

ANTEPROYECTO - TRABAJO DE GRADO

REDES GENERATIVAS ADVERSARIAS PARA LA SEGMENTACIÓN DE NERVIOS PERIFÉRICOS

Armenia, Quindío, Fecha
Facultad de Ingeniería - Programa de Ingeniería Electrónica
UNIVERSIDAD DEL QUINDÍO



Índice

1. PROPONENTE(S), DIRECTOR Y ASESOR(ES)	3
2. ORGANIZACIÓN USUARIA	4
3. GLOSARIO	4
4. ÁREA	4
5. MODALIDAD	4
6. TITULO	5
7. TEMA	5
8. ANTECEDENTES	5
8.1. Palabras Claves	5
8.2. Herramientas de Búsqueda	5
8.3. Estado del Arte	6
9. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	9
10.JUSTIFICACIÓN	9
10.1. Pertinencia	9
10.2. Viabilidad	10
10.3. Impacto	10
11.OBJETIVOS	11
11.1. GENERAL	11
11.2. ESPECÍFICOS	11
12.ALCANCE Y DELIMITACIÓN	11
13.MARCO TEÓRICO	12
13.1. Perceptrón	12
13.2. Redes Neuronales	13
13.3. Redes convolucionales	14
13.4. Redes generativas adversarias (GAN's)	15
13.5. Ecografía	16

13.6. Identificación de nervios en imágenes de ultrasonido	18
13.7. Nervios periféricos:	19
14.METODOLOGÍA	21
15.PRESUPUESTO Y RECURSOS NECESARIOS	22
16.CRONOGRAMA	24

1. PROPONENTE(S), DIRECTOR Y ASESOR(ES)

PROPONENTE(s)

Código: 1096040272

Dirección: La Tebaida Quindío, Calle 6 #
10A25

E-Mail: ajimenezg@uqvirtual.edu.co

Nombre: Andrés Jiménez García

Teléfono: 3117787283

Firma: _____

Código: 1005784509

Dirección: Calarcá Quindío, Balcones de la
villa mz 8 casa 22

E-Mail: warodriguezm@uqvirtual.edu.co

Nombre: Wilson Andrés Rodríguez Mos-
quera

Teléfono: 3046763397

Firma: _____

DIRECTOR

DIRECTOR

Titulos universitarios:

Tiene vinculación con la Universidad:

Teléfono:

E-Mail: hfgarcia@uniquindio.edu.co

Nombre: Hernán Felipe García Arias
M.Sc., Ph.D (c)

S x N ____

3016411715

Firma: _____

2. ORGANIZACIÓN USUARIA

Este proyecto esta dirigido hacia el área medica, en especial para el sector de anestesiología en el cual es común la tarea de identificación de nervios, en general cómo es un proyecto de software libre, a cualquier persona que lo requiera.

3. GLOSARIO

- **Segmentación:** Consiste en subdividir una imagen en partes u objetos que la constituyen, con el fin de separar o ubicar las partes de interés del resto de la imagen. Los tres tópicos más comunes son:
 - Detección de bordes.
 - Umbralización.
 - Basado en regiones.

Esto es posible gracias a que una imagen se puede definir como una función bidimensional de intensidad de luz como $f(x, y)$, donde x e y representan las coordenadas espaciales y el valor de f es proporcional al brillo de la imagen en ese punto.[1][2]

- **Sobreentrenamiento:** Se presenta cuando los modelos contienen más información de los datos de entrenamiento, probablemente abarcando el ruido y valores atípicos, ocasionando problemas para la generalización del modelo y la predicción, generalmente en modelos no lineales. Este problema es combatido normalmente con la regularización de los modelos.[3]
- **Epoca:** Consiste en dividir los datos de muestra en n partes, y realizar un ciclo de entrenamiento con cada una estas, para facilitar el procesamiento.[4]

4. ÁREA

Automatización y control

5. MODALIDAD

Proyecto de aplicación

6. TITULO

Redes generativas adversarias para la segmentación de nervios periféricos

7. TEMA

El proyecto está enfocado al desarrollo de redes neuronales artificiales para segmentar nervios periféricos en imágenes de ultrasonido, los modelos son entrenados por medio de una metodología adversaria, esto implica que una red clasificadora, la cual se encuentra presente unicamente en la etapa de entrenamiento, se encargue de identificar si los mapas de segmentación son realizados por una red segmentadora o provienen de la base datos. El software desarrollado podrá ser utilizado por cualquier persona que requiera identificar una estructura nerviosa en una imagen de ultrasonido, en especial para aplicaciones como el bloqueo de nervios, debido al origen de los datos y el enfoque del proyecto. En la tabla 1 se especifican los porcentajes para el desarrollo de los modelos segmentadores de nervios periféricos.

Tabla 1: Porcentajes de actividades para obtener el modelo.

Actividad	Porcentaje
Documentación y búsqueda bibliográfica	25 %
Desarrollo del modelo	50 %
Escritura del informe final	25 %

8. ANTECEDENTES

8.1. Palabras Claves

Machine Learning, Segmentación, Ultrasonido y Ecografía, Red Neuronal, Nervios periféricos, Redes Generativas Adversarias.

8.2. Herramientas de Búsqueda

Google Scholar, IEEE explorer, EBSCOhost, Medigraphic

8.3. Estado del Arte

La inteligencia artificial ha sido empleada en diversos campos en la actualidad, dando paso a lo que se ha denominado la cuarta revolución industrial, permitiendo el avance de nuevas tecnologías que han beneficiado áreas como la medicina, donde diversas aplicaciones han permitido aumentar la esperanza de vida humana y se estima que lo siga haciendo para los siguientes años [5], también se ha logrado asistir a los médicos en tareas que usualmente son tediosas y requieren de mucha dedicación como la identificación y segmentación de elementos en imágenes de ultrasonido, para lo cual se han empleado diferentes arquitecturas de redes neuronales convolucionales CNN [6] [7] [8] [9] obteniendo resultados satisfactorias en cada aplicación.

El bloqueo de nervios es una estrategia de anestesiología que busca disminuir la percepción del dolor en un lugar determinado del cuerpo humano por medio de la aplicación de un anestésico local cerca a un nervio [10], los inicios del bloqueo de nervios periféricos datan a mediados del siglo XIX en el marco del desarrollo de la anestesia regional y el descubrimiento de las propiedades de la hoja de coca [11], inicialmente su implementación era complicada debido a la dificultad de localizar correctamente la ubicación del nervio, ya que se requería de un amplio conocimiento de la anatomía y años de experiencia en la labor. Avances tecnológicos han permitido la creación de múltiples técnicas formales para la ubicación del nervio [12], se han desarrollado técnicas como palpación, latido sincrónico, click fascial, transarterial, inducir parestesia, por imagenología y mediante estimulación nerviosa, la técnica a emplear es seleccionada de acuerdo a la preferencia personal quien llevará acabo el procedimiento.

