

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA



DETECCIÓN DE CANCER DE PIEL MEDIANTE  
SEGMENTACIÓN SEMÁNTICA

POR

MARIO ALBERTO FLORES HERNÁNDEZ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
LICENCIATURA EN INGENIERÍA EN MECATRÓNICA

FEBRERO 2021

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA



DETECCIÓN DE CANCER DE PIEL MEDIANTE  
SEGMENTACIÓN SEMÁNTICA

POR

MARIO ALBERTO FLORES HERNÁNDEZ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
LICENCIATURA EN INGENIERÍA EN MECATRÓNICA

FEBRERO 2021



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA  
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesis «Detección de cancer de piel mediante segmentación semántica», realizada por el alumno Mario Alberto Flores Hernández, con número de matrícula 1719126, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de Licenciatura en Ingeniería en Mecatrónica.

El Comité de Tesis

---

Dra. Satu Elisa Schaeffer  
Asesora

---

Dr. Romeo Sánchez Nigenda  
Revisor

---

Dra. Sara Elena Garza Villarreal  
Revisora

Vo. Bo.

---

Dr. Fernando Banda Muñoz  
Subdirector Académico

San Nicolás de los Garza, Nuevo León, febrero 2021

# ÍNDICE GENERAL

---

<b>Indice de Figuras</b>	<b>VII</b>
<b>Indice de Cuadros</b>	<b>VIII</b>
<b>Notaciones</b>	<b>IX</b>
<b>Agradecimientos</b>	<b>x</b>
<b>Resumen</b>	<b>xi</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Hipótesis . . . . .	3
1.2. Objetivos . . . . .	3
1.3. Estructura de la Tesis . . . . .	4
<b>2. Antecedentes</b>	<b>6</b>
2.1. Cáncer de Piel . . . . .	6
2.1.1. Tipos de Cáncer de Piel . . . . .	7
2.2. Redes Neuronales . . . . .	8

2.2.1. Imágenes como Datos . . . . .	8
2.2.2. Modelo . . . . .	9
2.2.3. Evaluación y Optimización . . . . .	11
<b>3. Estado del Arte</b>	<b>13</b>
3.1. Trabajos Similares . . . . .	14
3.2. Análisis Comparativo . . . . .	17
3.3. Áreas de Oportunidad . . . . .	19
<b>4. Implementación de la Solución</b>	<b>20</b>
4.1. Metodología . . . . .	20
4.2. Datos . . . . .	20
4.3. Implementación . . . . .	20
<b>5. Resultados</b>	<b>21</b>
5.1. Diseño Experimental . . . . .	21
5.2. Resultados . . . . .	21
<b>6. Conclusiones</b>	<b>22</b>
6.1. Discución . . . . .	22
6.2. Trabajo a Futuro . . . . .	22
<b>Glosario</b>	<b>23</b>

---

**Bibliografía**

**26**

# ÍNDICE DE FIGURAS

---

1.1. Ilustración de las capas de la piel y sus apéndices [12]. . . . .	1
1.2. Ejemplo de melanoma [7]. . . . .	2
1.3. Comparación de dato de entrada (a) y la salida deseada (b). . . . .	4
2.1. Representación de las dimensiones en una imagen con tres canales de color. . . . .	9
2.2. Ejemplo de un perceptrón. . . . .	10

# ÍNDICE DE CUADROS

---

3.1. Similitudes y diferencias entre los trabajos revisados. . . . .	18
--	----



# NOTACIONES

---

A continuación se resumen las notaciones usadas a lo largo de este trabajo de tesis, incluyendo el símbolo, significado y equivalente en el idioma inglés.

- $x$ , dato de entrada (input).
- $y$ , dato de salida (output).
- $\hat{y}$ , salida estimada (estimated output).
- $d$ , dimensión de entrada (input dimension).
- $d_o$ , dimensión de salida (output dimension).
- $n_s$ , número de muestras (samples).
- $e_i$ , entrada del nodo (node input).
- $p_i$ , peso entre la entrada y el nodo (weight).
- $\phi$ , función de activación (activation).

# AGRADECIMIENTOS

---

Quiero agradecer primeramente mi madre Patricia Hernández Romero por siempre representar un ejemplo de esfuerzo y superación a cada uno de los obstáculos que se han presentado.

A mi padre Mario Alberto Flores Rosales (†), quien me enseñó las virtudes del trabajo y la disciplina.

A la Dra. Satu Elisa Schaeffer por la asesoría, paciencia y consejos otorgados durante el desarrollo de este trabajo.

A mis compañeros de la FIME y del ITESM quienes me han otorgado su tiempo para enriquecer y ampliar mis conocimientos y que además de eso, me han servido como modelos a seguir y ejemplos de superación.

# RESUMEN

---

Mario Alberto Flores Hernández.

Candidato para obtener el grado de Licenciatura en Ingeniería en Mecatrónica.

Universidad Autónoma de Nuevo León.

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica.

