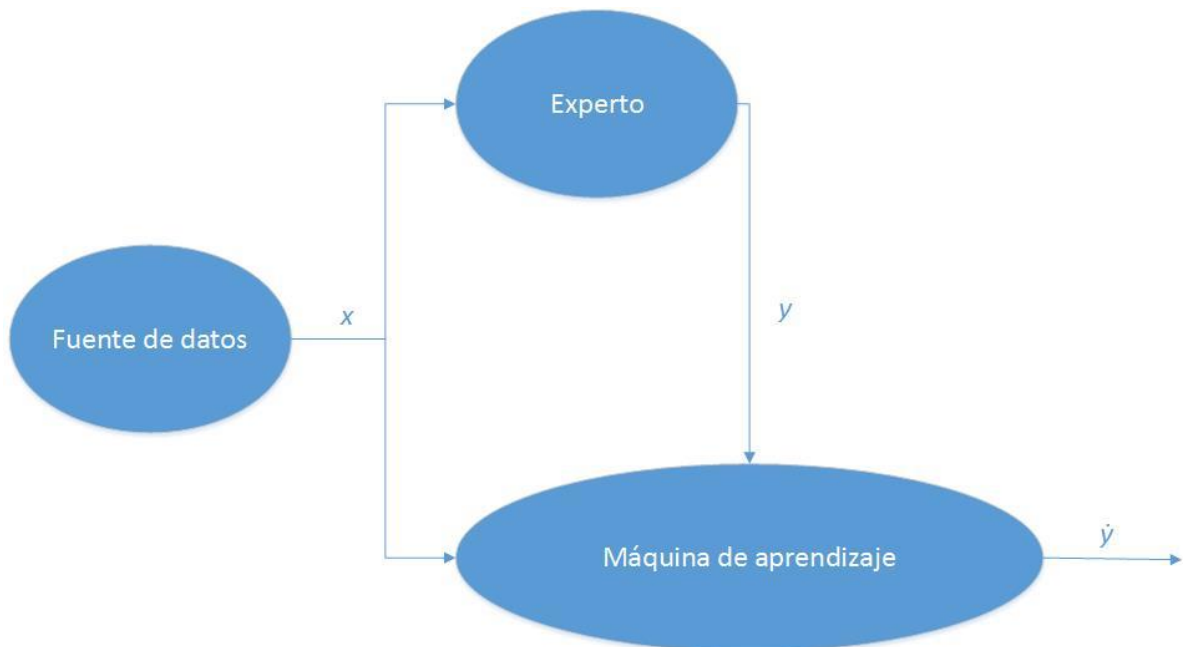
La fuente de datos que se desea caracterizar, la cual necesita cumplir con dos condiciones (conocidas como i.i.d por las siglas en inglés de “independent and identically distributed”):

Los datos producidos por la fuente están idénticamente distribuidos. Esto indica que todos los datos que se obtienen están dentro de una misma distribución de probabilidad, que es única y desconocida.

Los datos producidos por la fuente son independientes entre sí, esto implica que un dato no está condicionado por los generados anteriormente, ni condiciona los datos que se van a generar.

El segundo elemento es un experto (generalmente humano), el cual debe de darle un valor  $y$  a cada dato generado  $(x)$ .

El último elemento es el aprendizaje en sí, en esta etapa la máquina recibe parejas de datos  $(x,y)$ , los cuales usa para entrenarse. Con los datos recibidos  $x$  y los asignados por el experto  $y$ , la máquina construye el modelo. El objetivo de esto es prescindir del experto y que al ingresar a la máquina un dato  $x$  esta genere un dato  $\hat{y}$  y que este sea lo más cercano posible a  $y$ .



**Figura 2 Esquema de un sistema de aprendizaje automático**

Cuando el valor asignado para  $x$  puede tomar únicamente un valor finito de valores, es decir, es un conjunto discreto, se habla de un sistema de clasificación. En este caso, cada dato pertenece a una clase única y el número de clases será el número de posibles valores que pueda tomar  $y$ . Pero si para los datos  $(x)$  el valor de  $y$  puede ser números reales,

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

entonces este sería un problema de regresión y en tal caso no hablamos de clases sino de familia de funciones (Pajares Martinsanz & de la Cruz García, 2011).

### **Máquinas de vectores de soporte (support vectors machines SMV).**

Las máquinas de soporte vectorial, Support Vectors Machines (SVM) por sus siglas en inglés, son un conjunto de algoritmos de aprendizaje que se valen de la teoría de aprendizaje estadístico. La SMV fue diseñada en un principio para resolver problemas de clasificación en dos clases, es decir problemas en que los datos podían ser separados en una de dos clases posibles, este método permite encontrar un modelo lineal (línea recta) que separa los elementos en las dos clases. Luego se adaptó a la clasificación de modelos de datos no separables y finalmente se extendió para hacer regresiones.

SMV para clasificación: caso separable:

Este método se usa para separar en dos clases, busca una recta en la que divida los datos, quedando los datos de una clase a un lado y los de la otra clase en su opuesto. Para ello es necesario encontrar el hiperplano óptimo que separe las dos clases, donde hiperplano es una recta y óptimo significa que la recta proporciona la máxima separación entre clases. Esta técnica busca las muestras más cercanas entre las dos clases y traza una recta con ellas, luego de esto, busca la recta equidistante entre las dos anteriores. Las rectas trazadas con los datos de "frontera" son llamados vectores de soporte, lo que da el nombre a esta técnica. Los datos para formar los vectores de soporte son los más difíciles de clasificar.

Debido a la naturaleza binaria de la SMV, se debieron de desarrollar nuevos métodos para resolver problemas con varias clases, en los que su disposición implica más de dos clases. Algunas técnicas para la aproximación a una SMV multiclase se basan en la combinación de problemas biclase, para luego aplicar funciones de decisión para unirlos. Las técnicas más conocidas para realizar la clasificación a partir de problemas binarios son:

- Todas contra una (*one-versus-all*): En esta técnica se descompone el problema multiclase en varios binarios, en los cuales cada una de las clases se enfrenta al resto. De este modo se crean tantos hiperplanos como clases existentes. Para que la clasificación sea admisible el elemento a clasificar solo debe ser asociado a una clase en un biclasificador, mientras que en los demás biclasificadores el elemento debe de estar en la categoría resto.
- Una contra una (*one-versus-one*): Descompone el problema de clases en varios problemas binarios, donde se crean los posibles enfrentamientos uno a uno entre clases. De esta forma se obtiene un hiperplano para cada uno de los problemas binarios. Luego se somete cada elemento nuevo a clasificar en todos estos clasificadores, y se añade un voto para la clase ganadora en cada caso y gana la clase propuesta que más votos haya sumado.

(Pajares Martinsanz & de la Cruz García, 2011).

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

## **2. METODOLOGÍA**

Para el desarrollo del proyecto, y teniendo en cuenta el plan trazado en el anteproyecto, se ejecutaron varias etapas.

### **DISEÑO DE PROTOCOLO DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES DE EEG.**

Con base en el sistema internacional 10/20, artículos científicos seleccionados de revistas indexadas sobre EEG (Barea Navarro, 2004), el manual del usuario del amplificador de biopotenciales g.USBamp (g.tec medical engineering GmbH, 2008) y el sistema de electrodos secos g.SAHARAsys (g.tec medical engineering GmbH, 2012), se desarrolló un protocolo en el que se describe cómo se capturaron las señales en el quirófano. Este protocolo fue probado en el laboratorio de bioinstrumentación y posteriormente ajustado durante ensayos en pacientes realizados en la Clínica las Américas.

### **CONSTRUCCIÓN BASE DE LA DATOS DE PACIENTES BAJO ANESTESIA GENERAL.**

Para la construcción de la base de datos de paciente fue necesario obtener el aval por parte de los comités de ética médica tanto de la Universidad CES como de la Clínica Las Américas para la realización de la grabación de las señales (ver Anexo 7.1 y Anexo 7.2). De igual forma, se gestionó el permiso necesario por parte del personal médico de la Clínica para presenciar las cirugías seleccionadas. Se elaboró un formato de consentimiento informado para comunicar y solicitar la aprobación de los pacientes que quisieran participar en el estudio, ver Anexo 7.4. Se desarrolló un formato para la recolección de datos relevantes para la obtención de la base de datos durante la cirugía, como se ve en el Anexo 7.5. Al finalizar los procesos preparativos mencionados, se procedió a grabar señales de prueba durante dos días para afinar el protocolo. Pasados estos días, se procedió a realizar los registros definitivos.

### **DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA RECONOCER PATRONES EN UNA SEÑAL DE EEG DURANTE ANESTESIA GENERAL.**

Se diseñó un algoritmo de clasificación para los estados anestésicos a partir de las características de la señal de EEG. Con base en los sistemas de reconocimiento de patrones y de aprendizaje automático se implementó en Matlab® un programa para clasificar la señal de EEG. Para la implementación de este programa se seleccionaron varias de las características (ApEn, Entropía de Shannon, RMS y el centroide) que se pueden extraer del EEG para formar un vector de características, y mediante este, implementar una SMV que permitiese clasificar el estado anestésico del paciente.

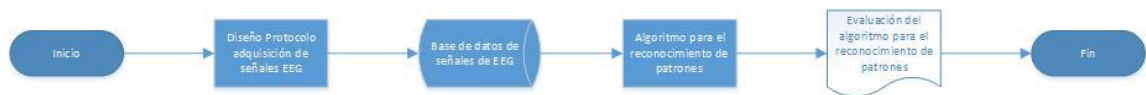
### **EVALUACIÓN DEL ALGORITMO PARA RECONOCER PATRONES EN UNA**

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

## SEÑAL DE EEG DURANTE ANESTESIA GENERAL.

Una vez obtenidas y procesadas las señales adecuadas para la clasificación, se distribuyen en dos grupos diferentes: con el primer grupo se pudo entrenar el algoritmo y con el segundo grupo se evaluó el entrenamiento. Una vez se corrió el código, se verificó el porcentaje de reconocimiento y con estos datos, se calculó el porcentaje de clasificación de cada una de las clases ingresadas y luego se calculó el error promedio.

A continuación se presenta la Figura 3 donde se observa el diagrama de flujo que esquematiza la metodología empleada.