La ecografía o ultrasonografía presenta ventajas ante otros métodos para la visualización de elementos internos en el cuerpo humano, ya que no es invasiva, es portátil, de bajo costo[13] y permite realizar una exploración en tiempo real de los tejidos [14] por lo que es posible la realización del bloqueo de nervios teniendo en cuenta la ubicación y trayectoria de la aguja, permitiendo ver y evitar estructuras vasculares [15], el bloqueo de nervios tiene aplicaciones como el tratamiento del dolor en cirugías de mama, del dolor post operatorio [16], el control de dolor crónico oncológico [17], donde se ha logrado la realización exitosa de procedimientos médicos y la disminución del dolor en diversos casos, permitiendo una mejor calidad de vida.

Desde la creación de las redes generativas adversarias GANs(generative adversarial networks) en el año 2014 [18] se han desarrollado arquitecturas que han permitido la creación de aplicaciones en el campo de la medicina como la eliminación de ruido en tomografías computarizadas, la generación de imágenes con lesiones de piel a partir de ruido [19], la segmentación de tumores mamarios [20] y cerebrales [21] , las cuales han mejorando los resultados obtenidos previamente por redes neuronales que no involucran un entrenamiento adversario.

Las redes generativas adversarias han sido empleadas en imágenes de ultrasonido, permitiendo la identificación de partes del cuerpo humano como: La glándula prostática por medio de una red neuronal que traza el contorno por medio de la localización de 6 puntos específicos sobre la imagen [22], la segmentación del nervio plexo braquial por medio de entrenar adversariamente una red neuronal, permitiendo lograr mejoras ante los métodos tradicionales (redes convolucionales), como la segmentación de nervios con deformaciones [23].

Los enfoques actuales basados en redes neuronales convolucionales (CNN), se entrenan para un objetivo específico mediante la minimización de una función de costo, lo que provoca ciertos problemas como la predicción independiente de cada pixel y en ciertas ocasiones imágenes de salida borrosas, debido al tipo de función de costo seleccionada, las redes generativas adversarias presentan la ventaja de modelar una función de costo que se adapte a los datos mediante una metodología de entrenamiento adversario [24].

Las redes neuronales como cualquier otro modelo para la predicción de etiquetas, suelen ser susceptibles al ruido presente en las características, lo que podría generar resultados erróneos. Las imágenes de ultrasonido suelen estar contaminadas por ruido proveniente de diversas fuentes, como el speckle y el scattering [25], este tipo de ruido disminuye el desempeño de modelos para la segmentación en imágenes de ultrasonido, por lo cual antes de realizar una predicción, se reduce el ruido de la imagen, con el objetivo de que los bordes del nervio sean más fáciles de identificar [26]. Las GANs presentan la ventaja de no verse afectadas en gran manera por el ruido en las imágenes de ultrasonido [23], esto es debido a que se considera en la etapa de entrenamiento por medio de la metodología adversaria, tanto el discriminador como el generador se entrenan empleando imágenes con ruido, de tal forma que se obtenga un modelo con una tolerancia al ruido mayor a las redes neuronales convolucionales CNN o modelos Bayesianos.

En la tabla 8.3 se muestran los trabajos mas relevantes relacionados con el proyecto propuesto, indicando en cada uno las ventajas y desventajas de cada uno.

Tabla 2: Trabajos relacionados mas relevantes

Titulo	Autor(es)	Año	Ventajas	Desventajas
Adversarial Deep Structured Nets for Mass Segmentation From Mammograms.	Wentao Zhu, Xiang Xiang, Trac D. Tran, Gregory D. Hager, Xiaohui Xie	2017	Al emplear una GAN se previene el sobre entrenamiento del modelo, mejoran el estado del arte, la fase de entrenamiento se realiza con una base de datos pequeña.	La exactitud de la segmentación varía en gran medida con la ubicación de la masa, debido al tamaño de la base de datos
A conditional adversarial network for semantic segmentation of brain tumor	Mina Rezaei Konstantin Harmuth Willi Gierke Thomas Kellermeyer Martin Fischer Haojin Yang Christoph Meine	2017	Al implementar una red CNN como segmentador, se reduce el sobre entrenamiento y se implementa un reductor de ruido para incrementar la robustez del modelo. Al implementar redes generativas adversarias, estas aprenden una función de pérdida adaptativa a las tareas y a los datos, lo que permite obtener resultados satisfactorios en datos nunca antes vistos por la red.	Las diferentes formas y apariencias de las regiones del tumor en imágenes de resonancia magnética, dificultan la segmentación. El entrenamiento de la red requiere un alto costo computacional: 75 horas en dos GPU Pascal Titan X
Ultrasound speckle reduction using generative adversarial networks	Fabian Dietrichson, Erik Smistad, Andreas Ostvik, Lasse Lovstakken	2018	Las GANs presentan una reducción en el tiempo de ejecución respecto a los métodos empleados tradicionalmente NLLR y filtros Gaussianos, logrando suavizar el ruido speckle preservando los bordes de los tejidos. El modelo se puede aplicar a diferentes órganos del cuerpo humano para los cual no fue entrenado, obteniendo una imagen con menos ruido que la original.	Solo se permite realizar un nivel de reducción de ruido. Se requiere el uso de GPU's modernas con altas capacidades para poder entrenar el modelo.
Segmentation of Nerve On Ultrasound Images Using Deep Adversarial Network	Cong Liu, Feng Liu, Lang Wang, Longua Ma, Zhe-Ming Lu	2017	El discriminador empleado dota al modelo de consistencia anatómica global. Se implementa una red segmentadora con multiples capas de dilatación, para mejorar el desempeño en la segmentación de nervios pequeños. Con el fin de aumentar la base de datos y prevenir el sobre entrenamiento, se usan transformaciones elásticas en la imagen. Mejoraron la exactitud que se presentaba en el estado del arte	La complejidad del modelo podría generar retrasos considerables en la implementación de un sistema de segmentación en tiempo real o demandar recursos computacionales altos.

9. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

El bloqueo de nervios es una estrategia utilizada en la anestesiología para el tratamiento del dolor en: Operaciones médicas, oncología, etapas post operatorias y por diversos otros casos clínicos [16] [17], para la realización de un bloqueo de nervios correcto, es fundamental localizar la ubicación exacta de la estructura nerviosa, para lo cual se han desarrollado diversos métodos, entre los que se destacan la localización del nervio por medio de estimulación nerviosa y empleando imágenes de ultrasonido [13], esta técnica requiere un estudio riguroso de la anatomía del cuerpo humano y experiencia en la identificación de estructuras en imágenes de ultrasonido. En métodos para la localización del nervio como la estimulación nerviosa, se realiza una búsqueda a ciegas, por lo cual incluso para una persona con experiencia en la tarea existe una probabilidad de falla considerable, lo que podría generar complicaciones al paciente y provocar que el procedimiento tarde mucho más tiempo [27], por lo que se recomiendan metodologías en las cuales se visualice en tiempo real la trayectoria de la aguja, usualmente se emplean métodos como resonancia magnética y tomografías, los cuales son caros en comparación a la ecografía.

