

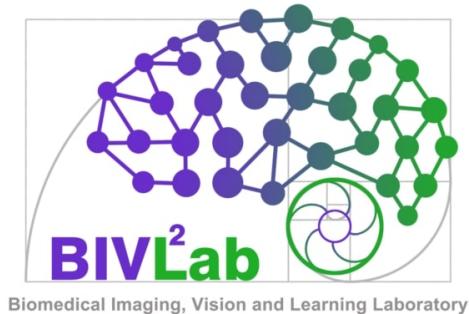
# **Modelo semi-supervisado de redes neuronales convolucionales equivariantes para la segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas**

## **Propuesta de Investigación - Plan de trabajo**

Maximiliano Garavito Chtefan

**Director:**  
David Romo Bucheli, Ph.D

Universidad Industrial de Santander  
Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas  
Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática  
Bucaramanga  
2024



# Contenido

Resumen . . . . .	1
Abstract . . . . .	2
<b>1 Introducción</b>	<b>3</b>
<b>2 Fundamentos y Trabajos Previos</b>	<b>5</b>
2.1 Patología digital . . . . .	5
2.2 Tipos de aprendizaje de máquina . . . . .	6
2.3 Redes neuronales profundas . . . . .	7
2.4 Redes neuronales convolucionales equivariantes . . . . .	11
2.5 Trabajos Previos en Redes neuronales Equivariantes . . . . .	16
<b>3 Planteamiento del problema y justificación</b>	<b>18</b>
<b>4 Objetivos</b>	<b>20</b>
4.1 Objetivo General . . . . .	20
4.2 Objetivos Específicos . . . . .	20
<b>5 Metodología</b>	<b>21</b>
5.1 Etapa 1. Selección de imágenes histopatológicas anotadas que hayan sido recopiladas para la clasificación y segmentación de estructuras microscópicas . . . . .	21
5.2 Etapa 2. Formulación e implementación del modelo semi-supervisado basado en una arquitectura de red neuronal convolucional equivariante para la segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas . . . . .	21
5.3 Etapa 3. Evaluación del desempeño del modelo de redes neuronales convolucionales equivariantes sobre un conjunto de validación de imágenes histopatológicas a través de métricas para la clasificación y segmentación de imágenes . . . . .	22
5.4 Etapa 4. Elaboración del informe final . . . . .	22
<b>6 Aspectos éticos</b>	<b>23</b>
<b>7 Cronograma</b>	<b>24</b>
<b>8 Presupuesto</b>	<b>25</b>

## RESUMEN

**Título:** Modelo semi-supervisado de redes neuronales convolucionales equivariantes para la segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas.<sup>1</sup>

**Autor:** Maximiliano Garavito Chtefan.<sup>2</sup>

**Palabras Clave:** Redes neuronales convolucionales equivariantes, imágenes histopatológicas, procesamiento de imágenes, aprendizaje semi-supervisado

**Objetivo General:** Desarrollar un modelo semi-supervisado de redes neuronales convolucionales equivariantes para la segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas.

### DESCRIPCIÓN:

La patología digital representa un cambio de paradigma en el enfoque tradicional de diagnóstico médico. Dentro de la medicina contemporánea los avances tecnológicos en curso remodelan constantemente las prácticas de atención médica. Por lo que, el desarrollo de la patología digital es un logro transformador que permite introducir una combinación de **tecnología de punta**, análisis de datos y experiencia clínica que puede transformar significativamente la forma en que se brinda la atención al paciente.

Dentro de las aplicaciones de la patología digital, una de las que mayor acogida e interés ha provocado han sido las que respectan al cáncer. Esto es debido a que es una de las principales causas de muerte a nivel global, ya que, se estima que hubo 20 millones de nuevos casos de cáncer y 10 millones de muertes por cáncer. La carga del cáncer aumentará aproximadamente en un 60% durante las próximas dos décadas, lo que afectará aún más a los sistemas de salud, a las personas y a las comunidades.

Dado esto, se requiere un nuevo enfoque como el uso de modelos de inteligencia artificial (IA), que optimizan y aceleran los métodos actuales. Aunque, se han desarrollado proyectos de aprendizaje automático dentro del ámbito de la patología digital, la limitada disponibilidad de imágenes obstaculiza los procesos de aprendizaje profundo y la anotación y segmentación, pues estos procesos exigen gran demanda de tiempo y esfuerzo por parte de los patólogos. Hasta ahora los métodos tradicionales de aprendizaje profundo han solucionado estos problemas con el uso de aumento de datos, que consiste en generación de datos nuevos a partir de los que hay, pero este proyecto pretende mostrar el uso de representaciones equivariantes en los modelos de aprendizaje profundo, que permitirían una representación estable y eficaz de imágenes en patología digital.

Por esto, se propone un modelo de aprendizaje profundo semi-supervisado de redes neuronales equivariantes que permitan optimizar el tiempo y los recursos de pre-procesamiento, pero también disminuir las limitaciones que tienen los patólogos al implementar proyectos de análisis automático.

<sup>1</sup> Tesis.

<sup>2</sup> Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática. Director: David Romo Bucheli, Ph.D

## ABSTRACT

**Title:** Semi-supervised model of equivariant convolutional neural networks for segmentation and classification of histopathological images<sup>1</sup>

**Author:** Maximiliano Garavito Chtefan.<sup>2</sup>

**Keywords:** equivariant convolutional neural networks, Histopathological image, digital image processing, semi-supervised learning

**General Objective:** Develop a semi-supervised model of equivariant convolutional neural networks for the segmentation and classification of histopathological images.