**Figura 3** Diagrama de flujo de la metodología empleada.



### **3. DESARROLLO DEL PROYECTO**

#### **DISEÑO DEL PROTOCOLO DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES DE EEG.**

Para realizar el registro de las señales de EEG fue necesario definir la forma como se posicionan los electrodos, dependiendo de la cantidad de canales disponibles y de los diferentes sistemas diseñados para el posicionamiento de electrodos superficiales con el fin de registrar EEG (Illinois, Montreal, Aird, Cohn, Lennox, Merlis, Oastaut, Schwab, Marshall, etc). Para el diseño del protocolo, se seleccionó el Sistema Internacional 10/20 por ser el sistema estándar actualmente. Teniendo en cuenta que el g.USBamp y el g.SAHARAsys disponen de 16 canales para realizar la adquisición, se eligió un montaje monopolar, en el cual se toma la señal de cada uno de los electrodos independientemente de la de los demás. El electrodo de registro de llama electrodo activo y el segundo cable de entrada al equipo se toma de un electrodo llamado de Referencia. Con base en estas condiciones se usaron los 16 canales recomendados por la “American Electroencephalographic Society” y que se muestran en la Tabla 3 (Barea Navarro, 2004).

**Tabla 3 Montaje de 16 canales sugerido por “American Electroencephalographic Society” (Barea Navarro, 2004).**

<b>Canal</b>	<b>10/20</b>
1	Fp1
2	F3
3	C1
4	P3
5	Fp2
6	F4
7	C2
8	P4
9	F7
10	T3
11	T5
12	O1
13	F8
14	T4
15	T6
16	O2

Una vez definido el posicionamiento de los electrodos, a continuación se seleccionó una frecuencia de muestreo de 512 Hz, esto con el fin de que la frecuencia de muestreo fuera mucho más alta que la frecuencia de la señal, y así poder tener una muy buena resolución, minimizando el aliasing y alcanzando una buena resolución de la señal. Se decidió usar únicamente el filtro rechazabanda del amplificador (60 Hz) para filtrar el ruido de la red eléctrica y tener la señal lo más cruda posible. El procesado restante se hizo sobre la señal guardada.

Con el fin de garantizar que se tuvieran todos los datos necesarios en todas las grabaciones, se desarrolló un formato con los campos necesarios para recolectar la información relevante requerida en la construcción de la base de datos (Anexo 7.3), Este

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

formato puede ser usado tanto para el diseño del algoritmo presentado en este trabajo como para cualquier otro posible trabajo futuro.

Una vez consideradas las implicaciones técnicas del protocolo, se elaboró un formato de consentimiento informado para dar a conocer a los pacientes sobre sus riesgos, beneficios y proporcionar información detallada del proyecto (Anexo 7.4). El protocolo se elaboró según todas las normas establecidas por el Código de Ética de Helsinki (ASOCIACION MEDICA MUNDIAL, 2008), Nuremberg y similares (UNESCO, 2005). También se tuvo presente la resolución N° 008430 de 1993 (REPUBLICA DE COLOMBIA - MINISTERIO DE SALUD, 1993), en la cual se consignan las normas científicas, técnicas y administrativas para la investigación en salud en Colombia.

## **CONSTRUCCIÓN BASE DE LA DATOS DE PACIENTES BAJO ANESTESIA GENERAL.**

Para la construcción de la base de datos de las señales EEG de pacientes en condición de anestesia general se tuvieron en cuenta varios aspectos, los cuales se mencionan a continuación:

### **Población y Muestra**

El estudio se realizó en pacientes mayores de 18 años de la Clínica Las Américas que tuvieran cirugía electiva programada en áreas diferentes a la cabeza y el cuello, con la condición de aplicación de anestesia general, los cuales debían dar su consentimiento voluntario de participación en el estudio.

El muestreo realizado fue no probabilístico de tipo intencional o de conveniencia. Esto se debió a las limitaciones para el acceso a la Clínica, el corto tiempo del que se contaba y a las dificultades que se tuvieron para capturar señales que cumplieran con todos los datos necesarios para poder ser procesadas. Se incluyeron en el estudio los pacientes que durante el periodo de recolección de muestras cumplieran con los criterios de inclusión y que previamente habían aceptado participar en el estudio. Después de procesar las señales, se usaron aquellas que fueron aptas para encontrar patrones de comportamiento electroencefalográficos que sirvieran para desarrollar un algoritmo de profundidad anestésica, basados en la experiencia de los desarrolladores de otros algoritmos, como el del BIS ®.

### **Criterios de Inclusión y Exclusión**

#### *Criterios de Inclusión*

- Pacientes mayores de 18 años programados para cirugía electiva en el período de observación en la Clínica Las Américas, que voluntariamente aceptaran su participación en el estudio y firmaran el consentimiento informado.

#### *Criterios de Exclusión*

- Pacientes menores de 18 años.
- Cirugía urgente.
- Anestesia conductiva, regional, local o sedación.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

- Cirugía neurológica, maxilofacial, o de cabeza y cuello.

### **Plan de Recolección de Datos**

Una vez aprobado el protocolo de investigación por el Comité de ética de la Clínica Las Américas, se realizó una inducción al comportamiento en quirófanos y una presentación del estudiante a los anestesiólogos de la Clínica Las Américas. A partir de ese momento, se recolectaron señales entre dos y cuatro muestras cada día, con un promedio de cinco días de toma de muestras por semana. Al final se obtuvieron quince señales en un período de dos semanas, que cumplieran con las condiciones buscadas.

Los datos clínicos se recogieron en el instrumento de recolección de datos que se diseñó para este fin (Anexo 5), y los datos electroencefalográficos fueron obtenidos y almacenados como se explica en el protocolo adjunto, donde se estandariza todo el proceso.

Las señales de los pacientes obtenidas en los dos primeros días de muestreo fueron considerados como prueba piloto para evaluar el funcionamiento del instrumento de recolección del equipo g.USBamp y demás dispositivos electrónicos usados para la toma de muestra de electroencefalografía y del protocolo en el ambiente quirúrgico. Los pacientes de la prueba piloto no se incluyeron en la base de datos final que se analizó para desarrollar y validar el algoritmo.

### **Control de sesgos**

El muestreo por conveniencia podría ser susceptible de presentar un sesgo de selección, debido a que la muestra seleccionada puede no ser representativa de todos los pacientes que se sometan a cirugía con aplicación de anestesia general. Sin embargo, de esta manera se han desarrollado anteriormente otros algoritmos que hoy en día son productos comerciales de uso generalizado, donde el comportamiento de las ondas eléctricas cerebrales durante la anestesia general ha sido similar, por lo que se espera que la muestra obtenida sea representativa.

Los eventos intraoperatorios (por ejemplo, la hipoperfusión cerebral o la hipotermia), así como algunas comorbilidades del paciente (epilepsia o alteraciones vasculares cerebrales) y además el uso de algunos medicamentos en el preoperatorio (anticonvulsivantes, sedantes, analgésicos) o intraoperatorio (por ejemplo, ketamina), podrían alterar el patrón electroencefalográfico sin que necesariamente alteren la profundidad anestésica. Para controlar estas variables de confusión, estas fueron incluidas en la hoja de recolección de datos.

El principal inconveniente que se tuvo para la obtención de las muestras de EEG fue la interferencia, muy prevalente en las áreas quirúrgicas. Sin embargo, el dispositivo que se utilizó tiene múltiples filtros para el su manejo y aunque se pudo disminuir el problema, se presentó un ruido aleatorio debido principalmente al uso de dispositivos como el electrobisturí y al movimiento de los cables que llevaban la señal, los cuales son eventos inherentes al acto quirúrgico. Por último, en el algoritmo desarrollado, están contemplados los ruidos ampliamente prevalentes de los quirófanos, por lo que ese ruido se tuvo en cuenta en la construcción del algoritmo.

[La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.](#)

Teniendo en cuenta el desarrollo descrito anteriormente, se recolectaron las señales siguiendo el protocolo diseñado. En la Tabla 4, se presenta un resumen de los registros obtenidos.

**Tabla 4 Resumen base de datos de pacientes bajo anestesia general**

<b>Paciente</b>	<b>Edad</b>	<b>Sexo</b>	<b>Peso (Kg)</b>	<b>Cirugía</b>	<b>Hora del inicio de grabación</b>	<b>Hora del final de grabación</b>
1	55	Femenino	48	Tiroidectomía bilateral	10:04	11:36
2	58	Femenino	51	Cuadrantectomía	13:22	14:28
3	25	Masculino	72	Osteosíntesis Radio	14:57	15:37
4	18	Masculino	67	Cirugía tobillo	17:03	17:43
5	55	Femenino	63	Laparoscopia tumor renal	10:57	12:16
6	28	Femenino	73	Ureterolitotomía	12:55	13:18
7	64	Femenino	66	Cuadrantectomía por arpón	15:25	16:24
8	62	Femenino	54	Mastectomía radical bilateral	15:18	17:07
9	63	Masculino	64	Catéter	14:05	14:54
10	18	Femenino	53	Quiste fémur	13:19	16:26
11	48	Femenino	52	Sutura de mama	14:07	14:29
12	20	Femenino	60	Ureterolitotomía	18:20	18:48
13	62	Femenino	58	Vaciamiento	15:08	16:11
14	58	Masculino	74	Colostomía	13:38	14:06
15	25	Femenino	50	Catéter doble j	17:31	17:58

Debido a los inconvenientes presentados durante las cirugías, los cuales se mencionaron anteriormente, tales como ruido producido por el electrobisturí, por los cables que llevan la señal hasta el g.USBamp y por otros equipos utilizados en el quirófano, así como problemas

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

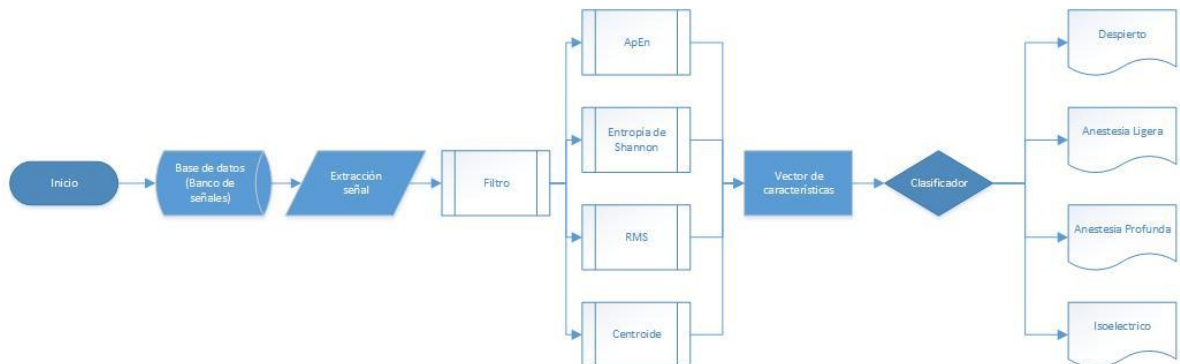
de acceso a los datos de los pacientes, inconvenientes en la toma manual de datos durante la cirugía, entre otros, se seleccionaron los registros más completos y aptos para el entrenamiento del algoritmo. En la Tabla 5 se presentan las señales que fueron usadas para entrenar y evaluar el algoritmo.