Por medio de redes neuronales convolucionales se ha tratado de reproducir la habilidad que tienen los profesionales al segmentar un nervio presente en una imagen de ultrasonido [6] [7] [8] [9], permitiendo segmentar identificar el elemento objetivo en la imagen de ultrasonido con una exactitud mayor al 70 %, pero presentando problemas como la predicción de píxeles independientemente uno de otro, este y varios problemas mas son solucionados por medio de redes generativas adversarias [21]. Se conoce que implementar GANs para la segmentación de nervios en un ultrasonido se obtienen resultados satisfactorios, como se desarrolla en [23] para el nervio plexo braquial, permitiendo reconocer la estructura nerviosa para diferentes casos clínicos donde factores como el tamaño y ubicación podrían afectar significativamente los enfoques tradicionales con redes CNN, los cuales no cuentan con una estrategia para considerar la variabilidad anatómica de cada paciente ¿Será posible desarrollar un sistema automático que permita identificar nervios periféricos en imágenes de ultrasonido utilizando redes generativas adversarias?

10. JUSTIFICACIÓN

10.1. Pertinencia

Debido a la alta solicitud para el acceso de servicios médicos, se hace necesario optimizar tareas para permitir una atención más rápida al paciente, lo que lograría agilizar el sistema de salud Colombiano, donde es conocido que en diferentes ciudades se encuentra saturado por la cantidad de pacientes que requieren servicio medico. Las principales clínicas del país

cuentan con los equipos para realizar los procedimientos más frecuentes, pero la gran cantidad de pacientes provoca que no se tengan los cupos necesarios.

El bloqueo de nervios mediante la identificación del nervio empleando ultrasonografía, requiere de un extenso conocimiento de la anatomía humana y del análisis de imágenes de ultrasonido, ya que la variabilidad anatómica y ciertas limitaciones del transductor hacen de esta tarea un reto incluso para un personal con años de experiencia [28], por lo cual es oportuno la implementación de un sistema que permita la detección de una estructura nerviosa presente en una imagen de ultrasonido para guiar a nuevos y expertos, en la localización de un nervio periférico.

10.2. Viabilidad

La ubicación de estructuras nerviosas empleando ecografía posee beneficios ante otros enfoques empleados en la medicina, ya que permite la visualización de la aguja y de tejidos humanos en tiempo real, brindando la posibilidad de evitar otro tipo de tejidos o aplicar el fármaco en lugares erróneos. Para abordar la segmentación de nervios periféricos en imágenes de ultrasonido se han empleado técnicas de procesamiento de imágenes y modelos bayesianos, obteniendo resultados promisorios de acuerdo a la precisión requerida para las prácticas de anestesiología [29], para el nervio plexo braquial se han empleado redes neuronales con un enfoque de entrenamiento adversario se ha desarrollado con éxito, permitiendo resolver ciertos problemas que se presentaban con redes convolucionales, como la predicción de píxeles independientemente uno de otro, lo que generaban varias etiquetas en la imagen y debido a que el cuerpo humano posee anatomía diferente entre cada paciente, se generaban errores al intentar segmentar estructuras nerviosas pequeñas [23]. Actualmente no se conoce como será el resultado de implementar un entrenamiento adversario para un segmentador de nervios periféricos en imágenes de ultrasonido, por cual se tiene la incertidumbre de su exactitud y su comportamiento respecto a los métodos empleados actualmente.

10.3. Impacto

La segmentación en imágenes de ultrasonido empleando técnicas de aprendizaje de máquina, ha presentado un reto para los investigadores, ya que el desempeño de varios enfoques se ha visto afectado por inconvenientes propios del ultrasonido, como los diferentes tipos de ruido, estructuras anatómicas no uniformes, características del transductor [25]. Desde un punto de vista técnico por parte de las redes neuronales empleadas en los últimos años, se tienen dificultades como la predicción independientes de los píxeles, la selección de una función de costo adecuada, el ruido, entre otros [24].

La implementación de imágenes de ultrasonido ha permitido obtener bloqueos mas certeros,

obteniendo hasta un 95 % de aciertos por parte de expertos [30], sin embargo, la falta de precisión en procesos de anestesiología conllevan a diversas complicaciones en el paciente como lesiones vasculares, articulares, pérdida temporal de caminar normalmente, entre otras [28] [29].

Con este proyecto se busca implementar mediante un entrenamiento adversario, redes neuronales artificiales que permitan evaluar el desempeño de un nuevo enfoque para la segmentación en imágenes de ultrasonido, mejorando las dificultades de las metodologías empleadas y como consecuencia, asistir al proceso de identificación de estructuras nerviosas a personal en etapa de aprendizaje y expertos, con el fin de realizar bloqueos de nervios periféricos más seguros y precisos.

11. OBJETIVOS

11.1. GENERAL

Desarrollar un sistema automático para la segmentación de nervios periféricos en imágenes de ultrasonido que permita asistir en su identificación utilizando redes generativas adversarias

11.2. ESPECÍFICOS

1. Construir un modelo de aprendizaje generativo adversario que permita generar un mapa de segmentación a partir de una imagen de ultrasonido cuantificando su exactitud por medio de funciones de pérdida.
2. Desarrollar una estrategia de ajuste que utilice enfoques generativos adversarios para aprender la variabilidad de las texturas anatómicas.
3. Evaluar la exactitud del sistema automático para identificar los nervios periféricos mediante métodos cuantitativos y compararlos con enfoques comúnmente utilizados en el estado del arte.

12. ALCANCE Y DELIMITACIÓN

El alcance del proyecto se centra en la segmentación de ciertas estructuras nerviosas del cuerpo humano visualizadas por medio de imágenes de ultrasonido, empleando redes neuronales entrenadas por medio de métodos adversarios. Al desarrollar este proyecto se espera tener un modelo que al ingresar una foto proveniente de una ecografía identifique las regiones que pertenecen al nervio presente en la imagen. El proyecto está limitado únicamente

al análisis individual de imágenes, por lo cual no se desarrollará un enfoque en tiempo real, si no uno especializado en la calidad del segmentador.

13. MARCO TEÓRICO

Para comprender los diferentes aspectos tratados en el artículo se presenta una definición de los temas más importantes a consideración de los autores, debido a que esto permite una fácil comprensión de los conceptos empleados en el desarrollo del trabajo.

13.1. Perceptrón

Las redes neuronales artificiales corresponden aun modelo matemático basado en las características mas relevantes del comportamiento de las neuronas del ser humano, el modelo mas simplificado es el del perceptrón creado en el año 1959 por Frank Rosenblatt, el cual hace referencia al funcionamiento de una sola neurona indicado en la figura 1 [31].

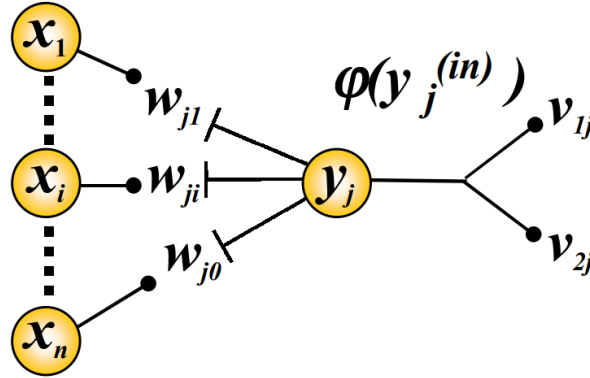


Figura 1: Perceptron [31].