### DESCRIPTION:

Digital pathology represents a paradigm shift in the traditional approach to medical diagnosis. Within contemporary medicine ongoing technological advances constantly reshape healthcare practices. Therefore, the development of digital pathology is a transformative achievement that allows the introduction of a combination of cutting-edge technology, data analysis and clinical expertise that can significantly transform the way patient care is delivered. Among the applications of digital pathology, one of those that has provoked the greatest reception and interest has been those related to cancer. This is because it is one of the main causes of death globally, since it is estimated that there were 20 million new cases of cancer and 10 million deaths from cancer. The burden of cancer will increase by approximately 60 % over the next two decades, further impacting health systems, individuals and communities.

Given this, a new approach is required such as the use of artificial intelligence (AI) models, which optimize and accelerate current methods. Although machine learning projects have been developed within the field of digital pathology, the limited availability of images hinders deep learning processes and annotation and segmentation, as these processes require a great demand for time and effort on the part of pathologists. Until now, traditional deep learning methods have solved these problems with the use of data augmentation, which consists of generating new data from what exists, but this project aims to show the use of equivariant representations in deep learning models , which would allow a stable and efficient representation of images in digital pathology. For this reason, a semi-supervised deep learning model of equivariant neural networks is proposed that allows optimizing pre-processing time and resources, but also reducing the limitations that pathologists have when implementing automatic analysis projects.

---

<sup>1</sup> Research Work.

<sup>2</sup> Faculty of Physics-Mechanics Engineering. School of Systems Engineering and Informatics. Advisor: David Romo Bucheli, Ph.D.

# 1 Introducción

La patología digital es uno de los avances tecnológicos con mayor impacto para diagnóstico de enfermedades [1], pues a diferencia de la patología tradicional, esta permite el análisis de imágenes sin la limitación de la interacción directa de patólogo-microscopio. Lo que posibilita la colaboración inter-patólogo para diagnósticos complicados; sin mencionar la facilidad que provee para el patólogo observar la muestra en un medio digital. Es importante resaltar las enormes posibilidades que brinda la implementación de este nuevo paradigma dentro del diagnóstico clínico. Es necesario apuntar que, “la adopción de la patología digital estuvo motivada por una doble necesidad. La creciente tasa de expansión de los datos médicos que ha requerido el desarrollo de métodos más eficientes y escalables para la gestión de datos. Además, la búsqueda de una mayor precisión y uniformidad en los diagnósticos ha llevado a la investigación de soluciones basadas en la tecnología” [2]. El anterior es el contexto general dentro del cual el presente proyecto ha surgido, mismo enfocado en la aplicación de la patología digital en el diagnóstico del cáncer, que es el nombre común que recibe un conjunto de enfermedades relacionadas en las que se observa un proceso descontrolado en la división de las células del cuerpo. Pues una de las aplicaciones de la patología digital en la práctica médica y prognosis para el paciente cuyo mayor impacto tiene, es el diagnóstico de este tipo de enfermedad. Esto se debe a que es uno de los problemas de salud pública con mayor incidencia en el mundo, siendo la segunda causa de muerte en los Estados Unidos[3]. Por otro lado, la detección del cáncer conlleva costos elevados y requiere de un tiempo considerable. Este último factor es clave, pues la detección de cáncer demanda expeditura temprana, pues puede desarrollarse de manera agresiva y tener un desenlace mortal para el paciente. Por último, el cáncer presenta la particularidad de que los tejidos presentan alta variabilidad, por lo que requiere de un elevado grado de entrenamiento por parte de patólogos expertos para hacer el diagnóstico. Todo esto hace que el cáncer sea una de las enfermedades que mayores problemas presenta dentro el proceso de diagnóstico. Asimismo, es importante tener en cuenta que el proceso para realizar un diagnóstico de cáncer consiste en tomar una muestra, llamada biopsia, del tejido que presenta neoplasia, para ser preparada en un porta-objetos para su posterior análisis en microscopio por parte de un patólogo. La dificultad de la revisión a profundidad y sistemática de una muestra, hace que la detección se haga inicialmente viendo estructuras a baja magnificación que posteriormente se amplían y estudian a alta magnificación para hacer el diagnóstico apropiado. Sin embargo, aún con el proceso exhaustivo de entrenamiento que reciben los patólogos, es difícil evitar una alta variabilidad inter-patólogo en los resultados, esto es, patólogos distintos pueden fácilmente diferir en su diagnóstico con la misma muestra, mostrando con esto un elemento subjetivo en el diagnóstico.

Para ayudar a mitigar este problema, se ha propuesto en el estado del arte implementación de un algoritmo que pueda, de manera automática y sistemática, analizar toda

Estas dos frases dicen lo mismo. Considero particularmente útil para mejorar su entendimiento

Cómo se posiciona en Colombia?

¿Qué tanto tiempo es considerable? Considero oportuno citar los tiempos que un patólogo demora en detectar el cáncer.

¿Existe un Kappa value o algún cálculo de agreement para soportar la frase?

¿Qué es en SOA del problema en términos computacionales?

## 1 Introducción

la muestra y tener en cuenta estructuras más pequeñas y más dispersas, que podrían pasar desapercibidas, algo de particular interés para los casos de detección temprana de cáncer, que presentan precisamente este tipo de complicación. Debido a lo anterior, este proyecto pretende diseñar un modelo de detección que incremente la precisión y reduzca el grado de subjetividad en el proceso de diagnóstico.