**Tabla 5 Resumen base de datos de pacientes bajo anestesia general.**

Paciente	Edad	Sexo	Peso (Kg)	Cirugía	Hora del inicio de grabación	Hora del final de grabación
8	62	Femenino	54	Mastectomía radical bilateral	15:18	17:07
13	62	Femenino	58	Vaciamiento	15:08	16:11
14	58	Masculino	74	Colostomía	13:38	14:06

## DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA RECONOCER PATRONES EN UNA SEÑAL DE EEG DURANTE ANESTESIA GENERAL

En el protocolo adjunto queda consignada la forma en la que se obtuvo y almacenó la información del dispositivo g.USBamp (Anexo 7.3 La información clínica obtenida durante la cirugía correspondiente a la anestesia se pasó manualmente a Excel, aunque se conservaron los registros manuales. Para el desarrollo del algoritmo se realizó el esquema presentado en la Figura 4, en el cual, se ilustra la forma como fueron procesados los datos. En una primera instancia se selecciona la señal que va a ser procesada, se pasa por un filtro y luego se extraen cuatro características que son: Entropía aproximada, Entropía de Shannon, RMS y el centroide. Estas características fueron seleccionadas debido a que tienen una alta eficiencia computacional, lo cual permite que en un futuro trabajo se puedan usar con el objetivo de implementar un sistema de detección de la profundidad anestésica en tiempo real.



**Figura 4 Esquema algoritmo.**

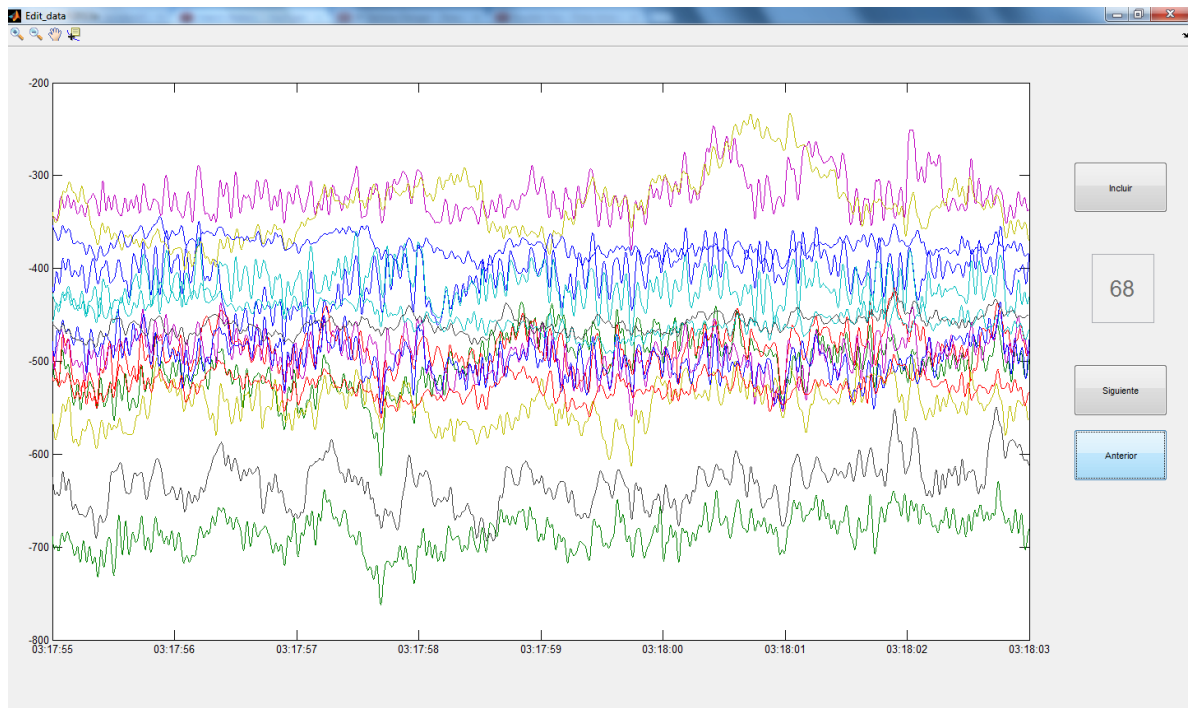
La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Los procedimientos descritos anteriormente en la metodología fueron llevados a cabo y a continuación se muestran los resultados más relevantes para el diseño y la implementación de un algoritmo para reconocer patrones en señales de EEG de pacientes bajo anestesia general.

El primer paso para la elaboración del algoritmo consistió en la selección de segmentos de EEG que se consideraron adecuados para la extracción de características a partir de las señales de los tres sujetos seleccionados. Como ya se mencionó anteriormente, el ruido encontrado en las señales obtenidas es un factor importante a considerar ya que su inclusión pudiese llevar a resultados equívocos o incluso a posibles impedimentos a la hora de encontrar el algoritmo clasificador.

Las señales de las tres personas fueron cargadas desde Matlab® y se realizó la extracción correspondiente de los datos a partir de los archivos hdf5 (The HDF Group, 2013). Se aplicó un filtro pasa bajas Butterworth de 50Hz, para dejar únicamente las frecuencias correspondientes a señales de EEG de las bandas  $\delta$  (delta),  $\theta$  (zeta),  $\alpha$  (alfa) y  $\beta$  (beta) debido a que para algunos autores la banda de frecuencias  $\gamma$  (Gamma), que va de los 40 Hz a los 60 Hz, es una banda independiente y no aporta información relevante a la señal de EEG. Para sortear las dificultades asociadas al ruido presente en las señales, se implementó una interfaz en Matlab® que permitió de manera semiautomática la inclusión de los segmentos considerados “libres de ruido” (Anexo 7.6). Es importante señalar que el criterio para descartar o incluir los segmentos fue puramente cualitativo y que la apreciación personal de la persona que opere la interfaz juega un papel importante. A pesar de esto, pocos segmentos fueron descartados y se buscó en gran medida excluir solamente los segmentos en los que fuese muy evidente la presencia de interferencia externa de gran amplitud. Adicionalmente el canal 15 de EEG fue excluido debido a presencia continua de ruido en uno de los pacientes y por tanto excluido en los otros dos pacientes con el fin de poder homologar la extracción de características.

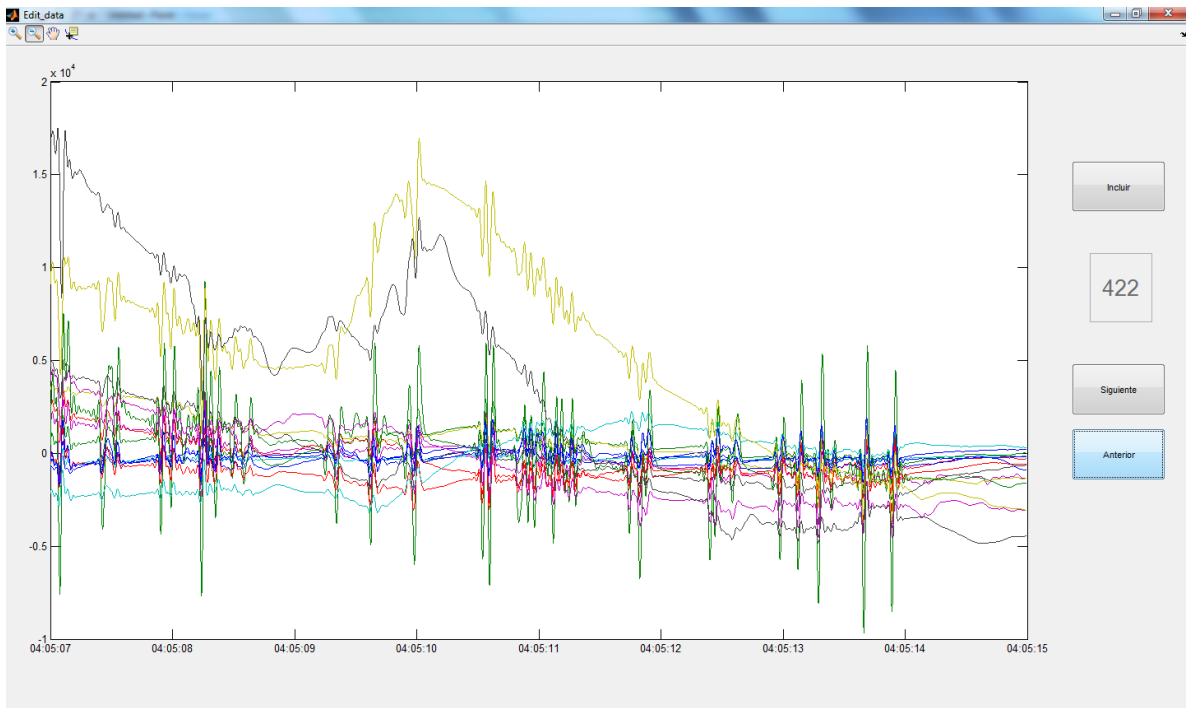
A continuación se muestra un ejemplo de un segmento típico que se considera limpio de ruido y que es posteriormente incluido Figura 5. Este procedimiento se realizó en intervalos de 8 segundos y se implementó sobre todo el tiempo de registro para cada paciente.