Título del estudio: DETECCIÓN DE CANCER DE PIEL MEDIANTE SEGMENTACIÓN SEMÁNTICA.

Número de páginas: 26.

OBJETIVOS Y MÉTODO DE ESTUDIO: Desarrollar una herramienta de asistencia para la detección de cáncer de piel utilizando las técnicas mas actuales de visión computacional e inteligencia artificial, se pretende desarrollar mediante *software* y tecnicas de *segmentación semántica* una aplicación que permita introducir una imagen y como resultado obtengamos un mapa de características segmentado en una o más categorías.

CONTRIBUCIONES Y CONCLUSIONES: La principal contribución de este trabajo de tesis está dirigido al área de *hospital 4.0*, ya que el método planteado para la detección del cáncer en la piel involucra el uso de las tecnologías desarrolladas mediante inteligencia artificial. Esto beneficia especialmente al proceso el paciente puede obtener su diagnostico. [Pend: Agregar mas información.]

Firma de la asesora: \_\_\_\_\_  
Dra. Satu Elisa Schaeffer

## CAPÍTULO 1

# INTRODUCCIÓN

---

La piel es considerada el órgano mas grande del cuerpo humano, y está compuesta por tres capas: *epidermis*, *dermis* e *hipodermis* (figura 1.1). La principal función de la piel es proteger al cuerpo de las hostilidades del medio ambiente como la radiación solar y los factores externos como las bacterias, sin embargo también cumple otras funciones importantes aparte de proteger los órganos y los tejidos internos, tales otras funciones son regular nuestra temperatura corporal, registrar sensaciones de presión, frío, calor y es una interfaz para poder sentir e interactuar con lo que tenemos a nuestro alrededor.

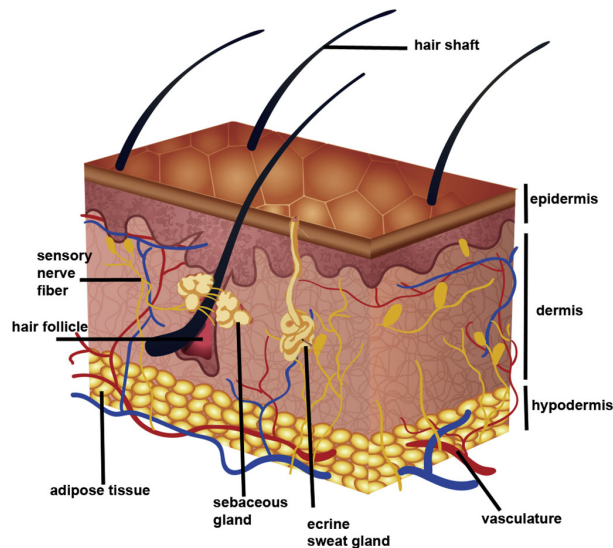


FIGURA 1.1: Ilustración de las capas de la piel y sus apéndices [12].

[Pend: Traducir a español y remover etiquetas no relevantes.]

Sin embargo, debido a la exposición continua a las radiaciones de la luz es común desarrollar enfermedades en la piel que afectan la forma en que las células de la piel se reproducen, causando graves daños en el tejido celular y en algunos casos resultando letal. Estas anomalías en la piel se denominan como *cáncer de piel*, y se clasifican de la siguiente forma: cáncer de células basales, cáncer de células escamosas y melanomas [8].



FIGURA 1.2: Ejemplo de melanoma [7].

Su detección temprana es imprescindible para reducir las probabilidades de fallecimiento. Por lo tanto es necesario seguir desarrollando tecnologías que faciliten la detección de este tipo de padecimientos de forma rápida y sencilla que vaya enfocada en aumentar la accesibilidad a dichos diagnósticos y de esta forma reducir la tasa de mortalidad por este padecimiento.

En los últimos años se han logrado muchos avances en cuanto al desarrollo de software inteligente lo cuál ha permitido un mayor acceso a diferentes servicios, una de las tecnologías que han adquirido mayor importancia es la *red neuronal*, se trata de una tecnología que tiene la capacidad de *aprender* mediante el uso de datos históricos y mediante funciones de optimización crear un modelo matemático capaz de predecir, clasificar o recrear datos futuros o desconocidos. Algunos de los sectores que han comenzado a adoptar esta tecnología son: el sector automotriz (piloto automático), el sector de manufactura (optimización de procesos), el sector de entretenimiento (recomendaciones personalizadas), el sector médico (diagnóstico

de imágenes).

## 1.1 HIPÓTESIS

Es posible clasificar los píxeles en distintas categorías dentro de una imagen gracias a los avances actuales de inteligencia artificial y la técnica de segmentación. Mediante la técnica de *segmentación semántica* es posible crear un reconocedor visual que no solo detecte la presencia y ubicación del elemento a reconocer, sino que, también obtenga otros datos descriptivos del elemento como el tamaño, forma y región que abarca dentro de la imagen.