Es importante notar que, bajo un enfoque de entrenamiento supervisado, se requiere de una cantidad elevada de imágenes debidamente anotadas o segmentadas, siendo este proceso de anotación altamente complejo y que además requiere de tiempos prolongados haciéndolo inviable económicamente debido a la cantidad de horas de patólogo profesional que requiere. Lo anterior hace que la cantidad de imágenes debidamente anotadas sea muy limitada, por lo que la respuesta “natural” de hacer redes neuronales grandes y profundas resulte casi imposible en la práctica. Precisamente para solucionar este problema se propone un régimen de entrenamiento semi-supervisado, pues hay una cantidad elevada de imágenes no anotadas, las cuales pueden servir como un paso no supervisado del entrenamiento, antes de la etapa de entrenamiento supervisado con una cantidad limitada de imágenes anotadas por expertos.

Para resolver este problema de extracción eficiente de información con pocos datos anotados, se propone diseñar una red neuronal convolucional médica a la acción del Grupo Euclíadiano. Esta decisión se debe a que estas redes (equivariantes a la acción de un grupo) maximizan la extracción de información cuando se conocen simetrías que la señal presenta [4].

En resumen, el presente trabajo pretende implementar y evaluar un modelo de aprendizaje profundo semi-supervisado basado en redes neuronales convolucionales equivariantes para el análisis de imágenes histopatológicas, buscando una representación robusta, aún con una cantidad limitada de datos.

Puede ser necesario soportarlo con algún %.

→ Incrementar y reducir son palabras muy ambigüas. Considero mejorar la redención para evitar ambigüedades.

→ Esto no te entiendo bien  
Considero escribir en pro de un mejor entendimiento

## 2 Fundamentos y Trabajos Previos

En la presente sección se hace una breve descripción de los aspectos teóricos que soporan el trabajo de investigación. Esta sección se divide en dos subsecciones: la primera hace una revisión de temas asociados a la patología digital, lo cual incluye, el análisis automático de imágenes histopatológicas; la segunda, hace una revisión sobre lo relacionado con el modelo de redes neuronales equivariantes.

### 2.1. Patología digital

La patología digital refiere a un conjunto de herramientas y sistemas destinados a la adquisición, gestión y diagnóstico de portaobjetos de patología en un entorno digital (Song et al., 2023)[5]. Inicialmente la revolución de la patología tradicional comenzó por el desarrollo de la imagen completa del portaobjeto. Esto facilitó realizar diagnósticos asistidos por computadora. Pero, actualmente el entrenamiento de algoritmos de inteligencia artificial promete la posibilidad de explorar y extraer información más allá de la percepción visual humana [6].

La idea básica consiste en usar la inteligencia artificial (en adelante IA) para “analizar conjuntos de datos extensos, detectar patrones y ayudar a los patólogos a realizar diagnósticos precisos. La integración de la experiencia humana y el aumento de la IA dio como resultado una disminución de los errores de diagnóstico y una aceleración del proceso de diagnóstico” [2]. Por lo que los adelantos recientes en patología digital con el uso de inteligencia artificial se han podido desarrollar gracias a la previa implementación de la tecnología denominada imagen completa del portaobjeto (o whole-slide imaging, WSI), la cual, se ha aplicado a una variedad de enfermedades, incluidas patologías de próstata, piel, mama, hígado, colorrectal y riñón [7].

Dentro de la patología digital, la inteligencia artificial han generado toda una explosión de innovaciones que van desde la automatización de tareas diagnósticas rutinarias hasta el descubrimiento de nuevos biomarcadores pronósticos y predictivos de la morfología tisular[8]. Asimismo, estos pueden ayudar con el problema de la variabilidad interpatólogo en el diagnóstico “los algoritmos de patología digital basados en CNN han demostrado desde entonces un desempeño a nivel de expertos en una serie de tareas de patología propensas a la variabilidad entre observadores, incluyendo, pero no limitada al cáncer de próstata de calificación, contando mitos en el cáncer de mama, clasificación de tumores que comparó en el cáncer colorrectal, o diagnosticar, subtípido y detección de mutaciones genéticas asociadas en el cáncer de pulmón” [8].

Esto se debe a que gracias a la patología digital es posible automatizar las tareas que los patólogos realizan en su práctica diaria permitiéndoles descubrir biomarcadores morfológicos para los resultados clínicos de interés [5]. No obstante aunque, el uso de

## 2 Fundamentos y Trabajos Previos

inteligencia artificial es fundamental para el progreso de la patología, “su integración en entornos clínicos se ha visto limitada por una serie de obstáculos que incluyen desafíos operativos, técnicos, regulatorios, éticos, financieros y culturales” [8]. Por tal razón, se requieren iniciativas que permitan tener acceso a conjuntos de datos más grandes, bien curados y multimodales acompañados de implementaciones mejoradas de inteligencia artificial que permitan la adopción clínica de herramientas de patología digital [5].

Entre los elementos y características fundamentales de la patología digital se distinguen varios elementos que difieren de la patología convencional, el principal son las Placas virtuales completas o Whole-Slide Imaging (WSI), que a diferencia del análisis convencional de imágenes patológicas -que utiliza cortes finos de la muestra sobre el portaobjeto, los cuales son evaluados por el patólogo para determinar el estado de cada muestra en el mismo momento en que se observa- en patología digital se realiza el proceso de adquisición y digitalización de la muestra en el portaobjetos con el fin de generar imágenes digitales de alta resolución que se conocen como diapositivas o slides.

Ya lo habíay  
explicado  
anteriormente.  
Considero que no  
es necesario de-  
notar sus siglas  
nuevamente.

### 2.2. Tipos de aprendizaje de máquina

El aprendizaje de máquina abarca un amplia gama de desarrollos recientes de la computación, la estadística y la inteligencia artificial que permiten que las máquinas “aprendan” (y puedan hacer inferencias) en diversos campos aplicados.