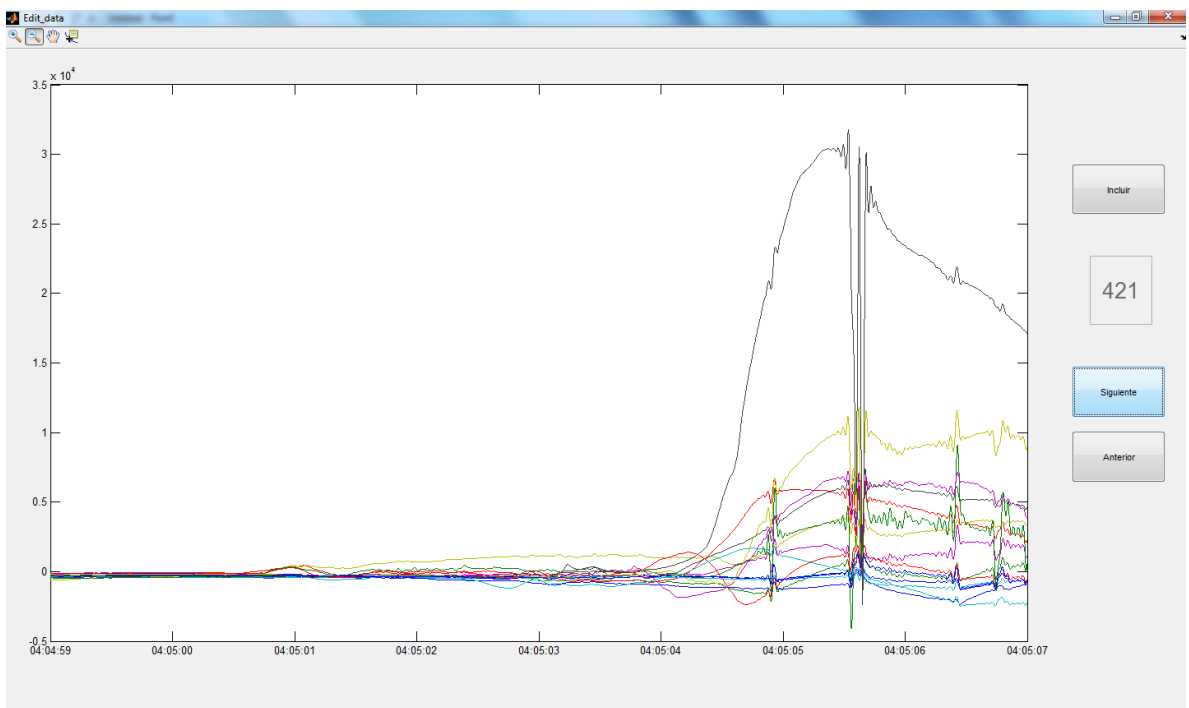
**Figura 5** Ejemplo de segmento elegido mediante la interfaz.

Las siguientes figuras muestran dos ejemplos de segmentos que se consideraron no aptos para la elaboración del algoritmo y por tanto fueron descartados Figura 6 y Figura 7. Como se puede apreciar, el ruido está presente en todos los canales y es de amplitud considerable en relación con la amplitud de la señal.





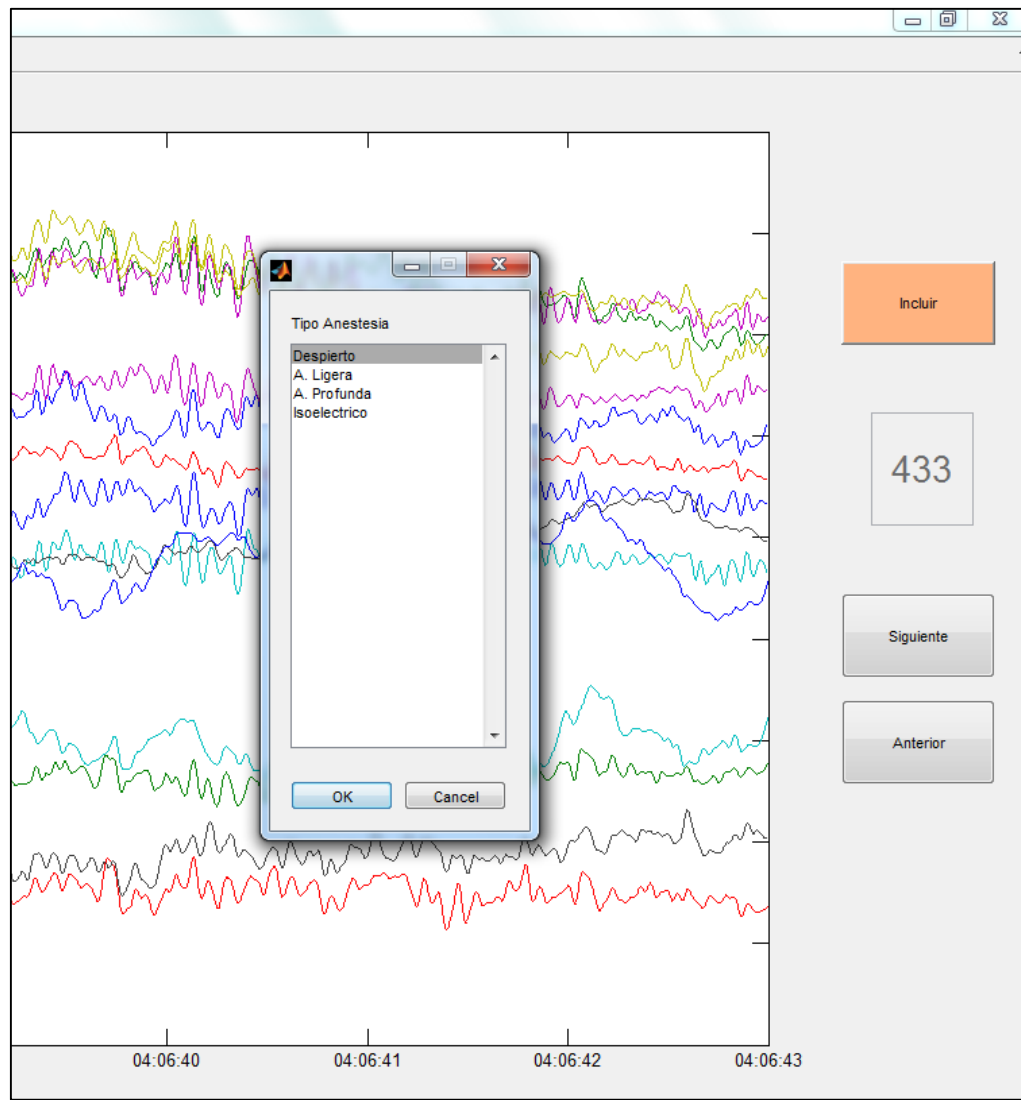
**Figura 6 Ejemplo de segmento rechazado mediante la interfaz**



**Figura 7 Ejemplo de elemento excluido mediante la interfaz.**

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Adicionalmente, la interfaz permitió generar los vectores con las etiquetas correspondientes a cada uno de los estados de anestesia que presentó cada paciente. Las etiquetas o clases fueron asociadas a cada segmento de ocho segundos a medida que eran incluidos como se puede apreciar en la siguiente Figura 8. Debido que este proyecto es una primera aproximación al tema de profundidad anestésica y la idea es crear una herramienta para usarse al momento de suministrar anestesia bajo la técnica TIVA, y conociendo que la CAM es el *gold standard* para suministrar anestesia inhalada, se decidió usar este último para clasificar, de la manera más cercana posible dentro de nuestras posibilidades, los estados anestésicos que el paciente presentó durante la cirugía. Es importante recordar que los estados tenidos en cuenta fueron: despierto, anestesia ligera, anestesia profunda y estado isoelectrico. Cada una de estas clases fue asociada al segmento correspondiente de acuerdo a los intervalos de anestesia sugeridos por la CAM (Concentración alveolar mínima).



**Figura 8 Asignación de etiqueta a elemento seleccionado mediante la interfaz.**

Una vez obtenidos los segmentos seleccionados de cada sujeto se procedió a la extracción de características en base a una matriz formada por la concatenación de los mismos. La Entropía de Shannon (X1), el valor RMS (X2), el centroide espectral (X3) y la entropía aproximada (X4) fueron calculados satisfactoriamente para cada sujeto en intervalos de 2 segundos. Previo a esta extracción, cada canal de EEG fue normalizado, es decir, los datos se ajustaron a una escala de cero a uno. Las funciones programadas para estos cálculos se pueden ver en Anexo 7.6.

El vector de características fue reorganizado de la siguiente manera: las 4 características encontradas para cada uno de los 15 canales fueron concatenadas horizontalmente, es decir: se creó una matriz de  $60 \times N$ , siendo N el número de segmentos de 2 segundos presentes en el registro de cada paciente. Cada vector vertical de dimensión  $60 \times 1$  tuvo asociado una etiqueta dependiendo del estado o la clase correspondiente: (1) despierto, (2)

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

anestesia ligera, (3) anestesia profunda y (4) estado isoelectrico. Esta clasificación se hizo teniendo presente la definición de la CAM (Concentración alveolar mínima), la CAM despertar y valores sugeridos en entrevistas con los anesthesiologos.

**Tabla 6 Clases de la SMV asociadas a los valores de CAM.**

<b>Estado</b>	<b>Valor CAM</b>
<b>Despierto</b>	0 – 0,3
<b>Anestesia ligera</b>	0,4 – 0,7
<b>Anestesia profunda</b>	0,8 – 1,3
<b>Isoeléctrico</b>	1,3 en adelante

El algoritmo de clasificación implementado fue una SVM multiclase. Este algoritmo utiliza la metodología una contra todos para realizar el entrenamiento.

### **EVALUACIÓN DEL ALGORITMO PARA RECONOCER PATRONES EN UNA SEÑAL DE EEG DURANTE ANESTESIA GENERAL.**

La evaluación del desempeño del algoritmo propuesto se muestra a continuación. El análisis se realizó de forma independiente para cada paciente y se diseñó un experimento que buscaba dar generalización a cada uno de los resultados obtenidos.