## 1.2 OBJETIVOS

Primero en *objetivo general* se habla de manera conceptual la problemática a resolver tales como cuales son las situaciones en las que podemos optimizar la resolución de un problema mediante el uso de la red neuronal, posteriormente en los *objetivos específicos* se describe de forma puntual los pasos a realizar en el presente trabajo de tesis para llegar al resultado deseado.

El *objetivo general* de este trabajo de tesis es la creación de una aplicación capaz de detectar anomalías en la superficie piel que correspondan a alguno de los tipos de *cáncer de piel* mediante imágenes (basalioma, carcinoma, melanoma), con el uso de la red neuronal de *segmentación semántica* usando como base la arquitectura de red neuronal mencionada en Wu *et al.* [13].

El *objetivo específico*, es el implementar un modelo de red neuronal cuya entrada sean imágenes que pueden o no contener la presencia de alguno de los tipos de cáncer de piel comunes, y como salida del modelo se obtenga un mapa de características donde de haber presencia de el cáncer este se distinga mediante una región colorada

en el espacio que abarca. El modelo debe cumplir con las siguientes características:

- El modelo debe ser capaz de trabajar con imágenes a color o en blanco y negro.
- El modelo debe contar con una función capaz de evaluar la precisión.
- El modelo debe contar con un algoritmo capaz de optimizar la precisión.
- El modelo debe ser capaz de segmentar correctamente imágenes no usadas en los datos de entrenamiento.

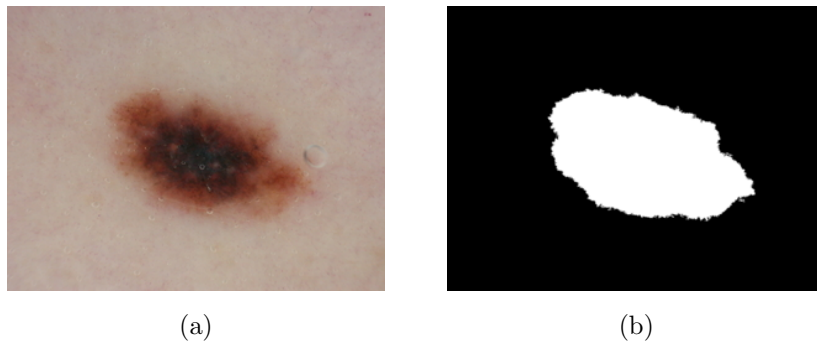


FIGURA 1.3: Comparación de dato de entrada (a) y la salida deseada (b).

En la figura 1.3 (a) se observa como la imagen entrante presenta un caso de melanoma y posteriormente, en la figura 1.3(b) se puede observar la misma imagen después de pasar por una secuencia de transformaciones, esto se denomina *segmentación semántica* y se refiere a la acción de separar y clasificar en una o mas categorías los objetos detectables en una imagen.

## 1.3 ESTRUCTURA DE LA TESIS

En esta sección se dará una breve descripción sobre el orden en el que se desarrollan los temas y el contenido de estos.

En el capítulo 2 se habla sobre los antecedentes relacionados al presente trabajo de tesis, primero se empieza definiendo la naturaleza del problema con el que se pretende tratar, después algunos conceptos clave que serán necesarios para la comprensión de la implementación propuesta tales como las dimensiones de los datos y los algoritmos de evaluación y optimización.

En el capítulo 3 se habla se recopilan trabajos relacionados al método o problemática en cuestión, se estudian las características de dichos trabajos y se busca un punto de convergencia entre estos y el presente trabajo de tesis con el fin de comparar las áreas de oportunidad.

En el capítulo 4 se describe de forma estadística los datos que serán utilizados para realizar el experimento, tomando en cuenta la distribución de los píxeles en distintas regiones de la imagen, entre otros parámetros.

En el capítulo 5 se detalla el proceso de implementación, primero se describirán las características del hardware, se describe la arquitectura del modelo y las transformaciones por las que pasará la imagen y luego se hará una comparativa con distintos modelos de redes neuronales para comparar tiempo de entrenamiento, precisión y resultado.

Finalmente, en el capítulo 6 se exponen los resultados obtenidos de la implementación del producto científico en el capítulo anterior, así como un análisis y conclusión final sobre los valores obtenidos en precisión y tiempo de entrenamiento.



## CAPÍTULO 2

# ANTECEDENTES

---

En este capítulo se introducen de forma teórica los conceptos relacionados a los tipos de cáncer y las redes neuronales, primero se define que es el *cáncer de piel*, cuales son los factores que influyen en el desarrollo de este padecimiento, los tipos de cáncer y las diferencias entre estos. Después algunos conceptos relacionados con las redes neuronales necesarios para un entendimiento sólido del *aprendizaje profundo*, tales como los elementos clave que conforman a la red neuronal, la manera en la que esta evalúa su precisión, y el algoritmo de optimización.