El perceptrón indicado en la figura 1 intenta modelar el funcionamiento de una neurona y_j con n entradas por medio de unos pesos \mathbf{w} que permiten asignar una importancia a cada entrada, la expresión matemática para representar este proceso se indica en la expresión 1

$$y_j^{(in)} = \sum_{i=1}^n w_{ji}x_i \quad (1)$$

Cuando las neuronas del ser humano superan cierto umbral, esta transmite un pulso, en caso contrario no lo hace, este proceso es modelado en el perceptrón con funciones de activación $\phi()$ que pueden ser del tipo escalón, tangentes hiperbólica, entre otras; para producir una respuesta binaria por parte de la neurona v_{1j} o v_{2j} [31]. Finalmente el modelo matemático del perceptrón es la ecuación 2.

$$v_j = \phi\left(\sum_{i=1}^n w_{ji}x_i\right) \quad (2)$$

13.2. Redes Neuronales

Las redes neuronales o también conocidas como perceptron multicapa son un conjunto de perceptrones conectados entre si y divididos por grupos que se denominan capas ocultas como se muestra en la figura 2

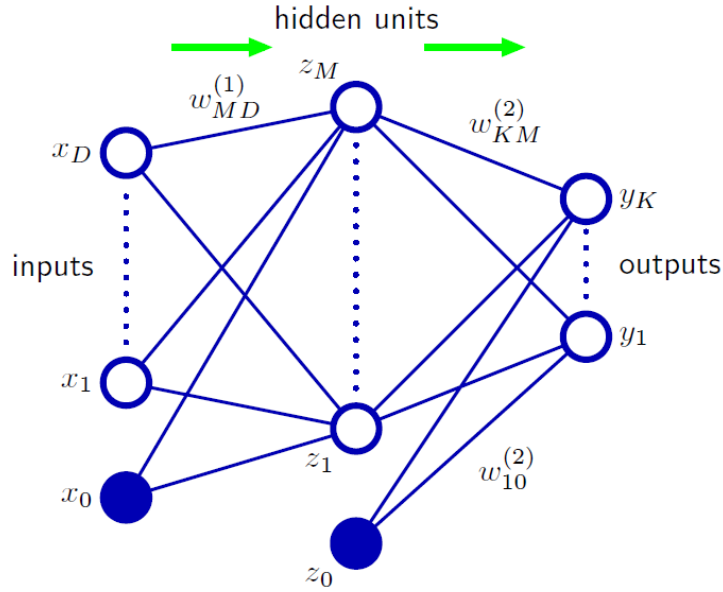


Figura 2: Red neuronal de dos capas [32].

En la figura 2 se presenta una red neuronal con un vector de entrada \mathbf{x} con D características, una capa oculta que contiene M unidades ocultas y un termino de activación o bias con el fin de obtener una salida \mathbf{y} con dimensión k . La salida y_k puede calcularse como

si se tratase de un perceptrón considerando que sus entradas provienen desde la capa z que contiene M perceptrones y el termino de bias, por lo cual el modelo matemático se expresa como se indica en la ecuación 3 [32].

$$y_k(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \sigma \left(\sum_{j=1}^M w_{kj}^{(2)} \left(\sum_{i=1}^D w_{ji}^{(1)} x_i + w_{j0}^{(1)} \right) + w_{k0}^{(2)} \right) \quad (3)$$

La expresión 3 pertenece al caso de clasificación debido a la función softmax representada con la letra σ , para el caso de regresión no se debe utilizar una función de activación, por lo cual se debe omitir de la expresión. Una gran diferencia que presenta las redes neuronales con respecto al modelo del perceptron, es que se emplean funciones de activación diferenciales como la softmax, esta propiedad toma un papel fundamental en el entrenamiento. [32]. Se ha presentado un caso con una sola capa oculta, pero en la actualidad los procesos requieren de muchas mas capas para permitir realizar predicciones con un alto porcentaje de acierto a partir de un vector de características.

13.3. Redes convolucionales

En las redes neuronales cada unidad tiene como entrada cada una de las salidas sea de la capa anterior o del vector de entrada, esto no resulta eficiente cuando se utilizan imágenes ya que cada pixel representa una entrada y se obtendrían millones de neuronas y parámetros a optimizar. Desde el 2012 se han venido utilizando redes neuronales convolucionales donde se implementan filtros para obtener las características mas relevantes de cada entrada mientras la información se propaga a través de la red [33].

En las redes convolucionales se utilizan alternadamente capas de convolución y submuestreo con el fin de obtener información relevante de una imagen y reducir su dimensionalidad para ser ingresada a una red neuronal full-connected para la tarea de predicción [34] como se ilustra en la figura 3.

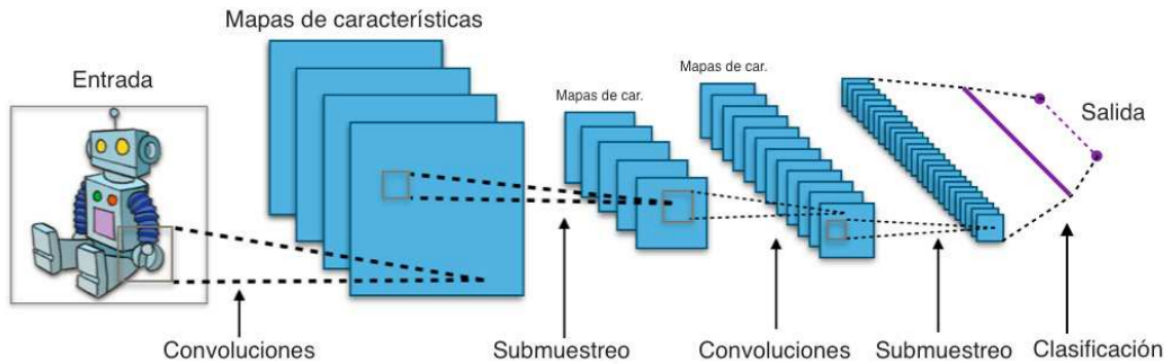


Figura 3: Ejemplo de red convolucional [34].

Suponiendo que la imagen de entrada tiene dimensiones $N \times N \times D$ y se utilizan H filtros de convolución donde cada uno de ellos tiene dimensiones $k \times k \times D$, se obtienen H características de un nivel bajo, a medida que la información pase a través de la red se obtienen características mas detalladas, la imagen a la salida del primera filtro de convolución tendrá dimensiones $(N-k+1) \times (N-k+1) \times H$, tomando en cuenta que el filtro se desplaza pixel por pixel desde la parte superior izquierda de la imagen, hasta la parte inferior derecha [35].