Esto quiere decir que sin necesidad de programar la computadora para realizar alguna tarea específica, el aprendizaje de máquina ayuda a la computadora a aprender (o inferir) qué debe hacer en base a la información suministrada para este proceso [9].

En resumen, el aprendizaje de máquina se compone fundamentalmente por tres partes: a) un cálculo computacional, b) un contexto que permite tomar una decisión y c) unos datos de entrada que permiten a la máquina “aprender” inferir, permitiéndole poder realizar tareas posteriores al entrenamiento [9].

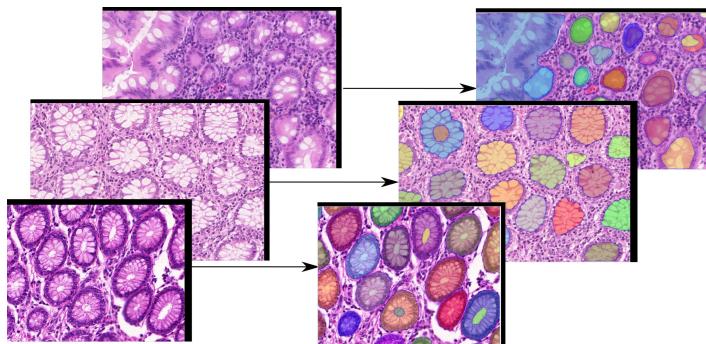
→ Esta como super triste

De acuerdo a la tarea a la que se desea entrenar al modelo, la cantidad y tipos de datos que se tienen para el entrenamiento el aprendizaje de maquina se puede dividir en tres grandes categorías. La primera es el aprendizaje supervisado, donde todos los datos que se tienen están debidamente anotados y la tarea es aprender a generar esas anotaciones, por lo que el aprendizaje es *supervisado*. La siguiente es el aprendizaje no supervisado, donde los datos que se tienen no están anotados y se desea extraer información de manera *no supervisada*, como lo son agrupaciones entre subconjuntos de datos similares o reducción de dimensionalidad. Finalmente se encuentra el aprendizaje semi-supervisado, donde se tienen datos anotados y no anotados, con lo que se busca que información extraída de los datos no anotados ayude a la tarea de predicción dada por los datos anotados, por lo que es un acercamiento *semi-supervisado*.

→ Considero importante incluir un texto introductorio a los tipos de aprendizaje. Es centro dado que ya se explicaron brevemente en el Párrafo anterior.

**Aprendizaje supervisado:** El aprendizaje de máquina supervisado sirve para predecir etiquetas o segmentaciones a partir de un conjunto de datos que ha sido previamente etiquetado para luego ser usado como datos de entrenamiento [9]. Por su parte, los datos de entrenamiento en este tipo de aprendizaje se dividen en dos grupos: los datos y las etiquetas de los mismos, que usualmente son creadas manualmente por un experto

en el tema. Un ejemplo podría ser la segmentación de las células en un WSI realizado por patólogos.



**Figura 2.1:** Imágenes histopatológicas anotadas por expertos para guiar el aprendizaje (aprendizaje supervisado). En el caso particular de imágenes histopatológicas es poco frecuente que se tenga acceso a numerosas imágenes anotadas.

↳ *las Figuras 2.1, 2.2, 2.3 no son referenciadas*

**Aprendizaje no supervisado:** En contraposición, el aprendizaje de máquina no supervisado se utiliza cuando la información no está clasificada ni etiquetada [9], ya que, el proceso de etiquetado de datos es altamente costoso y complejo. Además, el enfoque no supervisado tiene la ventaja que permite explorar la forma en la que se organizan los datos, permitiendo encontrar estructuras ocultas en conjuntos de datos sin etiquetar [9]. Siendo así que en este caso el algoritmo no busca la salida correcta, ya que no se cuenta con etiquetas. Este tipo de algoritmos permite extraer información valiosa [9], como por ejemplo con los algoritmos de agrupación, asociación y los de reducción de dimensionalidad, de esta manera se busca encontrar similitudes entre los datos permitiendo crear agrupaciones y categorías o encontrar representaciones de baja dimensionalidad que sirvan para reconstruir los datos de entrada con poca información.

**Aprendizaje semi-supervisado:** Un tercer tipo de aprendizaje de máquina intermedio entre los dos anteriores es el de aprendizaje de máquina semi-supervisado, en los casos donde hay muchos datos no anotados y pocos datos anotados. Este procedimiento es usado en casos en los cuales los datos son variados porque combinan datos etiquetados y no etiquetados para el entrenamiento de máquina permitiendo el uso del aprendizaje supervisado y el no supervisado dependiendo de las características específicas de los datos en cuestión [9]. Por ejemplo, se usan datos que presentan o pocas etiquetas o sin etiquetar [9]. Por consiguiente, este tipo de aprendizaje de máquina es implementado para mejorar significativamente la precisión del modelo en vez de limitarse al uso de pocos datos etiquetados [9].