## 2.1 CÁNCER DE PIEL

El *cáncer de piel* es una enfermedad que suele relacionarse con la aparición de lunares o manchas que no se encontraban previamente, se pueden manifestar como manchas oscuras o rojizas, bultos y/o escamas en la superficie de la piel y afecta a todos los tonos de la piel por igual. Esta enfermedad se desarrolla principalmente en partes del cuerpo expuestas al sol, sin embargo también se puede desarrollar en partes que no suelen exponerse. Algunos factores como la exposición a los rayos ultravioletas (UV), el uso de sustancias como el tabaco o el envejecimiento son factores correlacionados con la aparición del *cáncer de piel*, existen dos factores de envejecimiento y se dividen en dos grupos:

- Factores intrínsecos
- Factores extrínsecos

Los factores *intrínsecos* son aquellos que suceden de forma interna en la piel, un ejemplo de esto es el envejecimiento cronológico, el cual es un proceso natural que consiste en degradación del colágeno, la elastina y el adelgazamiento de la epidermis debido al envejecimiento celular al paso de los años y de el efecto de algunas hormonas.

Los factores *extrínsecos* son aquellos que suceden de forma agena al organismo, como es el caso del *foto-envejecimiento* el cual sucede cuando nos encontramos expuestos a los rayos ultravioletas (UV). Este factor de envejecimiento genera lesiones en las cadenas de ácido desoxirribonucleico (ADN) debido a la oxidación y afecta la regeneración de células, al sistema inmune y a la forma en la que se regula la pigmentación [9].

### 2.1.1 TIPOS DE CÁNCER DE PIEL

Existe una gran variedad de tipos de *cáncer de piel*, sin embargo son cuatro tipos los que destacan por tener una mayor incidencia:

- melanoma
- cáncer de piel no melanoma
- carcinoma de células basales
- carcinoma epidermoide de piel

[Pend: Necesito mas referencias sobre esta información]

## 2.2 REDES NEURONALES

Hasta hace algunos años, el desarrollo de aplicaciones de software solía realizarse de una forma robústa, por ejemplo, si deseáramos desarrollar una aplicación de reconocimiento de imágenes faciales de la forma tradicional requeriría un grupo de expertos en dicho rubro que desarrollen una secuencia de transformaciones específicas para eso, lo cual sería funcional pero no permitiría mucha variabilidad en las imágenes, sin embargo mediante las redes neuronales es posible resolver los mismos problemas de una forma distinta mediante el uso de bases de datos, el model de una red neuronal “aprende” de los datos registrados y crea un modelo que pueda generalizar las diferencias y evaluarse a sí misma para optimizar la predicción. Algunos de los puntos clave que conforman una red neuronal son los siguientes:

- Datos: Se debe determinar la naturaleza y la dimensión de los datos que entrarán al modelo.
- Modelo: Se debe crear un sistema que transforme los datos de entrada, en la salida deseada.
- Evaluación: El modelo debe tener la capacidad de evaluar su precisión.
- Optimización: El modelo debe contar con un algoritmo que optimice la precisión.

### 2.2.1 IMÁGENES COMO DATOS

Las imágenes se pueden definir como una matriz de  $m \times n \times 1$  pixeles en el caso de las imágenes de un solo canal (blanco y negro) y en el caso de imágenes a color es de  $m \times n \times k$ , donde  $k$  es igual al numero de canales de color que tenga

la imagen, siendo tres en el caso de imágenes RGB<sup>1</sup>, es importante definir si las imágenes ingresarán al modelo a color o en blanco y negro debido a que esto define el numero de nodos de entrada de este, ya que para cada pixel debe corresponder un nodo de entrada y en el caso de imágenes a color también deberá tener un número de capas de nodos de entrada igual al número de canales que tenga la imagen.

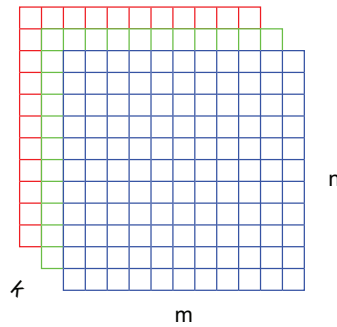


FIGURA 2.1: Representación de las dimensiones en una imagen con tres canales de color.

[Pend: Agregar representación de imagen de un canal en un subplot.]

### 2.2.2 MODELO

Un *modelo* se puede definir como el bloque intermedio entre los datos de entrada (*input*) y los datos de salida (*output*), es el sistema encargado de transformar los datos de entrada en la salida deseada y consta de los siguientes componentes:

La unidad principal que compone el modelo de la red neuronal es el perceptrón, denominado *nodo* en esta literatura. Se trata de una analogía matemática basada en el comportamiento de la neurona biológica, el nodo recibe  $n$  entradas, las cuales son multiplicadas por el peso  $p$ , se suma el producto de las entradas por sus pesos  $e \times p$  y finalmente se multiplica por la función de activación  $\phi$ .

<sup>1</sup>RGB: Se refiere a los tres canales de color rojo, verde y azul, por sus siglas en inglés (*red*, *green*, *blue*).