13.4. Redes generativas adversarias (GAN's)

Esta técnica de ML propone un nuevo marco para estimar modelos generativos a través de un proceso de confrontación, en el que se entrena simultáneamente dos modelos: Un modelo generativo G que captura la distribución de datos y un modelo discriminativo D que estima la probabilidad de que una muestra provenga de los datos de entrenamiento que G . El procedimiento de entrenamiento para G es maximizar la probabilidad de que D cometa un error. En el espacio de funciones arbitrarias G y D existe una solución única donde G recupera la distribución de datos de entrenamiento..[36][37][38]

Además, se puede argumentar que su proceso de aprendizaje y la falta de una función de costo heurística, son atractivos para el aprendizaje de representación. Se sabe que las GAN son inestables para entrenar, lo que a menudo da como resultados generadores que producen salidas sin sentido. Los dos modelos que componen esta técnica, están compuestos internamente por redes neuronales las cuales varían su arquitectura según el problema a solucionar..[36][37][38]

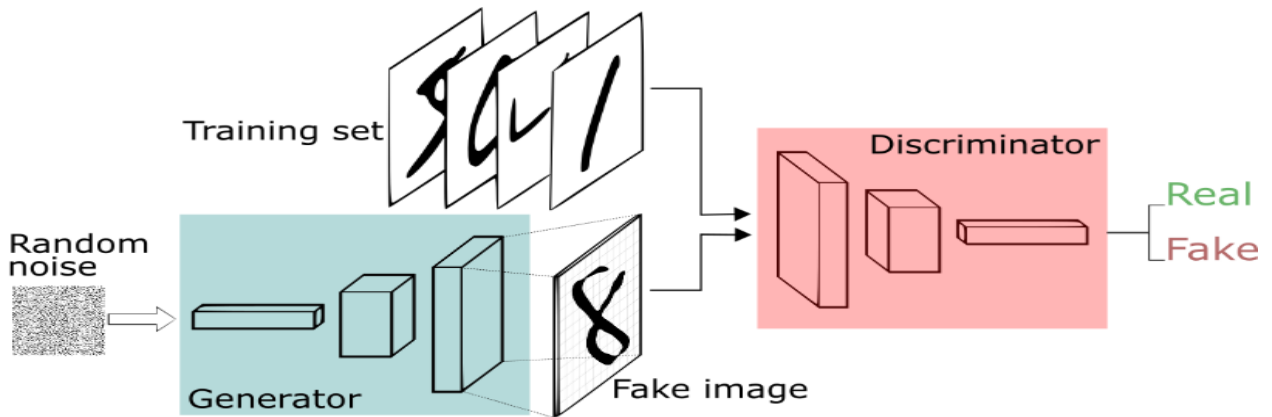


Figura 4: Arquitectura global de una GAN.[39]

Como se observa en la figura 4, el generador es capaz de estimar a partir del ruido, con un proceso de decodificación por medio de una red neuronal. En cuanto el discriminador también utiliza una red neuronal convolucional, para la extracción de características de los datos de entrenamiento, que posteriormente servirán para la evaluación de lo obtenido a la salida del generador. Como las estimaciones del generador parten del ruido, las salidas iniciales de este no tendrán gran similitud con lo esperado, por tanto, el discriminador lo va identificar como falso, en varias iteraciones, hasta que G se entrene satisfactoriamente engañando a D.[36][37][38]

13.5. Ecografía

Esta técnica permite la visualización de diferentes partes del cuerpo humano que no están a simple vista, como órganos, nervios y diversos tejidos, esto es posible por medio de un transductor que se encarga de emitir ondas sonoras, por lo que es indispensable tener en cuenta las siguientes características de la onda.

- Alta frecuencia del transductor permiten obtener buenas resoluciones.
- Baja frecuencia del transductor proporciona una adecuada penetración del sonido.

Es necesario una compensación en la frecuencia del haz incidente, debido a que al aumentar la frecuencia se obtiene mejor resolución pero se disminuye la penetración. El rango de

recomendación es 1MHz a 10MHz , con un intervalo optimo para la longitud de onda desde $0,15\text{mm}$ hasta $1,5\text{mm}$.

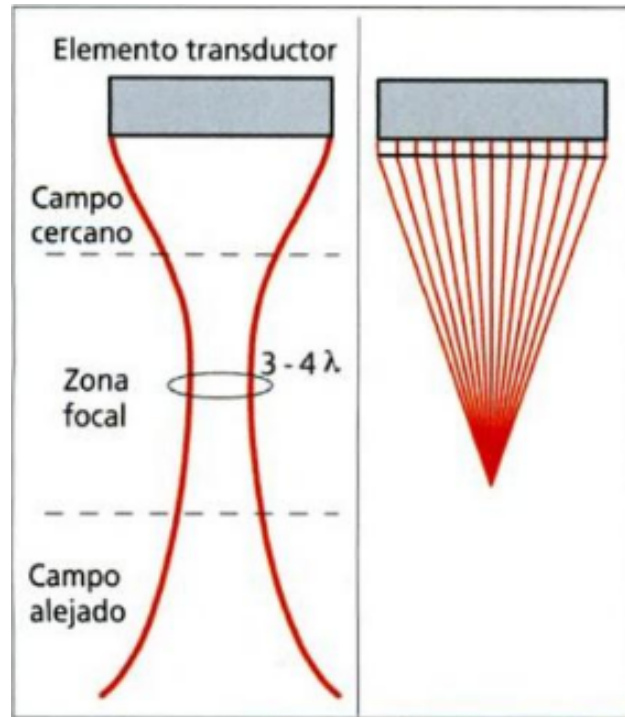


Figura 5: Enfoque del haz sonoro emitido por el transductor.[40]

En la figura 5 se presenta el comportamiento del haz incidente, que como es de esperar sufre de los fenómenos físicos como reflexión, Dispersión, Refracción, Absorción y Atenuación. A continuación se presenta una breve descripción de las características que se consideran más importantes.

- **Velocidad de propagación del sonido:** La principal dependencia de este parámetro es la densidad del medio, debido a esto, en promedio los dispositivos se calibran alrededor de 1540m/s . En casos específicos como hueso se calibra a 3500m/s
- **Resolución axial:** El pulso emitido normalmente se compone por dos o tres longitudes de onda en dirección longitudinal, la resolución máxima en el caso de dos puntos es proporcional a la mitad de longitud del pulso.
- **Resolución lateral:** Esta resolución depende de la frecuencia, un ejemplo de esto es que para una frecuencia de 3.5Mhz , es de aproximadamente 2mm , lo que en otras

palabras significa, que para dos puntos adyacentes ser distinguidos como separados deben estar mínimo a 2mm uno del otro. Como análisis se puede considerar la figura 5, ya que como se observa inicialmente el haz converge formando la zona de enfoque. pero a medida que aumenta la longitud de onda se vuelve a dispersar desmejorando la resolución.