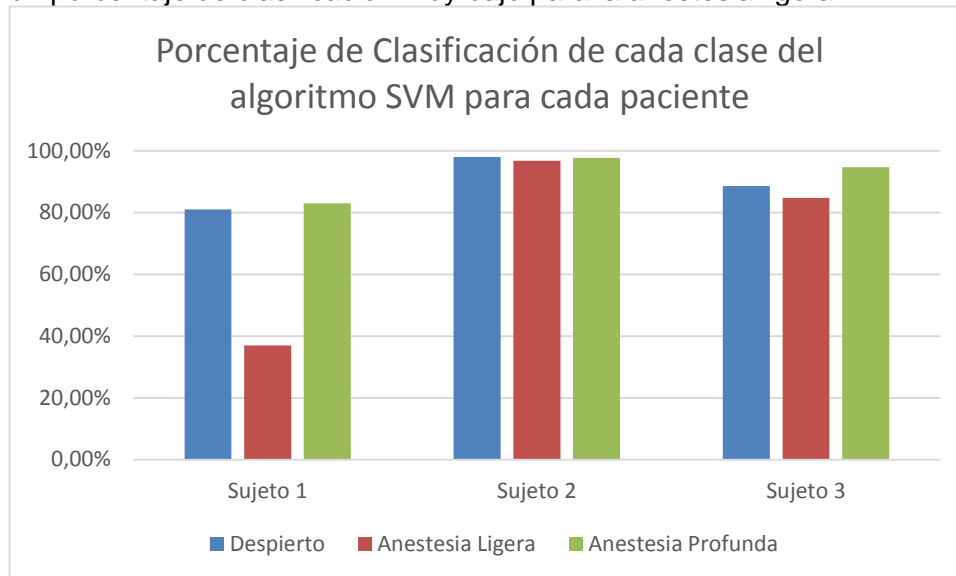
La matriz de características de cada sujeto fue dividida en dos grupos: uno con datos para el entrenamiento del algoritmo y otro con datos para su evaluación. Los datos de entrenamiento representan el 80% del total. Esta división se realizó de forma aleatoria y se tuvieron en cuenta la cantidad de datos correspondiente a cada clase. Cabe resaltar que esta cantidad de datos está sujeta a los registros en sí mismos y no fue posible balancear la cantidad de datos de una clase con respecto a las otras. Es por este motivo que la agrupación de los datos se realizó relativa a cada clase y no de manera absoluta, con el fin, por ejemplo, de evitar que el 80% de los datos de entrenamiento dejaran por fuera los datos de alguna de las clases. Es importante señalar que la clase (4) isoelectrica no se presentó en ninguno de los registros de los pacientes, es por este motivo que la clasificación se realizó en base a 3 clases.

El anterior procedimiento fue repetido 100 veces para cada paciente. El algoritmo de clasificación fue alimentado con los datos de entrenamiento y de evaluación, y conjuntamente se determinó el porcentaje de clasificación acertada correspondiente a cada iteración. En cada iteración realizada se generaron nuevos grupos de entrenamiento y evaluación.

El porcentaje de clasificación para cada clase fue calculado como el número de aciertos en la clasificación dividido el número total de valores ingresados. El porcentaje de clasificación para cada clase se muestra detalladamente en la Figura 9. En esta figura se puede observar

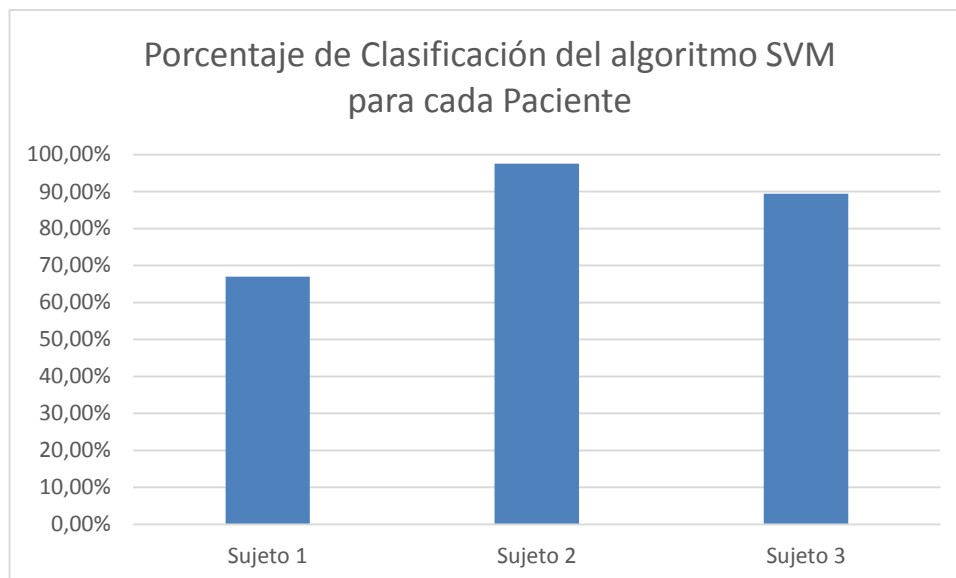
La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

un desempeño muy favorable para dos de los pacientes, sin embargo, uno de ellos presenta un porcentaje de clasificación muy bajo para la anestesia ligera.



**Figura 9** Porcentaje de Clasificación de cada clase del algoritmo SMV para cada paciente

El porcentaje de clasificación general del algoritmo SVM fue calculado como el promedio de los porcentajes de clasificación de cada clase. Los resultados se muestran en la siguiente Figura 10.



**Figura 10** Porcentaje de Clasificación del algoritmo SMV para cada paciente

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

## 4. DISCUSIÓN DE RESULTADOS Y TRABAJOS FUTUROS.

El proceso de elaboración del protocolo fue exitoso, sin embargo, al momento de ser implementado en la clínica fue necesario hacer variaciones debido a las condiciones propias del ambiente de quirófano. Entre estas variaciones se destaca el cambio de los electrodos frontales del sistema g.SAHARAsys por electrodos desechables de superficie, siguiendo sugerencia de los anesthesiólogos, ya que los electrodos secos dejaban una marca en la frente de los pacientes. Además, es necesario destacar la necesidad de aumentar la velocidad al ejecutar procesos críticos como la ubicación y aseguramiento de los electrodos, debido a que se hace inmediatamente cuando el paciente entra al quirófano y debe de estar listo antes de que el anesthesiólogo inicie su procedimiento. Es importante tener todo el equipo listo para ejecutar el protocolo en el momento que el paciente ingrese al quirófano. Se destaca la velocidad y facilidad con que se posicionan los electrodos g.SAHARAsys, ya que sin esto, hubiera sido imposible cumplir con las exigencias de tiempo y comodidad para el paciente, las cuales hicieron parte de los requerimientos hechos por el personal médico para poder ingresar a tomar las señales en el momento de la cirugía.

La persona encargada de ejecutar el protocolo debe tener un periodo de entrenamiento y adaptación tanto al ambiente quirúrgico como a los procesos propios de la recolección de muestras. No solo se trata de ejecutar el protocolo, se debe tener en cuenta factores como la importancia de conocer el personal médico y asistencial, así como saber cómo y cuándo acercarse al paciente para solicitar su autorización para la toma de señales y sobretodo, entrar en la dinámica del ambiente del quirófano, es decir, ser uno más del equipo que se integra y no interferir con los procesos que se llevan a cabo.

Al realizar la base datos, independiente del entrenamiento que se tenga, se debe capturar todos los datos relevantes asociados a la señal, por ejemplo la CAM. Se recomienda diseñar un sistema automático o semiautomático para la captura de los valores que se deben registrar junto con el EEG como la CAM, la presión arterial, el pulso y cualquier otro valor fisiológico o clínico que se deba incluir en la base de datos. Para los valores clínicos, se debe diseñar un protocolo que estandarice el procedimiento del anesthesiólogo en el momento de ingresar un dato al registro. En la recolección de datos se presentaron muchos problemas de ruido y se identificó que una de las causas que lo provocaba, era la adherencia de los electrodos superficiales que se usaron para conectar la tierra y la referencia, por lo que se debe verificar siempre que estén bien adheridos, es decir, de ser posible limpiar antes con un agente abrasivo como la tinta de benjuí (con la cual la adherencia mejoró sustancialmente) y de ser necesario asegurarlos con cinta adhesiva microporosa.

En una siguiente etapa de este proyecto se recomienda realizar un estudio de Análisis de Componentes Principales (PCA por sus siglas en inglés) para reducir el número de canales, quitando los canales redundantes. A la vez, se deben identificar adecuadamente, las fuentes de ruido para poder construir un sistema embebido que permita implementar un monitor en tiempo real de la profundidad, teniendo presente estas fuentes y que pueda filtrarlas. Para la construcción del sistema embebido, se recomienda construir un electroencefalógrafo con los filtros adecuados, que no esté afectado por el ruido propio del quirófano, tal como el electrobisturí o el intensificador y el movimiento de los cables. Para

[La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.](#)

esto último, se recomienda comunicación inalámbrica, ya que se disminuiría el ruido, las molestias inherentes al cableado y favorecería el trabajo en el quirófano.

La CAM es una excelente medida para estimar el estado del paciente pero por si misma no es suficiente, por lo que se sugiere relacionarla con otras variables fisiológicas y signos clínicos, para poder tener una estimación más confiable. En esta primera aproximación, se creó un buen estimador para asociarse con el EEG, pero para que sea preciso y exacto, se debe asociar a otras variables fisiológicas y signos clínicos e ingresarlos en la SMV. Se sugiere que en la asignación entre etiquetas según los rangos de la CAM deberían de ser más amplios, es decir dejando rangos sin etiqueta, teniendo en cuenta que hay una transición, para que el algoritmo pueda distinguir mejor entre las diferentes características.

Luego del filtrado, la señal aún presentaba un ruido remanente, por este motivo, fue necesario quitar manualmente los segmentos con un ruido significativo. Para ello, se usó una interfaz que dividió la señal en intervalos de 8 segundos y por inspección visual se eliminó, con base en el criterio del observador, los segmentos de señal que no se tuvieron en cuenta. Las características se seleccionaron con base en la literatura, al hacer una inspección de los resultados se encontró que ApEn, la entropía de Shannon y RMS varían según el estado de la señal y aportaban información a la clasificación, a diferencia del centroide en el que se notaba una tendencia a la regularidad, lo que se interpretó como que esta característica no tiene una contribución significativa para la clasificación, esto se pudo deber a la resolución que se usó para los intervalos de frecuencia. Para realizar la clasificación se usó una SMV multiclase mediante la metodología uno versus todos. Se usó esta modalidad de SVM debido a su disponibilidad, facilidad para implementarse y por su buen desempeño reportado en la literatura.