## 2.3. Redes neuronales profundas

Una red neuronal en el contexto del aprendizaje automático es un modelo computacional inspirado en la estructura y funcionamiento de las neuronas interconectadas del

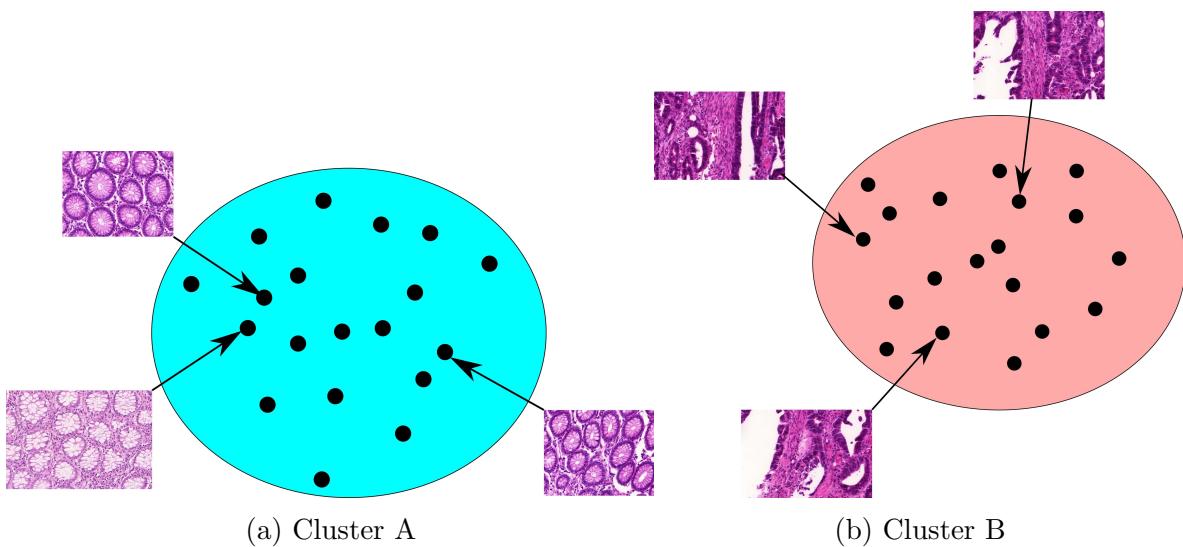


Figura 2.2: Agrupación de imágenes similares como una forma de aprendizaje no supervisado.

*y a disfrutar esto plenamente. Considero sustituirlo por un menor reclutamiento*

cerebro humano. Es un tipo de algoritmo que consta de capas de nodos o neuronas interconectados, organizados de manera jerárquica. Como su nombre lo indica, las neuronas son los componentes básicos de una red neuronal. Cada neurona (nodo) recibe señales de entrada, que posteriormente procesa utilizando alguna función de activación, produciendo una salida a la siguiente capa de neuronas. Cada conexión entre neuronas está asociada con un peso que determina la influencia de la señal de entrada. Además, cada neurona suele tener un sesgo asociado permitiendo a la red aprender patrones más complejos. Posterior a la multiplicación por el peso de la neurona, se aplica una función de activación a la suma ponderada de sus entradas. Las funciones de activación comunes incluyen sigmoide, tanh, ReLU (Unidad lineal rectificada) y softmax, según la naturaleza del problema que se está resolviendo.

Se les llama profundas a estas redes debido a que las neuronas se organizan en capas. Normalmente, una red neuronal consta de una capa de entrada, una o más capas ocultas apiladas en sucesión y una capa de salida. La capa de entrada recibe los datos iniciales, las capas ocultas los procesan y la capa de salida produce el resultado final. Durante la fase de entrenamiento, la red neuronal recibe datos de entrada, los pasa a través de las capas mediante un proceso llamado feedforward, calcula la salida y luego la compara con la salida esperada. Luego utiliza una técnica llamada backpropagation para ajustar los pesos y sesgos con el fin de minimizar la diferencia entre los resultados previstos y reales. Las redes neuronales aprenden de ejemplos ajustando sus pesos y sesgos mediante algoritmos de entrenamiento como el gradiente descendiente, donde la red intenta minimizar una función de costo o pérdida que mide la diferencia entre los resultados previstos y reales.

De particular interés para este proyecto son las redes neuronales convolucionales (Convolutional Neural Network, CNN), las cuales son un tipo especializado de red neuronal profunda diseñada para procesar datos con una estructura geométrica en forma de

Considero necesario  
el escribir este  
párrafo un po de  
seguir un libro con-  
ductor y báscula  
clásica. He entendido  
que es algo difícil  
de leer.