- **Enfoque:** Esta característica tienen como fin mejorar la capacidad de reconocer detalles finos, maximizando la resolución. para lograr lo anterior se tienen dos opciones comunes, la primera es que el transductor tenga curvatura y la segunda es utilizar un lente colector que al igual que la primera enfoque más el haz. Como ultimo el ajuste de esta característica se hace mediante la ecografía, ya sea por enfoque mecánico o electrónico. En la actualidad hay gran variedad en las técnicas ecograficas, generalmente hay tres modos el A, B y M, cada uno con propiedades diferentes como la dúplex y doppler, al igual que los transductores ya sean lineales, convexo y sectorial según la necesidad, igualmente salida de estos van a su respectivo procesamiento de señal y imágenes, en el cual se llevan a cabo los siguientes pasos. [41] [40]

- Preprocesamiento
- Postprocesamiento
- Compensación de tiempo de ganancia
- Potencia Transmitida
- Ganancia global

13.6. Identificación de nervios en imágenes de ultrasonido

La identificación de nervios en imagen de ultrasonido se convertido en una técnica indispensable para los diferentes procedimientos médicos, el más común de todos es el bloqueo de nervios, que consiste en una o varias inyecciones directas al nervios de medicamentos o anestesia, con el fin de bloquear las señales de dolor. Anteriormente la ubicación del nervio en cuestión se hacia por palpación, técnica que en el mejor de los casos, el medico aplicaba la anestesia muy cerca al nervio permitiendo el bloqueo, desde la aparición del ultrasonido se ha mejorado un poco en la localización, pero aun el medico tiene que demostrar su “pericia” diferenciando el nervio en imágenes poco claras. Cabe resaltar que antes de iniciar cualquier proceso el medico debe analizar, que región y en que condiciones se debe realizar la incidencia del haz sonoro, para poder realizar un proceso de calibración que permita obtener imágenes muy detalladas del nervio. [42]

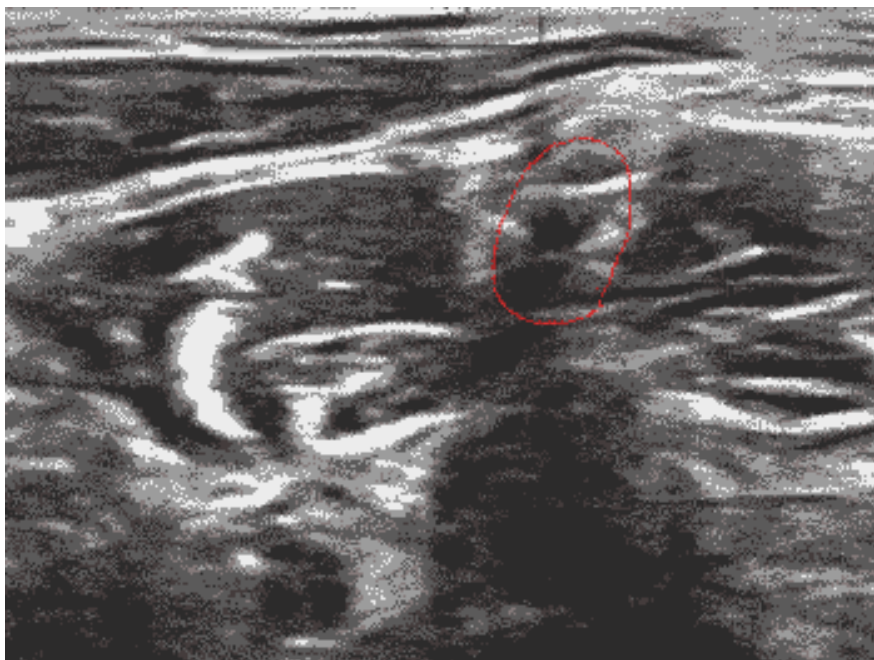


Figura 6: Captura de una segmentación en tiempo real.[42]

En la actualidad hay lugares donde la ubicación del nervio se hace en tiempo real, por medio de cursores puestos por el mismo profesional de la salud, en la pantalla donde se muestra el ultrasonido, situación que se sigue prestando para errores que pueden causar la pérdida de anestesia o incluso el ingreso de esta al torrente sanguíneo, desencadenando otros problemas. Aun es inusual ver lugares donde se cuente con software que permitan la segmentación automática del nervio con gran veracidad(figura 6), debido a las características limitadas de estos, que no permiten abarcar problemas como la variación en la estructura del nervio a la hora de modelar la textura, la poca inteligibilidad y la fácil variación de la forma para un mismo nervio.[43]

13.7. Nervios periféricos:

Una división clásica es la del sistema nervioso central y el periférico, el primero está compuesto por el encéfalo y médula espinal en el cráneo y conducto vertebral, el periférico comprende a las demás estructuras nerviosas, esta división puede parecer “arbitraria”, pero es adoptada por motivos de claridad. Específicamente el sistema nervioso periférico interconecta a todos los tejidos y órganos con el sistema nervioso central. Desde el punto de vista anatómico

y funcional, se distinguen dos grupos de nervios, que difieren por su estructura, su distribución y su acción [44]:

- Nervios Cerebroespinales: Se encarga de la unión con el mundo exterior (vida de relación) y se encuentran sometidos al control de la consciencia y de la voluntad. Dirigen los músculos estriados y transmiten los distintos tipos de sensibilidad.
- Nervios Simpáticos: Son los que dirigen las funciones del mundo interior en el organismo (vida neurovegetativa) con independencia de la voluntad y de la consciencia. Forma parte del sistema nervioso autónomo. [44]

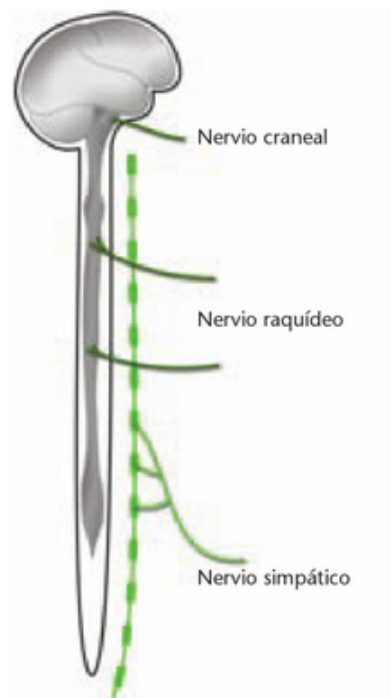


Figura 7: División General del sistema nervioso.[44]

Se puede observar en la figura número 7, la división del sistema nervioso nombrada anteriormente, en gris el sistema nervioso cerebroespinal que está compuesto principalmente por el nervio craneal y el raquídeo, y en verde el nervio simpático que hace parte de sistema nervioso autónomo. Generalmente los nervios periféricos son empleados en la medicina para

diferentes procedimientos y tratamientos, siendo ubicados por diversos métodos como la palpación y el más común con imágenes de ultrasonido(según la zona), debido a que con estos se puede identificar zonas que estén presentando problemas, eliminar o reducir el dolor por medio de la aplicación directa de medicamentos, entre muchos otros procedimientos posibles, que tienen como fin en común el bienestar de los pacientes [44].

14. METODOLOGÍA

Base de datos: Para el desarrollo del proyecto se contará con bases de datos que contienen diferentes tipos de nervios periféricos y su correspondiente mapa de etiquetas, con el fin de modelar la segmentación de nervios periféricos.