Dentro de las clases que se seleccionaron, no se tenían datos de pacientes en estado isoelectrico debido a que es un estado no deseado durante la anestesia y no se presentó durante la recolección de señales. En algunas ocasiones el algoritmo no convergió, esto se debe a la naturaleza convexa de la SMV, la cual garantiza la existencia de un mínimo global en el cual se encuentra el error mínimo, pero dependiendo de su concavidad, se presenta mayor o menor dificultad para converger, esto se puede solucionar aumentando el grado de la máquina. Dentro de los algoritmos de clasificación no hay un consenso general de la metodología para calcular el error. En este proyecto se calculó el porcentaje de clasificación en cada clase y luego se promedió con respecto al total de clases clasificadas. Esta forma de calcular el error fue seleccionada debido al desbalance que se presentó en la cantidad de datos recopilados para cada clase, esto es, mientras que de anestesia profunda hay una gran cantidad de datos, de isoelectrico no los hay pues es un estado no deseado y además de anestesia ligera hay pocos datos debido a que es un estado transitorio y en el que no se deberían realizar procedimientos quirúrgicos. La sensibilidad y la especificidad fueron descartadas como parámetro de evaluación para el algoritmo debido a que están diseñadas exclusivamente para clasificación binaria.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

## **5. CONCLUSIONES Y CONSIDERACIONES FINALES.**

Se diseñó un protocolo para registrar las señales de EEG para pacientes que se encuentran sometidos a anestesia general. Este desarrollo se convierte en un instrumento de gran importancia que permitirá la recolección de señales de manera reproducible, lo que le da a una investigación rigor científico. Este protocolo se puede adaptar fácilmente a la toma de señales para pacientes bajo otros estados de conciencia y para otras aplicaciones como estudios del sueño, BCI o cualquier otro tipo de estudio electroencefalográfico.

Se generó una base de datos con señales de EEG e información adicional de importancia clínica como CAM, presión arterial y los medicamentos suministrados. Esta información fue recolectada en 15 pacientes sometidos a anestesia general. Esta base de datos es de gran importancia ya que permitió el desarrollo del presente trabajo y adicionalmente puede ser utilizada para otros estudios de la EEG en anestesia general.

Se implementó un algoritmo de reconocimiento de patrones para caracterizar las señales de EEG y clasificarlas según su comportamiento bajo condiciones de anestesia general. Se considera que las características seleccionadas fueron las apropiadas ya que mostraron un buen comportamiento en el momento de reconocer los patrones. Al correr el algoritmo con las señales, se evidenció un buen comportamiento, al lograr procesar una gran cantidad de datos en un corto tiempo, lo que hace pensar en la viabilidad de un sistema embebido que haga este procesamiento en línea.

Se evaluó el comportamiento del algoritmo de clasificación de características y se validó usando la base de datos creada. Con las pruebas realizadas se encontró que este algoritmo desarrollado, clasificó de manera aceptable los diferentes estados anestésicos del paciente, y además se encontró que existe relación entre la calidad de la señal, las anotaciones realizadas y el porcentaje de clasificación, siendo esto evidente con la señal que más datos de CAM tenía asociados, con un porcentaje de clasificación del 97,5%.



## 6. BIBLIOGRAFÍA

- Águila Moreno, C. (2008). Anestesia Total Intravenosa (TIVA), Basada en Propofol-Remifentanil Para Neurocirugía Electiva en Adultos. *Revista Chilena de Anestesia*, 100 -112.
- Akay, M. (2001). *Nonlinear Biomedical Signal Processing*. New York: IEEE Press.
- ASOCIACION MEDICA MUNDIAL. (2008). *DECLARACION DE HELSINKI DE LA ASOCIACION MEDICA MUNDIAL, Principios éticos para las investigaciones médicas en seres humanos*. Helsinki.
- Barea Navarro, R. (2004). *Instrumentación Biomédica - Electroencefalografía*. Alcalá: Universidad de Alcalá.
- Bowdle, T. A. (2006). Depth of Anesthesia Monitoring. *Anesthesiology Clinics*, 793–822.
- g.tec medical engineering GmbH. (2008). *Instructions for use V2.08a*. Schiedlberg, Austria: g.tec medical engineering GmbH.
- g.tec medical engineering GmbH. (2012). *g.RecorderQuickstart*. Schiedlberg- Austria: g.tec medical engineering GmbH.
- g.tec medical engineering GmbH. (2012). *Instructions for use, g.SAHARAsys*. Schiedlber, Austria: g.tec medical engineering GmbH.
- Gambús Cerillo, P. L. (2002). *EMPLEO DEL ELECTROENCEFALOGRAMA COMO MEDIDA DEL NIVEL DE PROFUNDIDAD DEL EFECTO DE LOS ANESTESICOS*. Barcelona: Universidad de Barcelona.
- Gómez Oquendo, F. J., Arango Castro, P., Ruiz, J. A., & Fernández, J. M. (2009). Desarrollo de una aplicación informática para la administración de anestesia intravenosa. *Revista colombiana de anestesiología*, 29 -39.
- Gómez, F. J., Arango, P., Ruiz, J. A., & Fernández, J. M. (2008). Realización de un procedimiento con anestesia total intravenosa ordenada por computador, utilizando un programa diseñado en la Universidad de Antioquia. *Revista colombiana de anestesiología*, 173 -177.
- McCormack, J. G. (2008). Total intravenous anaesthesia in children. *Current Anaesthesia & Critical Care*, 0953-7112.
- Muñoz-Cuevas, J. H. (2006). TIVA: Papel en la anestesia moderna. *Revista mexicana de anestesiología*, 141 -147.
- Nam, U. (10 de 11 de 2013). *Stanford.edu*. Obtenido de Stanford.edu: <https://ccrma.stanford.edu/~unjung/AIR/areaExam.pdf>

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

- Olivella, R. (10 de 11 de 2013). *www.aolivella.cat*. Obtenido de *www.aolivella.cat*:  
[https://www.google.com.co/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=6&sqi=2&ved=0CF0QFjAF&url=http%3A%2F%2Fwww.aolivella.cat%2FRafanell%2FSIGLO%2520XXI%2FESTADISTICA%2520WP%2FMEDIAS%2520ESTADISTICAS.doc&ei=fleTUvjhEczokQez3oHoCw&usg=AFQjCNFetD8HnQi\\_RCsVz6g8G](https://www.google.com.co/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=6&sqi=2&ved=0CF0QFjAF&url=http%3A%2F%2Fwww.aolivella.cat%2FRafanell%2FSIGLO%2520XXI%2FESTADISTICA%2520WP%2FMEDIAS%2520ESTADISTICAS.doc&ei=fleTUvjhEczokQez3oHoCw&usg=AFQjCNFetD8HnQi_RCsVz6g8G)
- Pajares Martinsanz, G., & de la Cruz García, J. M. (2011). *Aprendizaje Automático*. Bogotá: Ediciones de la U.
- Parra Higuera, C. J. (1984). PRINCIPIOS DE ANESTESIA CUANTITATIVA. *Revista Colombiana de Anestesiología*, 123-128.
- Pincus, S. M. (1991). *APPROXIMATE ENTROPY: A COMPLEXITY MEASURE FOR BIOLOGICAL TIME SERIES DATA*. New York: IEEE.
- REPUBLICA DE COLOMBIA - MINISTERIO DE SALUD. (1993). *RESOLUCION No. 008430 DE 1993 (4 DE OCTUBRE DE 1993)*. Bogotá.
- Rob, P., & Coronel, C. (2004). *Sistemas de Bases de Datos. Diseño, implementación y administración*. Ciudad de México: Thomson.
- Rowan, A. J., & Tolunsky, E. (2004). *Conceptos Básicos Sobre EEG con mini - atlas*. Madrid: Elsevier España S.A.
- Sanchez Morillo, D. (2008). *Procesado Y Transmisión De Señales Biomédicas Para El Diagnóstico De Trastornos Y Enfermedades Del Sueño*. Cadiz, España: Universidad de Cadiz, Escuela Superior de Ingeniería.
- Schwartz, R. S., Brown, E. N., Lydic, R., & Schiff, N. D. (30 de Diciembre de 2010). General Anesthesia, Sleep, and Coma. *The new england journal of medicine*, 2638-2650.
- The HDF Group. (24 de 11 de 2013). *HDF Group*. Obtenido de HDF Group:  
<http://www.hdfgroup.org/HDF5/>
- Trans Cranial Technologies. (2012). *10/20 System Positioning (Manual)*. Hong Kong: Trans Cranial Technologies.
- UNESCO. (2005). *Declaración Universal sobre Bioética y Derechos Humanos*. París.
- Vanegas, S. A. (2008). *Anestesia Intravenosa*. Bogotá: Editorial Médica Panamericana.
- Weber Jensen, E. (20 de 01 de 2012). *Monitorización de la profundidad anestésica y sus aplicaciones clínicas en TIVA*. Recuperado el 30 de 8 de 2012, de Monitorización de la

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

profundidad anestésica y sus aplicaciones clínicas en TIVA:

<http://files.sld.cu/anestesiologiacardiovascular/files/2012/01/capitol05.pdf>

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

## 7. ANEXOS

### 7.1 ANEXO 1 AVAL COMITÉ DE ÉTICA UNIVERSIDAD CES.



Proyecto: "Algoritmo para el reconocimiento de las características de la señal electroencefalografica bajo anestesia general"  
Código del proyecto: 175  
Primera revisión

Medellín, 11 de febrero de 2013

Doctor (a)  
**ROBINSON ALBERTO TORRES VILLA**  
[pfrotor@eia.edu.co](mailto:pfrotor@eia.edu.co)  
Docente Investigador  
Escuela de Ingeniería de Antioquia

El presidente del Comité Institucional de Ética en Investigación de la Universidad CES hace constar que luego de haber seguido el trámite de evaluación por la vía del aval expedito, acorde a lo dispuesto en el Artículo 11 de la Guía Operativa del Comité de Ética en su versión 1.2., decidió avalar el componente ético y la ejecución del siguiente proyecto:

- o Nombre del proyecto: "**Algoritmo para el reconocimiento de las características de la señal electroencefalografica bajo anestesia general**"
- o Objetivo: Implementar un algoritmo para reconocer las características de la señal electroencefalografica de un paciente bajo anestesia general.
- o Investigadores: Robinson Alberto Torres Villa, Julian Esteban Quintana Puerta, Nicolas Eugenio Gomez Suarez
- o Grupo(s) de investigación: Ingeniería Biomédica EIA-CES (GIBEC)

La decisión se fundamenta en los siguientes elementos:

En el desarrollo del proyecto no habrá una intervención directa en los pacientes sino que se utilizará la información de aquellos sometidos a electroencefalografía por indicación médica, el riesgo de los participantes en el estudio es el que conlleva la intervención indicada por el médico y no su participación en la investigación.