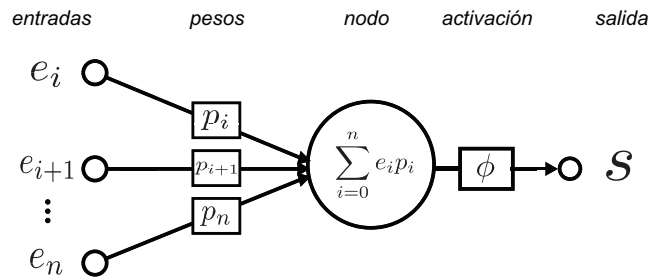


FIGURA 2.2: Ejemplo de un perceptrón.

Partiendo de lo anterior, creando arreglos con estos nodos podemos formar estructuras denominadas *redes neuronales*, las cuales cuentan con las siguientes características para cumplir las funciones básicas de clasificación:

- Capa de nodos de entrada (*input nodes*): Se trata de la primera capa del modelo, en el caso de imágenes a cada pixel le corresponde un nodo de entrada. Estos nodos deben tener las mismas dimensiones que las imágenes de entrada.
- Capa de nodos ocultos (*hidden nodes*): Las dimensiones de estos nodos pueden ser diferentes a los de entrada y tener varias capas ocultas, sin embargo esto puede afectar la complejidad y precisión del modelo.
- Capa de nodos de salida (*output nodes*): Esta es la capa de salida del modelo, las dimensiones de la capa de salida determinan las dimensiones del dato resultante.
- Función de activación (*activation*): Se trata de una función dentro de cada nodo que interactúa con el valor entrante y se multiplica por el peso.
- Pesos (*weights*): Se trata de un valor entre el nodo de la capa actual y el nodo siguiente inicializado de forma aleatoria y después ajustado por un algoritmo para aproximar la salida al valor real.
- Bías (*bias*): Se trata de un valor constante que se suma al resultado de la función de activación y el peso, de esta forma se puede ajustar que tan fácil o difícil es activar un nodo.

### 2.2.3 EVALUACIÓN Y OPTIMIZACIÓN

Para realizar el proceso de *aprendizaje* del modelo, primero se debe evaluar cuál es el estado actual de las predicciones. Para esto es necesario evaluar que distancia existe entre el valor predicho y el valor real, esto se puede lograr mediante una *función de pérdida* que se encargue de determinar que tanta diferencia(*loss*) existe en las estimaciones del modelo con los pesos actuales.

Un ejemplo de la función de pérdida es el de la función logarítmica del costo (*log-likelihood*), como se muestra a continuación en donde:

$$l(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}) = - \sum_{j=1}^q y_j \log \hat{y}_j$$

- $q$ , representa el número de clases entre las debe cuales predecir.
- $y_j$ , representa valor real.
- $\hat{y}_j$ , representa valor estimado por el modelo.
- $j$ , representa la posición en el indizado de las clases.

Ya que se tiene calculada la pérdida del modelo en su configuración actual, es necesario actualizar el valor de todos los pesos dentro del modelo para poder acercarnos al valor real. Aquí es donde se requiere un algoritmo que primero determine si el peso de cada nodo debe aumentar o disminuir, y después de determinar la dirección realizar un ajuste antes de volver a evaluar el modelo.

Para esto existe el algoritmo de *gradiente descendiente*, comienza en un punto inicial y repetidamente da un paso hacia la dirección opuesta del gradiente en cada

punto y así minimizar el *costo*. A continuación se representa la forma del algoritmo:

Inicio;

**para**  $k = 0, 1, 2 \dots n$  **hacer**

$g_k \leftarrow \nabla f(x_k)$   
     $x_{k+1} \leftarrow x_k - t_k g_k$

## CAPÍTULO 3

# ESTADO DEL ARTE

---

En este capítulo se estudian las literaturas relacionadas con el presente trabajo de tesis con el objetivo de hacer una comparativa entre distintos métodos para resolver el mismo problema, o implementaciones similares para resolver problemas distintos.

En la primera sección *trabajos similares* se recopilan trabajos con características relacionadas al presente trabajo de tesis, ya sea relacionados con el método o con el problema que se pretende resolver, se describirá el tema que abarcan y los puntos que lo relacionan con el trabajo aquí presente.

En la segunda sección *análisis comparativo* se comparan las distintas características de los trabajos revisados, de esta forma podemos determinar las principales diferencias así como las ventajas y desventajas de cada trabajo. Así mismo se recopilarán todas estas diferencias en una tabla para visualizar mejor estas características.

Finalmente en las *áreas de oportunidad* se realiza una conclusión acerca de los resultados en la tabla comparativa.



### 3.1 TRABAJOS SIMILARES

A continuación se mencionan los trabajos revisados en los que se puede obtener un punto de convergencia ya sea en los métodos similares utilizados para resolver problemas diferentes o en su defecto métodos distintos para resolver problemas similares.