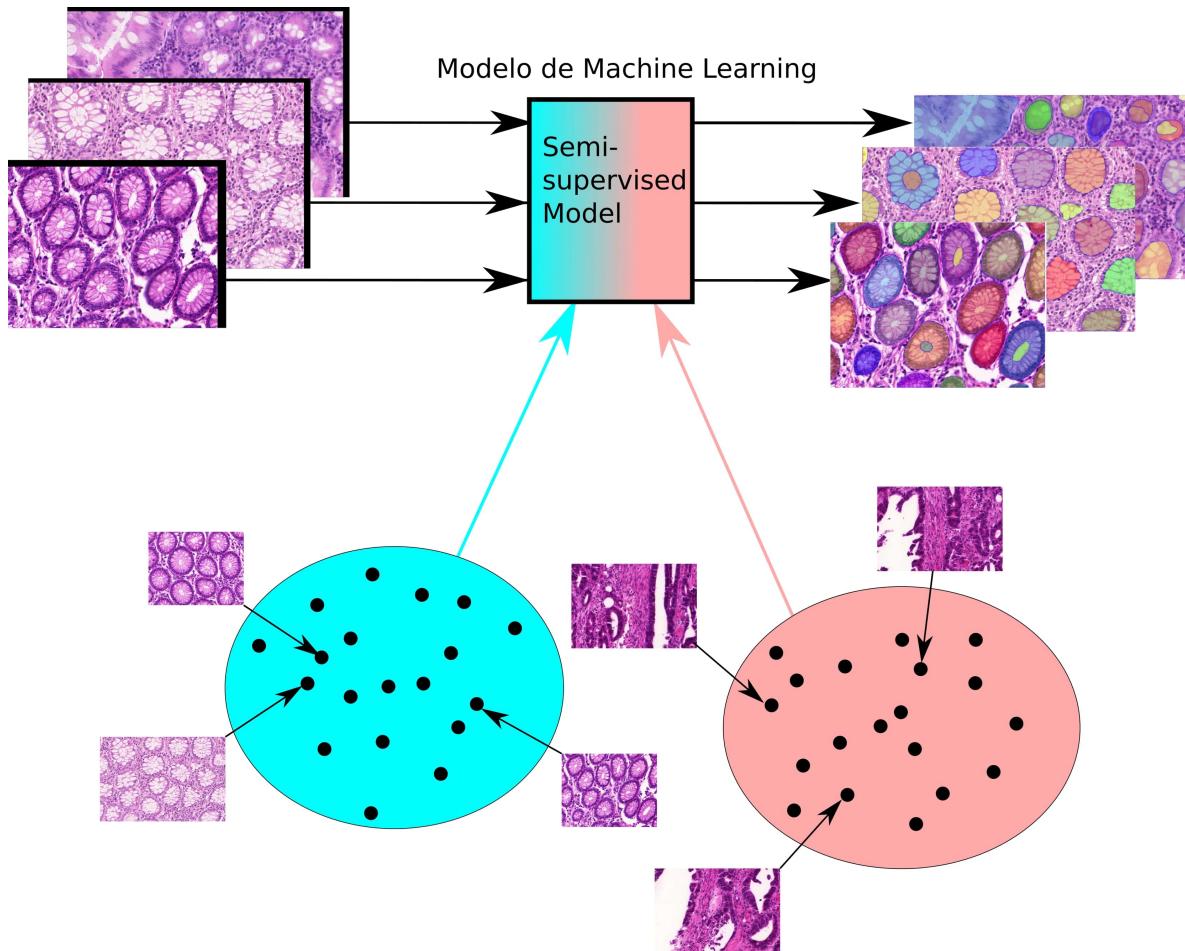


Figura 2.3: Se muestra un ejemplo de modelo de aprendizaje no supervisado, donde la tarea del modelo es aprender a segmentar de células de manera supervisada (con imágenes anotadas por expertos), pero el modelo se ayuda de un proceso no supervisado de clustering para mejorar su predicción (con imágenes no anotadas). Es frecuente en el contexto de la patología digital tener acceso a una cantidad numerosa de imágenes no anotadas y una baja cantidad de imágenes anotadas, por lo que un modelo semi-supervisado podría ser ideal.

cuadrícula, como imágenes o secuencias de audio. Las CNN son particularmente efectivas en tareas de visión por computadora, pero también se han aplicado con éxito a otros campos de aplicación tales como el procesamiento del lenguaje natural y el análisis de audio. Las CNN están inspiradas en la organización de la corteza visual animal, donde las neuronas responden a regiones superpuestas en el campo visual. Por analogía, ~~ña~~ → ~~la~~.

En general la convolución de dos funciones  $f, g \rightarrow \mathbb{R}$  se escribe como  $(f * g)(x) \rightarrow \mathbb{R}$

## 2 Fundamentos y Trabajos Previos

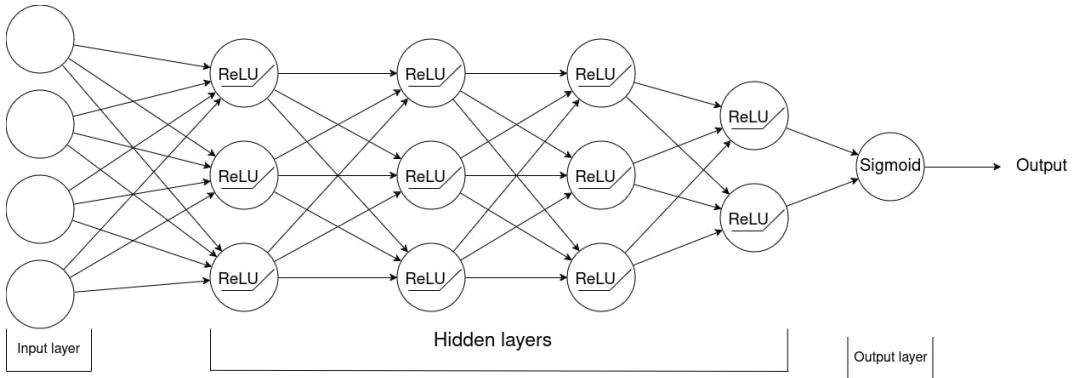


Figura 2.4: Ejemplo de una red neuronal profunda: la capa de entrada recibe 4 valores, luego hay 4 capas ocultas, donde cada neurona aplica una función ReLU. Finalmente la capa de salida aplica una función sigmoide y entrega un valor.  
 ↳ donde se referencia?

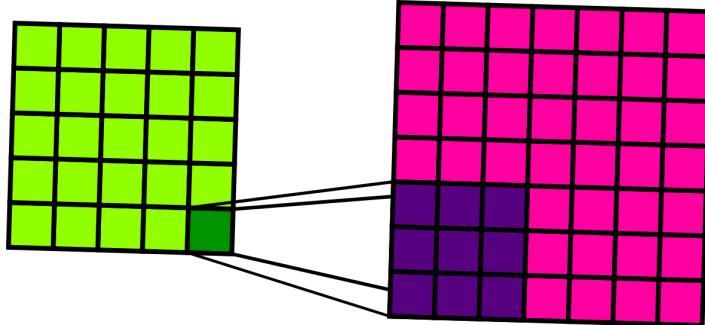


Figura 2.5: Ejemplo de convolución discreta para un filtro que se desliza sobre la grilla magenta. La función del filtro la transforma a otro valor (color verde). Se puede ver que el proceso es local: solo se toman elementos que conforman un vecindario en la grilla para generar el resultado.  
 ↳ donde se referencia?