Este aval será refrendado en incluido en el acta de la sesión número 55 del Comité Institucional de Ética de Investigación en Humanos.

**JOSE MARIA MAYA MEJIA**  
Presidente  
Comité Institucional de Ética de Investigación en Humanos

Página 1 de 1

## 7.2 ANEXO 2 AVAL COMITÉ DE ÉTICA CLÍNICA LAS AMÉRICAS.



Medellín, Abril 22 de 2013

Ingeniero  
**ROBINSON ALBERTO TORRES VILLA**  
Investigador  
Medellín

Estimado Ingeniero:

En mi calidad de Presidente del Comité de Ética en Investigación de Clínica Las Américas, le informo que con relación al estudio "Algoritmo para el reconocimiento de las características de la señal electroencefalográfica bajo anestesia general", fueron revisados los ajustes al proyecto de investigación, según las recomendaciones realizadas, constando lo siguiente:

1. Se verifico la modificación del tipo de estudio de observacional a descriptivo.
2. Se verifico los detalles del presupuesto, el cual no se había evidenciado por parte del Comité en la sesión anterior.
3. Se verifico que de acuerdo con la resolución No.008430 de 1993 artículo 11 en lo que se refiere a la "*Investigación con riesgo mínimo*", se constato que según la definición de la misma, este proyecto de investigación aplica como riesgo mínimo.

Por los motivos expuestos, el proyecto de investigación se **aprueba** considerando que el estudio es válido desde el punto de vista ético y que se ajusta a los estándares de la buena práctica clínica.

Esta aprobación se otorga bajo los criterios para la evaluación de estudios y proyectos mencionados en el ítem 6, página 16, de la Resolución 2378 del Ministerio de la Protección Social.

Esta decisión será avalada en el próximo Comité de Ética en Investigación que se llevará a cabo el lunes 06 de mayo de 2013 a las 18:00 horas.

Atentamente,

**RODRIGO DÍAZ CALLE**  
Presidente  
Comité de Ética en Investigación  
Clínica Las Américas



*MISIÓN: Existimos para mejorar la salud de las personas y contribuir a la calidad de vida en el mundo*

Cra. 80 Diagonal 75B No. 2 A 80 - 140 Conmutador: 342 10 10 Fax 341 29 46 - Medellín - Colombia - Sur América  
Promotora Médica Las Américas - Nit. 800.067.065-9 - www.lasamericas.tv - www.lasamericas.com.co - e-mail: info@lasamericas.com.co

### **7.3 ANEXO 3 PROTOCOLO PROTOCOLO PARA LA ADQUISICIÓN DE ELECTROENCEFALOGRAFÍA DE PACIENTES BAJO ANESTESIA GENERAL PARA LA CREACIÓN DE UNA BASE DE DATOS**

Ver archivo adjunto.

## **7.4 ANEXO 4 CONSENTIMIENTO INFORMADO.**

### **DESARROLLO DE UNA BASE DE DATOS DE ELECTROENCEFALOGRAFÍA DURANTE LA ANESTESIA GENERAL.**

#### **¿En qué consiste la investigación?**

Durante la anestesia general existe el riesgo de tener recuerdo intraoperatorio, es decir, de estar despierto durante la anestesia o de tener recuerdos durante la anestesia. Aunque este es un riesgo extremadamente raro, es un evento indeseado. Existen algunos factores de riesgo que se han asociado, pero en la práctica es casi imposible predecir quién va a hacer el recuerdo durante la cirugía.

Esta investigación consiste en recoger las ondas eléctricas del cerebro (electroencefalografía) durante todo el acto anestésico, desde que el paciente está despierto, pasando por toda la anestesia, hasta el momento en que se despiertan al final de la cirugía. Con la información que se obtenga de múltiples pacientes se hará una base de datos, de la que posteriormente podrán sacarse algoritmos de monitoría de la profundidad de la anestesia.

#### **¿Qué relación tienen los investigadores con los médicos tratantes?**

Mi cirujano y mi anestesiólogo están al tanto de la investigación; tendrán contacto con los investigadores en todo momento. Sin embargo, los investigadores no interferirán en ninguna parte del proceso de administrar anestesia ni de hacerme la cirugía, y ninguna información obtenida del estudio cambiará la conducta que ellos tomen durante la cirugía.

#### **¿Qué riesgos tengo en esta investigación?**

Según la Resolución 8439 de 1993, que es la normatividad vigente en la investigación médica, esta es una investigación de Riesgos mínimos. En toda cirugía y en todo acto anestésico, existen múltiples riesgos, a pesar de todo lo que se hace para evitarlos, como consta en los consentimientos respectivos.

La presente es una investigación completamente observacional, donde no se interferirá en el tratamiento médico del paciente. Sin embargo, la aplicación de los electrodos de electroencefalografía implica un riesgo de molestias menores, como irritación en el lugar de la piel donde se ubiquen los electrodos, e incluso un altamente improbable riesgo de quemadura eléctrica, riesgo que está presente en cualquier dispositivo electrónico que se aplique a un paciente; los electrodos son los mismos que se utilizan en la monitoría de signos vitales en todos los pacientes en anestesia, y los riesgos también son los mismos.

El comité de investigación cuenta con una póliza de seguros, la cual se hará cargo de cualquier tratamiento médico o indemnización, en caso de algún daño a causa de la investigación. Ningún gasto de la investigación estará a mi cargo como paciente, pero tampoco recibiré ninguna remuneración por la participación en el estudio.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Finalmente, los investigadores garantizan la privacidad y la confidencialidad de la información obtenida, así como la protección de mi identidad.

**CONSENTIMIENTO INFORMADO.**

Yo, \_\_\_\_\_ con cédula de ciudadanía \_\_\_\_\_, al firmar este documento, estoy autorizando a los investigadores del proyecto “Desarrollo de una base de datos de electroencefalografías durante la anestesia general” a obtener información de mi historia clínica y durante todo mi procedimiento anestésico, y a que, respetando mi privacidad y los requisitos expresados en la normatividad vigente de investigación (Resolución 8439 de 1993), puedan derivar de esta base de datos, algoritmos, publicaciones y productos médicos.

Manifiesto que entiendo el objetivo de la investigación y los procedimientos que se me van a realizar, así como que todas las inquietudes que me surgieron fueron resueltas por los investigadores. Manifiesto que entiendo que me puedo retirar en cualquier momento de la investigación. También manifiesto que entiendo que, ni los investigadores ni la información obtenida por estos, alterarán el acto anestésico ni el curso del tratamiento quirúrgico y médico que yo recibiré.

Firma : \_\_\_\_\_

cc.: \_\_\_\_\_ de \_\_\_\_\_

Fecha: \_\_\_\_\_



## 7.5 ANEXO 5 FORMATO DE RECOLECCIÓN DE DATOS.

INVESTIGACIÓN “Desarrollo de un algoritmo de profundidad anestésica”
Universidad CES – EIA
ANTES
Paciente # _____
Cc _____
Sexo M F
Edad _____
ASA 1 2 3 4 5
Cirugía programada _____
Comorbilidades
Cardio HIPERTENSIÓN ENFERMEDAD CORONARIA
Neuro ALZHEIMER EPILEPSIA
Endocrino DIABETES HIPOTIROIDISMO
Pulmonar EPOC ASMA
Otras
Medicamentos
Analgésicos
Antihipertensivos
Antiepilépticos
Lista de chequeo:
Paciente firmó consentimiento _____
Anestesiólogo y cirujano aceptan _____
Dispositivo funcionando correctamente _____
Archivo numerado adecuadamente _____
Dispositivo conectado y grabando _____

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

DURANTE

Técnica anestésica

Uso de relajantes SÍ NO CUÁL

Medicamentos, dosis, hora

1.

2.

3.

4.

5.

6.

7.

8.

9.

10.

Eventos, hora

Premedicación midazolam

Inducción 1:40

Intubación 1:45

Inicia cirugía 2:00

Fin de cirugía 2:41

Inicia despertar 2:45

Despertar y extubación 2:50

Movimiento durante la cirugía

Monitoría hemodinámica, hora

MAC, saturación, pulso, presión

Hipotensión

Paro

DESPUÉS

Paciente sale INTUBADO EXTUBADO FALLECE

Complicaciones

Recolección adecuada de datos SÍ NO

Interferencia SÍ NO

Archivo guardado correctamente, recomprobado número de archivo SÍ NO

Paciente: \_\_\_\_\_

Hora	MAC	Presión	Info anest.	Observaciones

## 7.6 ANEXO 6 CÓDIGOS EN MATLAB.

Rutina para cargar los datos

```
%% Cargar datos

[Archivo, FileName]=uigetfile('*.hdf5',...

    'Seleccione el archivo que generó el g.USBamp');

Nombre=strcat(FileName,Archivo);

data = hdf5extract(Nombre);

data=data.RawData.Samples;

%% Filtro

data=double(data)';

[b,a] = butter(10,50/512,'low'); %filtro pasabajas Fs=512Hz, Fc=50Hz

data_filtered=filtfilt(b,a,data); %se aplica un filtro sin perdida de fase

data_filtered=[data_filtered(:,1) data_filtered(:,3:16)];

clearvars -except data_filtered

%%
```

Interfaz para la selección de segmentos específicos en señales de un paciente.

```
function varargout = Edit_data(varargin)

gui_Singleton = 1;

gui_State = struct('gui_Name',      mfilename, ...

    'gui_Singleton',  gui_Singleton, ...

    'gui_OpeningFcn', @Edit_data_OpeningFcn, ...

    'gui_OutputFcn',  @Edit_data_OutputFcn, ...

    'gui_LayoutFcn',  [] , ...

    'gui_Callback',   []);

if nargin && ischar(varargin{1})

    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});

end
```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

```

if nargin
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end

function Edit_data_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
handles.output = hObject;
handles.cont=1;
handles.nedits=1;
handles.data=evalin('base','data_filtered');
handles.data_edited=[0 0 0];
handles.initial_time=datetime('03:08:59');
handles.tick_aux=(0:(1/24)*(1/60)*(1/60):(1/24)*(1/60)*(8/60));
handles.tick=datestr(handles.initial_time+handles.tick_aux,'HH:MM:SS');
handles.seg=512*8; %Fs=512Hz 8s of data
plot(((handles.seg*(handles.cont-1))*(1/512):(1/512):...
    ((handles.seg*handles.cont)-1)*(1/512)),handles.data(1:handles.seg,:));
set(handles.axes1,'XTickLabel',handles.tick)
guidata(hObject, handles);

function varargout = Edit_data_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
varargout{1} = handles.output;

function btnback_Callback(hObject, eventdata, handles)
handles.cont=handles.cont-1;
t=((handles.seg*(handles.cont-1))*(1/512):(1/512):...
    ((handles.seg*handles.cont)-1)*(1/512));