Badrinarayanan *et al.* [1], en este trabajo se habla sobre la arquitectura denominada *SegNet* utilizada principalmente para la conducción autónoma y la detección de peatones, se describe como una arquitectura convolucional, con la característica de que es una jerarquía de codificador-decodificador donde a cada codificación (*encoding*) corresponde una capa de agrupación de máximos (*max pooling*) y un decodificador. Inspirado principalmente en la arquitectura *VGG16*, con la diferencia de que el componente clave en esta arquitectura es el uso de convoluciones en lugar de la capa completamente conectada de nodos (*fully-connected-layer*) a la salida.

Ronneberger *et al.* [10], propone uno de los primeros modelos de la redes neuronales convolucionales denominada *U-net* dirigida al análisis de imágenes del área médica. Este trabajo consiste en una arquitectura con dos trayectorias: la trayectoria de contracción de la imagen y la trayectoria de expansión. En la trayectoria de contracción de la imagen se aplica una secuencia de convoluciones de dimensión  $3 \times 3$  con solapado, seguido de una función de activación de rectificación lineal unitaria (*ReLU*) y posteriormente una operación de agrupación de máximos (*max pooling*) para la compresión de la imagen (*downsampling*). Por otro lado, la trayectoria de expansión consiste de el escalado de la imagen (*upsampling*), en cada paso se aplica una capa de convolución de  $2 \times 2$  a la cuál se concatena una imagen recortada del mapa de características de la trayectoria de contracción y dos convoluciones de  $3 \times 3$  seguidos de una activación *ReLU* cada una. En total la arquitectura tiene 23 convoluciones (*U-net*) .

Chen *et al.* [2], en este trabajo se habla de la arquitectura denominada *Deep Lab*, la cual propone un acercamiento distinto a la parte de la reconstrucción en las capas finales del modelo. Al igual que otras arquitecturas cuenta con capas de convolución. agrupación de máximos y activación de rectificación lineal unitaria, sin embargo, el componente clave aquí es la denominada convolución de hoyos (*atrous convolution*), la cual es una modificación al filtro de convolución basado en la transformada de wavelet para el escalado del mapa de características (*upsampling*). De esta forma se obtiene una alternativa al uso de capas de deconvolución y así se aumenta la resolución del mapa de características a la salida del modelo sin aumentar el tiempo de computación o la cantidad de parametros.

Teichmann *et al.* [11], nos habla sobre la reducción de computaciones en en los modelos de redes neuronales convolucionales mediante la unificación de las tres tareas principales de estas: clasificación, detección y segmentación. Denominada como multi-red neuronal (*multinet*) se trata de una arquitectura tipo codificador-decodificador en donde el decodificador esta compuesto de tres ramas las cuales corresponden a las tareas de clasificación, detección y segmentación por lo que se realizan las tres tareas de forma simultanea partiendo de la misma entrada (*multi-tasking*) y usando la salida de cada una de las ramas para el ajuste fino de los parámetros del modelo (*fine-tuning*).

Kroner *et al.* [5], habla sobre un modelo de codificación-decodificación contextual basado en el proceso en el que los humanos obtenemos la información espacial de los escenarios visuales complejos, mediante un mapa topográfico de las salientes. Se basa en más en el proceso biológico con el que se obtiene la información espacial que en los métodos matemáticos para calcularla, dicho lo anterior, los principales componentes para determinar una saliente son color, la intensidad y la orientación.

Kadampur y Al Riyae [4], proponen el uso de los servicios de nube en conjunto con las redes neuronales profundas y el diseño de modelos utilizando modelos pre-entrenados. Para esto utilizan la herramienta de *deep learning studio (DLS)*, la

cual es un software que permite el uso de tarjetas gráficas (*GPU*) localizadas en la nube o localmente, y también permite el uso de múltiples tarjetas de forma simultánea (*multi-GPU*), la arquitectura usada para la detección de cáncer de piel en este trabajo es de una red neuronal profunda de clasificación, por lo que el modelo se codifica mediante convoluciones y se decodifica mediante capas de aplanamiento (*flatten layer*) para posteriormente entrar a una capa de nodos completamente conectada (*fully-connected-layer*) y obtener dos posibles resultados: es cáncer o no es cáncer.

Zhou *et al.* [14], habla sobre el uso del aprendizaje de máquina (*machine learning*) y las redes neuronales para la predicción teórica de nanomateriales. Para conseguir esto, es necesario determinar el número de capas y la heterogeneidad del material para posteriormente entender fenómenos visuales como el parpadeo y la emisión cuántica, concluyendo que las intensidades RGB están correlacionadas al número de capas en el material del grafeno.

Luc *et al.* [6], propone una alternativa al proceso de decodificación. Normalmente en las tareas de segmentación es necesaria la parte de codificación para realizar las predicciones a grado pixel y la decodificación para reconstruir la imagen con las categorías segmentadas. Este trabajo propone el uso de una red generativa adversaria (*GAN*), para utilizarse como decodificador, de esta manera se obtiene un mapa de etiquetas (*map layer*) con una mayor resolución.