Ultrasound Nerve Segmentation: Es una base de datos de libre acceso proveniente de www.kaggle.com, contiene imágenes de ultrasonido del nervio plexio braquial y su correspondiente mapa de etiquetas, la base de datos se liberó en el 2016 con el objetivo apoyar en el bloqueo de este nervio para operaciones quirúrgicas, el mejor resultado obtuvo un dice score de 0.73226 % [45].

UltraDB-UTP: La base datos fue obtenida por la UTP (Universidad Tecnológica de Pereira)y el hospital Santa Monica de Pereira, consta de imágenes de ultrasonido provenientes de pacientes a los cuales se les aplicó un bloqueo de nervios [26].

En la metodología de este proyecto de aplicación se definen los pasos más importantes para el cumplimiento de los objetivos específicos que conllevan al cumplimiento del objetivo general.

Para el objetivo específico 1 denominado “Construir un modelo de aprendizaje generativo adversario que permita generar un mapa de segmentación a partir de una imagen de ultrasonido cuantificando su exactitud por medio de funciones de perdida.”

1. Se definirá la arquitectura del segmentador con la cual se pueda obtener un mapa de etiquetas a partir de una imagen de ultrasonido, definiendo su exactitud por medio de funciones de perdida que optimizarán la red en el proceso de entrenamiento [24]
2. Se determinará una arquitectura para la red discriminadora la cual permita clasificar si una segmentación es proveniente de la base de datos o generada por la red segmentadora [24].

Para el objetivo específico 2 denominado “Desarrollar una estrategia de ajuste que utilice enfoques generativos adversarios para aprender la variabilidad de las texturas anatómicas.”

1. Se desarrollará una rutina de entrenamiento adversario entre la red encargada de segmentar la estructura nerviosa en la imagen de ultrasonido y el discriminador el cual será

optimizado para forzar a la red segmentadora a generar mejores mapas de etiquetas en el transcurso del entrenamiento [36].

2. Se implementaran funciones de costo que permitan ajustar los pesos de la red segmentadora mediante el error del discriminador al clasificar una imagen generada como real, con el fin de aprender la distribución de los mapas de segmentación provenientes de la base de datos [21].

Para el objetivo específico 3 denominado “ Evaluar la exactitud del sistema automático para identificar los nervios periféricos mediante métodos cuantitativos y compararlos con enfoques comúnmente utilizados en el estado del arte”

1. Se calculará el error de las segmentaciones generadas con respecto a las etiquetas reales provenientes de un subconjunto de datos que no hagan parte del conjunto de datos de entrenamiento, con el fin de comprobar la generalización del modelo obtenido [46].
2. Se analizaran las ventajas y desventajas de diferentes arquitecturas para contrastar los resultados de la segmentación con las técnicas encontradas en el estado del arte [46].

15. PRESUPUESTO Y RECURSOS NECESARIOS

Tabla 3: Tabla de presupuestos y recursos necesarios [Fuente: propia].

Rubros	U. del Quindío		Estudiante		Total
	Efectivo	Recurrente	Efectivo	Recurrente	
Personal					
Trabajo director \$35.000 la hora, 2 horas semanales por 6 meses		\$1'680.000			\$1'680.000
Trabajo investigador 1 \$6.900 la hora, 21 horas semanales por 6 meses		\$1'440.900			\$1'440.900
Trabajo investigador 2 \$6.900 la hora, 21 horas semanales por 6 meses		\$1'440.900			\$1'440.900
Equipos					
Computador Hp					\$1'200.000
Computador Samsung					\$1'100.000
Software					
Google Colab		\$0		\$0	\$0
Materiales e insumos					
Impresiones					\$20.000
TOTAL		\$6'316.800			8'636.800

16. CRONOGRAMA

Tabla 4: Tabla de cronograma separada por semanas [Fuente: propia].

Concepto	Enero				Febrero				Marzo				Abril				Mayo				Junio				Ocupación en horas
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	
Solución Obj. Esp 1	x	x	x	x	x	x	x	x																	200
Solución Obj. Esp 2									x	x	x	x	x	x	x										200
Solución Obj. Esp 3																	x	x	x	x					25
Divulgación de resultados																					x	x	x	x	25

Referencias

- [1] N. L. S. Palomino and U. R. Concha, “Técnicas de segmentación en procesamiento digital de imágenes,” *Revista de Ingeniería de Sistemas e Informática*, pp. 8–9, 2009.
- [2] P. Gil, F. Torres, O. Zamora, and F. Gabriel, “Detección de objetos por segmentación multinivel combinada de espacios de color,” *XXV Jornadas de Automática*, p. 2, 2004.
- [3] P. Argibay, “Estadística avanzada: el problema del sobreajuste y el método de descripciones mínimas,” *Revista del hospital Italiano de Buenos Aires*, vol. 31, p. 4, 2011.
- [4] J. Horcasitas, “¿Qué es una época en deep learning?,” 2018.
- [5] R. Mesa Perez, “la cuarta revolución industrial escenario propicio para el desarrollo del talento humano en salud,” *Revista de investigación e innovación en salud*, pp. 32–36, 2019.
- [6] J. Minnema, M. van Eijnatten, W. Kouw, F. Diblen, A. Mendrik, and J. Wolff, “CT image segmentation of bone for medical additive manufacturing using a convolutional neural network,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 103, no. October, pp. 130–139, 2018.
- [7] M. Xian, Y. Zhang, H. D. Cheng, F. Xu, K. Huang, B. Zhang, J. Ding, C. Ning, and Y. Wang, “A benchmark for breast ultrasound image segmentation (busis),” 2018.
- [8] M. H. Yap, G. Pons, J. Martí, S. Ganau, M. Sentís, R. Zwigglelaar, A. K. Davison, and R. Martí, “Automated Breast Ultrasound Lesions Detection Using Convolutional Neural Networks,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 22, no. 4, pp. 1218–1226, 2018.
- [9] N. Ghavami, Y. Hu, E. Bonmati, R. Rodell, E. Gibson, A. Nooshin Ghavami, C. Moore, and D. Barratt, “Automatic slice segmentation of intraoperative transrectal ultrasound images using convolutional neural networks,” *SPIE Medical Imaging*, no. 12, p. 1057603, 2018.
- [10] F. Arturo Salazar Perez and G. Rodriguez Sanchez, “Realización de bloqueos de nervio periférico,” Tech. Rep. 3, Anesthesia deorum ars sacare, 2011.
- [11] J. Pérez-Cajaraville, D. Abejón, J. R. Ortiz, and J. R. Pérez, “El dolor y su tratamiento a través de la historia,” *Revista de la Sociedad Española del Dolor*, vol. 12, pp. 373–384, 2005.