otra función (por ejemplo, una imagen, un filtro y el resultado de aplicar el filtro a la imagen), se define como:

$$(f * g)(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(y)g(x-y)dy \quad \text{¿Qué significa cada variable?} \quad (2.1)$$

En el caso particular de las CNN y las imágenes digitales en general, no se suele trabajar en  $\mathbb{R}$  sino en una grilla de píxeles discreta, entonces  $f, g \rightarrow \mathbb{Z}$  y de manera correspondiente  $(f * g)[n] \rightarrow \mathbb{Z}$  define como:

$$(f * g)[n] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} f[m]g[n-m] \quad \text{¿Qué significa cada variable?} \quad (2.2)$$

Es importante tener en cuenta que las CNN, al usar filtros, son inherentemente equivariantes a la traslación, lo que implica que estas pueden reconocer patrones independientemente de su posición en la entrada. Esta propiedad se logra mediante capas convolucionales, que comparten pesos entre posiciones espaciales. Como resultado, las

CNN no son afectadas por las traslaciones y pueden identificar eficazmente objetos en imágenes independientemente de su ubicación, una propiedad altamente deseable en datos estructurados, como es el caso de las imágenes. Debido al a priori que se tiene sobre la estructura geométrica de las imágenes, las CNN también pueden explotar el concepto de compartir parámetros, al que se aplica el mismo conjunto de pesos en diferentes ubicaciones espaciales. Esto reduce significativamente la cantidad de parámetros en la red, lo que la hace más eficiente desde el punto de vista computacional y más fácil de entrenar, especialmente cuando se trata de entradas de alta dimensión como imágenes.

## 2.4. Redes neuronales convolucionales equivariantes

Las redes neuronales convolucionales hacen uso de la simple observación según la cual las características geométricas locales en imágenes no cambian si son trasladadas, esto es, son equivariantes a la traslación, haciéndolas tremadamente eficientes para tareas de procesamiento de imágenes [10]. Para exemplificar, si se entrena una red convolucional en la segmentación de gatos y el gato en la imagen cambia de posición, la segmentación debe cambiar de la misma manera que la posición del gato, ya sea traslación, rotación o reflexión.

Con el fin de visualizar lo dicho anteriormente se presenta la siguiente imagen de un gato que ha sido transformada de varias maneras, sin perder la información que contiene ver Figura 2.6.



Figura 2.6: Imagen sobre la que se aplican diferentes transformaciones.

Por analogía, una red neuronal debe poder clasificar o segmentar la imagen del gato sin importar la transformación que se realice. Ver Figura 2.7.

A estas funciones caracterizadas por transformaciones que comutan con la aplicación de la función (en este caso la red neuronal convolucional) se les llama equivariantes, en este caso, al grupo de simetría de las traslaciones [10]. Es decir, el proceso de aplicar una transformación de simetría y luego calcular la función que produce el mismo resultado que calcular la función y posteriormente aplicar la transformación.

En el caso particular de datos que va ser usado en el presente proyecto, esto es - las imágenes histopatológicas, estas se caracterizan en que además de contar con este tipo de simetría translacional, no presentan una orientación preferida, es decir, un conglomerado celular presenta las mismas características morfológicas sin importar si la imagen es reflejada o rotada arbitrariamente y, por lo tanto, en la práctica, un patólogo puede

## 2 Fundamentos y Trabajos Previos

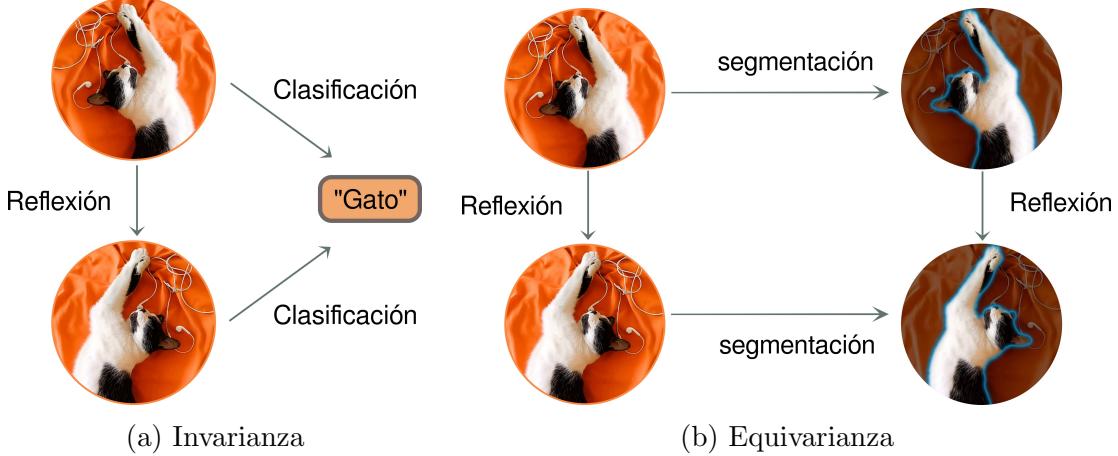


Figura 2.7: En (a) se muestra cómo la clasificación puede ser invariante. En (b) se muestra cómo la segmentación puede ser equivariante.  
no está  
referenciada.

obtener el mismo diagnóstico sin siquiera haber notado que la imagen ha sido previamente rotada. Esta característica de las imágenes histopatológicas las hace diferente de otros tipos de imágenes que sí presentan una orientación preferida, como es el caso de los dígitos, en particular - los números: 6 y 9: Tal como en el caso de las redes

→ considero pertinente  
 hacer ejemplo  
 de simetrías  
 con imágenes  
 histopatológicas.