Jain *et al.* [3], este trabajo habla sobre una herramienta de procesamiento de imágenes médicas relacionadas al melanoma basándose en sus características físicas como: asimetría, color, bordes y diámetro. Se basa en la técnica de segmentación de imágenes mediante el uso de filtros de contraste, detección de ejes, etc. No utiliza redes neuronales sin embargo

## 3.2 ANÁLISIS COMPARATIVO

A continuación se evalúan las características que poseen los distintos trabajos mencionados en la sección anterior, para esto se deberá definir una serie de características a evaluar que sirvan como punto de referencia entre estos trabajos, dichas características son las siguientes:

- Modelo. Tipo de arquitectura del modelo.
- Clasificación. El sistema puede clasificar entre distintas categorías.
- Segmentación. El sistema puede segmentar las imágenes.
- Supervisado. El sistema requiere de datos de datos de entrenamiento
- Pre-entrenamiento. El sistema puede utilizar pesos pre-entrenados en lugar de pesos aleatorios.
- Evaluación. El sistema cuenta con una función de evaluación y un algoritmo de optimización.
- Salida. Características de los datos obtenidos en la salida del modelo.

TABLA 3.1: Similitudes y diferencias entre los trabajos revisados.

Trabajo	Modelo	Clasificación	Segmentación	Supervisado	Pre-entrenamiento	Evaluación	Salida
Badrinarayanan <i>et al.</i> [1]	SegNet	✓	✓	✓	✓	✓	label map
Ronneberger <i>et al.</i> [10]	U-net	✓	✓	✓	×	✓	label map
Chen <i>et al.</i> [2]	DeepLab	✓	✓	✓	×	✓	label map
Teichmann <i>et al.</i> [11]	MultiNet	✓	✓	✓	×	✓	label map
Kroner <i>et al.</i> [5]	VGG16	✓	✓	✓	✓	✓	heat map
Kadampur y Al Riyacee [4]	CNN	✓	×	✓	×	✓	label map
Zhou <i>et al.</i> [14]	ML / SVM	✓	×	✓	×	✓	label
Luc <i>et al.</i> [6]	CNN/GAN	✓	✓	✓	✓	✓	label map
Jain <i>et al.</i> [3]	A.B.C.D	×	✓	×	×	×	label
Propuesta de tesis	FastFCN	✓	✓	✓	✓	✓	label map
✓- Implementado ✕- No Implementado							

[Pend: visualizar de forma horizontal.]

### 3.3 ÁREAS DE OPORTUNIDAD

En esta sección se señalan las características de los trabajos mencionados en la sección anterior y se compara con las características del método propuesto en este trabajo de tesis para obtener una comparativa sobre las áreas de oportunidad.

Para las tareas de segmentación es fundamental contar con un codificador y un decodificador eficientes, sin embargo aún mas importante es tener la capacidad de evaluarse así mismo y optimizarse, a diferencia de algunas técnicas mas robustas de diseño, las redes neuronales convolucionales permiten esas funcionalidades.

Otro aspecto importante a considerar es la capacidad del uso de pesos pre-entrenados a la hora de entrenar utilizando nuestros datos, ya que incluso cuando los pesos pre-entrenados fueron obtenidos mediante bases de datos no necesariamente relacionadas con el o los objetos que nosotros queremos detectar, pero con similitudes físicas, en teoría ofrece un mejor desempeño y reduce el tiempo de entrenamiento ya que de lo contrario, se tendría que inicializar el modelo con pesos distribuidos de forma aleatoria, por lo que la precisión inicial del modelo sería cercana al cero por ciento. En este trabajo de tesis, el modelo propuesto cuenta con la capacidad de utilizar pesos pre-entrenados, el reto está en seleccionar un conjunto de pesos que mejoren la precisión en el caso de imágenes médicas, ya que si los pesos utilizados fueron obtenidos con imágenes que difieren mucho de las imágenes que se utilizarán aquí, podría verse comprometida la precisión o el tiempo de entrenamiento.

## CAPÍTULO 4

# IMPLEMENTACIÓN DE LA SOLUCIÓN

---

### 4.1 METODOLOGÍA

### 4.2 DATOS

### 4.3 IMPLEMENTACIÓN

## CAPÍTULO 5

# RESULTADOS

---

### 5.1 DISEÑO EXPERIMENTAL

### 5.2 RESULTADOS



## CAPÍTULO 6

# CONCLUSIONES

---

### 6.1 DISCUSIÓN

### 6.2 TRABAJO A FUTURO

# GLOSARIO

---

## **dermis**

Se trata de la capa intermedia de la piel, es más gruesa que la epidermis y está conformada de folículos pilosos, glándulas sudoríparas, vasos sanguíneos y nervios los cuales están sostenidos por colágeno. 1

## **epidermis**

Se trata de la capa mas superficial de la piel, es también la mas delgada y está conformada en su mayoría por células llamadas queratinocitos o células escamosas, células basales y melanocitos. 1