```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

```

handles.tick_aux=((1/24)*(1/60)*(8*(handles.cont-1)/60):...
    (1/24)*(1/60)*(1/60):(1/24)*(1/60)*(8*(handles.cont)/60));
handles.tick=datestr(handles.initial_time+handles.tick_aux,'HH:MM:SS');
plot(t,handles.data((handles.seg*(handles.cont-1))+1:...
    (handles.seg*handles.cont),:));
set(handles.txtnum,'string',handles.cont);
set(handles.axes1,'XTickLabel',handles.tick)
guidata(hObject, handles);

```

```

function btnnext_Callback(hObject, eventdata, handles)
set(handles.btnInclude,'BackgroundColor',[0.94 0.94 0.94]);
handles.cont=handles.cont+1;
t=((handles.seg*(handles.cont-1))*(1/512):(1/512):...
    ((handles.seg*handles.cont)-1)*(1/512));
handles.tick_aux=((1/24)*(1/60)*(8*(handles.cont-1)/60):...
    (1/24)*(1/60)*(1/60):(1/24)*(1/60)*(8*(handles.cont)/60));
handles.tick=datestr(handles.initial_time+handles.tick_aux,'HH:MM:SS');
set(handles.txtnum,'string',handles.cont);
plot(t,handles.data((handles.seg*(handles.cont-1))+1:...
    (handles.seg*handles.cont),:));
set(handles.axes1,'XTickLabel',handles.tick)
guidata(hObject, handles);

```

```

function btnInclude_Callback(hObject, eventdata, handles)
set(handles.btnInclude,'BackgroundColor',[1 0.7 0.5]);
options={'Despierto','A. Ligera','A. Profunda','Isoelectrico'};
[Selection,ok] = listdlg('PromptString','Tipo Anestesia',...

```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

```

        'SelectionMode', 'single', 'ListString', options);
handles.data_edited=[handles.data_edited;...
    handles.seg*(handles.cont-1)+1 (handles.seg*handles.cont)+1 Selection];
assignin('base', 'data_edited', handles.data_edited);
guidata(hObject, handles);

```

**Funciones para la extracción de características a partir de los segmentos de señales seleccionados**

```

function [Y, data_const]=constuir_matriz(x,data)

data=data';

data_const=zeros(15,1);

Y=0;

for i=1:size(x,1)
    data_const=[ data_const data(:,x(i,1):x(i,2)-1)];
    Y=[ Y ; repmat(x(i,3),4,1)];
end

data_const(:,1)=[];

Y(1)=[];

%% Normalizacion de datos

data=data_const';

data_norm=data-repmat(min(data),size(data,1),1);

data_norm=data_norm./repmat(max(data_norm),size(data_norm,1),1);

data_norm=data_norm';

%% Caracteristica 1: Entropia Shannon

X1 = EnShPa (data_norm, 1024);

%% Caracteristica 2: RMS

X2 = RMSPar (data_norm, 1024);

%% Caracteristica 3: Centroide

```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.



```

X3 = CentroidesPar (data_norm, 1024);

%% Característica 4: Entropía Aproximada

X4 = EnPar (data_norm, 1024);

function EnRes = EnPar (data, space)

EnRes = zeros (size (data,1),floor(size (data,2)/space));

for i= 1:size(data,1)

    EnRes(i,1) = ApEn( 2, 0.2*(std(data(i,1:space))),data(i,1:space));

    for j=2:floor(size(data,2)/space)

        EnRes(i,j) = ApEn( 2, 0.2*std(data(i,space*(j-1)+1:j*space )),...
            data(i,space*(j-1)+1:j*space ));

        clc

        disp(strcat('Entropía aprox canal',32, num2str(i),32, 'de 16',...
            32, ' iteración',32, num2str(j), 32, 'de', 32,...
            num2str(floor(size(data,2)/space)) ));

    end

end

function EnShRe = EnShPa (data, space)

EnShRe = zeros (size (data,1),floor(size (data,2)/space));

for i= 1:size(data,1)

    EnShRe(i,1) = wentropy(data(i,1:space),'shannon');

    for j=2:floor(size(data,2)/space)

        EnShRe(i,j)=wentropy(data(i,space*(j-1)+1:j*space ),'shannon') ;

    end

    clc

    disp(strcat('Entropía shannon canal',32, num2str(i),32, 'de 16' ));

end

```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

```

function RMSRes = RMSPar (data, space)
RMSRes = zeros (size (data,1),floor(size (data,2)/space));
for i= 1:size(data,1)
    RMSRes(i,1) = rms(data(i,1:space));
    for j=2:floor(size(data,2)/space)
        RMSRes(i,j) = rms(data(i,space*(j-1)+1:j*space ));
    end
end

function centroide_s= CentroidePar (data, space)
centroide_s = zeros (size (data,1),floor(size (data,2)/space));
for i= 1:size(data,1)
    centroide_s(i,1) = SpecCentroid(data(i,1:space),512,1024,256,128);
    for j=2:floor(size(data,2)/space)
        centroide_s(i,j) = SpecCentroid(data(i,space*(j-1)+1:j*space),...
            512,1024,256,128);
    end
    disp(strcat('Centroide canal',32, num2str(i),32, 'de 16' ));
end

function Centroide = SpecCentroid(snd,fs,nfft>window,noverlap)
[y,f,t,p] = spectrogram(snd>window,noverlap,nfft,fs);
for i=1:size(y,2)
    s(:,i)=abs(y(:,i));
end
C = sum(( repmat((1:size(s,1))',1,size(s,2)) .* abs(s))) ./ sum(abs(s));
CMean = mean(C);
Centroide=f(round(CMean));

```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Funciones para el entrenamiento del algoritmo clasificador, validación y cálculo del error de clasificación.

```
eout=0;

error_1=0;

error_2=0;

error_3=0;

for i=1:100

try

[Xtrain , Ytrain , Xtest , Ytest]=d_validacion(X,Y);

[result] = multisvm(Xtrain',Ytrain,Xtest');

eout(end+1)=(length(Ytest)-length(find(result==Ytest)))/length(Ytest);

f=find(Ytest==1);

error_1(end+1)=(length(f)-(length(find(result(f(1):f(end))==1))))/...

    length(f);

f=find(Ytest==2);

error_2(end+1)=(length(f)-(length(find(result(f(1):f(end))==2))))/...

    length(f);

f=find(Ytest==3);

error_3(end+1)=(length(f)-(length(find(result(f(1):f(end))==3))))/...

    length(f);

catch

    disp(i)

    continue

end

disp(i)

end

eout(1)=[];

error_1(1)=[];

error_2(1)=[];

error_3(1)=[];
```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

```

eout_mean=mean(eout);
error_1_mean=mean(error_1);
error_2_mean=mean(error_2);
error_3_mean=mean(error_3);
function [Xtrain, Ytrain , Xtest , Ytest] = d_validacion (X , Y)
test_indices=0;
train_indices=0;
for i=1:3
    label_match=find(Y==i);
    class_length=length(label_match);
    aux=randi(class_length,round(class_length*0.2),1);
    test_indices=[test_indices ;label_match(aux)];
    aux=sort(aux,'descend');
    for j=1:length(aux)
        label_match(aux(j))=[];
    end
    train_indices=[train_indices ; label_match];
end
train_indices(1)=[];
test_indices(1)=[];
Xtrain=X(:,train_indices);
Ytrain=Y(train_indices);
Xtest=X(:,test_indices);
Ytest=Y(test_indices);

function [result] = multisvm(TrainingSet,GroupTrain,TestSet)
%Models a given training set with a corresponding group vector and
%classifies a given test set using an SVM classifier according to a
%one vs. all relation.
%
```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

```

%This code was written by Cody Neuburger cneuburg@fau.edu

%Florida Atlantic University, Florida USA

%This code was adapted and cleaned from Anand Mishra's multisvm function

%found at http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/33170-multi-class-support-vector-machine/

u=unique(GroupTrain);

numClasses=length(u);

result = zeros(length(TestSet(:,1)),1);

%build models

for k=1:numClasses

    %Vectorized statement that binarizes Group

    %where 1 is the current class and 0 is all other classes

    GlvAll=(GroupTrain==u(k));

    models(k) = svmtrain(TrainingSet,GlvAll);

end

%classify test cases

for j=1:size(TestSet,1)

    for k=1:numClasses

        if(svmclassify(models(k),TestSet(j,:)))

            break;

        end

    end

    result(j) = k;

end

```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.



## ESCUELA DE INGENIERÍA DE ANTIOQUIA

### ACTA DE EVALUACIÓN FINAL DE TRABAJO DE GRADO

<b>Fecha: (dd/mm/aa)</b>	25 / 11 / 2013
<b>Nombre del proyecto:</b>	Algoritmo para reconocimiento de las características de la señal electroencefalográfica bajo anestesia general
<b>Director del proyecto:</b>	Róbinson Torres Villa
<b>Nombre del estudiante</b>	<b>Programa académico</b>
Nicolás Eugenio Gómez Suárez	Ingeniería Biomédica
<b>Nombre del Jurado:</b>	N.A.
<b>Evaluación del proyecto. Espacio exclusivo para jurado</b>	
<input type="checkbox"/> No aprobado <input checked="" type="checkbox"/> Aprobado sin mención	
<input type="checkbox"/> con Mención Pública <input type="checkbox"/> con Mención honorífica <input type="checkbox"/> Trabajo laureado	
<b>Justificación del reconocimiento:</b> (Artículo 28 del Acuerdo 11: "El director del Programa presentará el acta final de evaluación al Consejo Académico, donde consta la solicitud de mención especial debidamente justificada y el Consejo determinará si se otorga o no")	

\_\_\_\_\_  
DIRECTOR DEL PROGRAMA (E)

\_\_\_\_\_  
DIRECTOR DEL TRABAJO DE GRADO

\_\_\_\_\_  
JURADO (Si lo hubo)

Instituto: Teison Montague Ferrizola.