- [12] G. E. Mejía-Terrazas and E. Peralta Zamora, “Bloqueo de nervios periféricos guiados por ultrasonido,” *Revista Mexicana de Anestesiología*, pp. 282–297, 2008.
- [13] P. G. López, “Estimulador de nervios periféricos: Método alternativo de neurolocalización de plexos nerviosos en anestesia regional,” *Revista Medica Hospital General de México*, vol. 71, no. 2, pp. 103–108, 2008.
- [14] G. E. Mejía Terrazas and G. Lemus Zaragoza, “Anestesia para cirugía de hombro,” *Colegio Mexicano de anestesiología A.C*, vol. 34, no. 2, 2011.
- [15] G. Enrique, M. Terrazas, and G. Z. Lemus, “Principios básicos del ultrasonido para bloqueo de nervios periféricos,” *medigraphic*, vol. 2, pp. 71–76, 2008.
- [16] M. F. Perez, Cucchi, P. Montes, and G. Miguel, “Bloqueo continuo de los nervios pectorales para cirugía de mama,” 2011.
- [17] M. S. Acedo Gutiérrez, “Tratamiento del dolor: técnicas locorregionales. Bloqueos,” *Oncología (Barcelona)*, vol. 28, no. 3, pp. 38–40, 2005.
- [18] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, “Generative adversarial nets,” in *Advances in neural information processing systems*, pp. 2672–2680, 2014.
- [19] X. Yi, E. Walia, and P. Babyn, “Generative adversarial network in medical imaging: A review,” *Medical Image Analysis*, vol. 58, p. 101552, Dec 2019.
- [20] W. Zhu, X. Xiang, T. D. Tran, G. D. Hager, and X. Xie, “Adversarial deep structured nets for mass segmentation from mammograms,” 2017.
- [21] Y. Xue, T. Xu, H. Zhang, L. R. Long, and X. Huang, “Segan: Adversarial network with multi-scale l1 loss for medical image segmentation,” *Neuroinformatics*, vol. 16, p. 383–392, May 2018.
- [22] A. Tuysuzoglu, J. Tan, K. Eissa, A. P. Kiraly, M. Diallo, and A. Kamen, “Deep Adversarial Context-Aware Landmark Detection for Ultrasound Imaging,” *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 11073 LNCS, pp. 151–158, 2018.
- [23] C. Liu, F. Liu, L. Wang, L. Ma, and Z.-M. Lu, “Segmentation of nerve on ultrasound images using deep adversarial network,” *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 14, pp. 53–64, 02 2018.

- [24] P. Isola, J.-Y. Zhu, T. Zhou, and A. A. Efros, “Image-to-image translation with conditional adversarial networks,” 2016.
- [25] L. Vercio, *Ingenieria de descriptores y aprendizaje automatico en la segmentacion de ultrasonido intravascular*. PhD thesis, Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires, 2017.
- [26] H. F. Garcia, J. J. Giraldo, M. A. Alvarez, A. A. Orozco, and D. Salazar, “Peripheral Nerve Segmentation Using SpeckleRemoval and Bayesian Shape Models,” *Springer International*, 2015.
- [27] M. Perlas, Anahi, M. Chan, Vincent W. S., and M. Simons, Martin, “Brachial Plexus Examination and Localization Using Ultrasound and Electrical Stimulation: A Volunteer Study,” *Anesthesiology: The Journal of the American Society of Anesthesiologists*, vol. 99, pp. 429–435, 08 2003.
- [28] J. I. Manrique Bacca, “Características de las demandas por lesiones a nervios periféricos durante procedimientos invasivos. Vinculación de los anestesiólogos,” *Revista Colombiana de Anestesiología*, vol. 34, pp. 83 – 88, 06 2006.
- [29] J. J. Giraldo Gutierrez, *Segmentación automática de estructuras nerviosas en imágenes de ultrasonido: una comparación entre técnicas de procesamiento de imágenes y modelos Bayesianos no paramétricos*. PhD thesis, Universidad Tecnológica de Pereira, 2015.
- [30] J. F. Asenjo, “Bloqueos de nervios periféricos continuos asistidos por ultrasonido,” *Revista Mexicana de Anestesiología*, vol. 31, p. 1, 2008.
- [31] C. S. Fernando Izaurieta, “Redes Neuronales Artificiales,” 2015.
- [32] C. M. Bishop, *Pattern Recognition And Machine Learning*. Cambridge UK: Springer, 2006.
- [33] Q. V. Le, “A tutorial on deep learning part 2: Autoencoders, convolutional neural networks and recurrent neural networks,” 2015.
- [34] J. D. Suárez, “Redes neuronales convolucionales en r. reconocimiento de caracteres escritos a mano,” Master’s thesis, Universidad de Sevilla, 2017.
- [35] C. R. Samer Hijazi, Rishi Kumar, “Using convolutional neural networks for image recognition,” *Cadence*, 2015.
- [36] I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, “Generative adversarial networks,” 2014.

- [37] A. Radford, L. Metz, and S. Chintala, “Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks,” 2015.
- [38] F. Atenas, F. Sanhueza, and C. Valenzuela, “Redes Neuronales Adversarias Convolucionales para Generación de Imágenes,” 2015.
- [39] Thalles, “A Short Introduction to Generative Adversarial Networks.” <https://sthalles.github.io/intro-to-gans>, 2017. Accedido: 2020-01-23.
- [40] G. Schmidt, B. Beuscher-Willems, L. Brugmann, C. Gorg, T. Grebe, and L. Greiner, *Ecografía De la imagen al diagnóstico*, vol. 6. Madrid, España: Editorial Medica Panamericana, 2007.
- [41] M. Rojas-Gómez, R. Blanco, V. Roa, A. González, A. Ortiz Zableh, and A. Azuero, “Anestesia regional guiada por ultrasonido en territorio del nervio pudendo,” *Revista Colombiana de Anestesiología*, 07 2017.
- [42] M. Dornala, “On segmentation of Ultrasound Images of the Neck.” <https://manikantareddy.github.io/blog/ultrasound-nerve-segmentation/>, 2016. Accedido: 2020-01-23.
- [43] G. Z. L. Gabriel Enrique Mejía Terrazas, “Principios básicos del ultrasonido para bloqueo de nervios periféricos,” *medigraphic*, vol. 6, p. 6, 2008.
- [44] A. C. Jean Pierre Barral, *Manipulación de los nervios periféricos*. Barcelona, Espana: elsevier masson, 2019.
- [45] “Ultrasound nerve segmentation.” <https://www.kaggle.com/c/ultrasound-nerve-segmentation>. Accedido: 2019-11-20.
- [46] S. Kazemini, C. Baur, A. Kuijper, B. van Ginneken, N. Navab, S. Albarqouni, and A. Mukhopadhyay, “Gans for medical image analysis,” 2018.

ACTA DE PROPIEDAD INTELECTUAL

Proyecto: REDES GENERATIVAS ADVERSARIAS PARA LA SEGMENTACIÓN DE NERVIOS PERIFÉRICOS

Todos los partícipes conocen y aceptan el estatuto de propiedad intelectual de la Universidad del Quindío, el de las empresas participantes y también el reglamento de elaboración de trabajos de grado de la Facultad de Ingeniería.

FIRMA DE LAS PARTES IMPLICADAS.

Andrés Jiménez García
1.096.040.272
Estudiante

Wilson Andrés Rodríguez Mosquera
1.005.784.509
Estudiante

Hernán Felipe García Arias
1.094.881.191
Director