## **hipodermis**

Se trata de la capa mas profunda de la piel, la principal función de esta capa es regular la temperatura y amortiguar los golpes externos para proteger a los órganos. 1

## **red neuronal**

Modelo matemático optimizado mediante funciones de cálculo para dar una salida deseada en base a una entrada. 2

## **segmentación semántica**

Algoritmo de la inteligencia artificial que asocia una categoría o etiqueta a cada píxel de una imagen. XI, 3

# BIBLIOGRAFÍA

---

- [1] BADRINARAYANAN, V., A. KENDALL y R. CIPOLLA (2015), «SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation», *CoRR*, **abs/1511.00561**, 1511.00561[cs.CV], URL <http://arxiv.org/abs/1511.00561>.
- [2] CHEN, L., G. PAPANDREOU, I. KOKKINOS, K. MURPHY y A. L. YUILLE (2016), «DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs», *CoRR*, **abs/1606.00915**, 1606.00915[cs.CV], URL <http://arxiv.org/abs/1606.00915>.
- [3] JAIN, S., V. JAGTAP y N. PISE (2015), «Computer Aided Melanoma Skin Cancer Detection Using Image Processing», *Procedia Computer Science*, **48**, págs. 735 – 740, international Conference on Computer, Communication and Convergence (ICCC 2015), URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915007188>.
- [4] KADAMPUR, M. A. y S. AL RIYAEI (2020), «Skin cancer detection: Applying a deep learning based model driven architecture in the cloud for classifying dermal cell images», *Informatics in Medicine Unlocked*, **18**, pág. 100282, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352914819302047>.
- [5] KRONER, A., M. SENDEN, K. DRIESSENS y R. GOEBEL (2020), «Contextual encoder–decoder network for visual saliency prediction», *Neural Networks*, **129**,

- págs. 261 – 270, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608020301660>.
- [6] LUC, P., C. COUPRIE, S. CHINTALA y J. VERBEEK (2016), «Semantic Segmentation using Adversarial Networks», *CoRR*, **abs/1611.08408**, 1611.08408, URL <http://arxiv.org/abs/1611.08408>.
- [7] MARAZZI, D. P. (2012), «Science Photo Library», URL [https://ichef.bbci.co.uk/news/660/media/images/77303000/jpg/\\_77303278\\_skin\\_cancer-spl-1.jpg](https://ichef.bbci.co.uk/news/660/media/images/77303000/jpg/_77303278_skin_cancer-spl-1.jpg).
- [8] MEDICAL, T. A. C. S. y EDITORIAL CONTENT TEAM (2019), «What Are Basal and Squamous Cell Skin Cancers?», URL <https://www.cancer.org/cancer/basal-and-squamous-cell-skin-cancer/about/what-is-basal-and-squamous-cell.html>.
- [9] RITTIE, L. y G. J. FISHER (2015), «Natural and Sun-Induced Aging of Human Skin», *Cold Spring Harb Perspect Med*, doi: 10.1101/cshperspect.a015370.
- [10] RONNEBERGER, O., P. FISCHER y T. BROX (2015), «U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation», *CoRR*, **abs/1505.04597**, 1505.04597[cs.CV], URL <http://arxiv.org/abs/1505.04597>.
- [11] TEICHMANN, M., M. WEBER, J. M. ZÖLLNER, R. CIPOLLA y R. URTASUN (2016), «MultiNet: Real-time Joint Semantic Reasoning for Autonomous Driving», *CoRR*, **abs/1612.07695**, 1612.07695[cs.CV], URL <http://arxiv.org/abs/1612.07695>.
- [12] TODOROVA, K. y A. MANDINOVA (2020), «Novel approaches for managing aged skin and nonmelanoma skin cancer», *Adv. Drug Deliv. Rev.*, <https://doi.org/10.1016/j.addr.2020.06.004>.
- [13] WU, H., J. ZHANG, K. HUANG, K. LIANG y Y. YU (2019), «FastFCN: Rethinking dilated convolution in the backbone for semantic segmentation», *arXiv preprint arXiv: 1903.11816[cs.CV]*.

- 
- [14] ZHOU, J., B. HUANG, Z. YAN y J.-C. G. BÜNZLI (2019), «Emerging role of machine learning in light-matter interaction», *Light: Science & Applications*, **8**(1), págs. 1–7.

# RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

---

Mario Alberto Flores Hernández

Candidato para obtener el grado de  
Licenciatura en Ingeniería en Mecatrónica

Universidad Autónoma de Nuevo León  
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

DETECCIÓN DE CANCER DE PIEL MEDIANTE SEGMENTACIÓN  
SEMÁNTICA

Nací el 4 de junio de 1997 en la ciudad de Monterrey, Nuevo León. Hijo del Sr. Mario Alberto Flores Rosales y la Sra. Patricia Hernández Romero. Comencé mis estudios de Ingeniería En Mecatrónica en agosto de 2014 en la Universidad Autónoma de Nuevo León, en marzo de 2019 llevé a cabo el diplomado de Innovación Biomédica.