Figura 2.8: Imagen del dígito 6 y la misma imagen 6 rotada 90°. Se puede observar que estos dígitos sí presentan una orientación preferida y que, si no se mantiene, se puede perder o modificar información. Este problema de clasificación no sería invariante o equivariante a la rotación.  
no está  
referenciada

neuronales convolucionales usuales, aprovechar esta simetría ofrece un sesgo inductivo fuerte a los modelos de aprendizaje ya que reduce los grados de libertad que los modelos y sus parámetros pueden tener y -tal como en las redes convolucionales usuales,- permite hacer weight sharing lo que las hace menos propensas a overfitting, permitiéndoles converger más rápidamente con una menor cantidad de datos [11]. De hecho, uno de los métodos usado para lograr estas mismas características en una red consiste en el conocido data augmentation con transformaciones geométricas del dataset, sin embargo, el uso de estas simetrías concretamente en este contexto equivariante de imágenes histopatológicas es estrictamente más efectivo que realizar data augmentation

con transformaciones geométricas [4].

**Grupo** Para poder describir una simetría en lenguaje matemático usualmente se habla de grupos. Un grupo en matemáticas hace referencia a un conjunto no vacío creado a partir de una operación que combina cualquier par de elementos que sean parte del grupo para obtener un tercer elemento que también cumplirá con las condiciones de dicho grupo.

Los grupos son usados en diversas áreas de la matemática. Especialmente, en la geometría sirven para agrupar las simetrías o diferentes transformaciones geométricas con respecto a un objeto geométrico determinado. Lo anterior quiere decir que las simetrías de un objeto geométrico forman el grupo de simetrías, mientras que cierta transformación tal como la rotación forma el grupo de rotaciones en una esfera, por ejemplo.

Para efectos prácticos un objeto geométrico puede ser una línea o una esfera, pero los grupos se pueden definir de manera más abstracta, lo que permite hablar de otros y más diversos tipos de simetrías. De acuerdo a lo anterior, para que un grupo dado sea considerado como tal requiere que sea un conjunto que contenga al menos las siguientes reglas de combinación, también conocidas como axiomas del grupo. Para todo  $a, b, c, e \in G$  un grupo, usando como notación usual la de la operación de multiplicación se tiene:

La operación es asociativa

$$(ab)c = a(bc) \quad (2.3)$$

Tiene un elemento de identidad  $e$ .

$$ea = ae = a \quad (2.4)$$

Cada elemento del conjunto tiene un elemento inverso.

$$a^{-1}a = aa^{-1} = e \quad (2.5)$$

**Grupo de Simetría** Siendo así que la forma en que esta estructura captura la idea de simetría es por medio del grupo de simetría. El grupo de simetría es un grupo de acciones o transformaciones que al aplicarse a un objeto matemático no modifican sus características generales, es decir, se mantiene invariante. Un ejemplo de lo anterior son las rotaciones de una esfera. Es así como los objetos que presentan simetrías pueden ser objetos geométricos, imágenes, ecuaciones en física o patrones en general. Así mismo, el elemento de un grupo puede actuar sobre un conjunto o espacio, un concepto altamente correlacionado con la simetría, pues la simetría es un tipo de invarianza en donde un objeto no cambia después de ser transformado por alguna acción particular.

Para el presente trabajo de investigación, los grupos a considerar son grupos de simetría, en particular, las simetrías que tienen las imágenes histopatológicas: traslación, rotación y reflexión, incluidas sus combinaciones.

→ Pregunta: en este caso, no me queda claro qué diferencia hay entre el *dato augmentado* y los *grupos de simetría o la equivarianza*.

**Mapas equivariantes o funciones equivariantes** Son funciones para las cuales la entrada y la salida reciben la misma acción del grupo. Esto quiere decir, que es posible “factorizar” la acción de un grupo de la función. Formalmente, la equivarianza se puede *restar al neris*

## 2 Fundamentos y Trabajos Previos

describir como:

Sea  $g \in G$  elemento de un grupo que actúa en  $X, Y$ , el dominio y codominio de una función  $f$ . Se dice que esta función  $f: X \rightarrow Y$  es equivariante a la acción del grupo  $G$ , si para todo  $g$ :

$$f(g \cdot x) = g \cdot f(x) \quad (2.6)$$

Esta propiedad también se puede ver como un diagrama comutativo:

$$\begin{array}{ccc} X & \xrightarrow{g \cdot} & X \\ f \downarrow & & \downarrow f \\ Y & \xrightarrow{g \cdot} & Y \end{array}$$

**Convolución en grupos** La convolución en grupos es una operación similar a la convolución tradicional discutida anteriormente, solo que ahora son funciones definidas en un grupo  $f, g \rightarrow G$ . Estas convoluciones presentan abundantes características similares a las tradicionales, algo semejante a mezclar dos funciones, solo que ahora definidas en un grupo (de simetría, para este trabajo), lo que permite aprovechar las simetrías que tiene la señal, pues además de las características usuales de la convolución tradicional, esta convolución en grupos permite usar la estructura que dan los grupos, permitiendo equivarianza, esto es, la aplicación del grupo a la convolución comuta con la aplicación a la función (derecha o izquierda de la convolución, pues de manera general la multiplicación en grupos no es conmutativa) esto se puede ver en la Figura 2.9. Sumado a esto, en [12] se demostró que la convolución en grupos no solo es una condición suficiente para mapas o funciones equivariantes, sino una condición necesaria. Por lo que, de manera general, las redes neuronales equivariantes hacen uso de convoluciones en grupos.

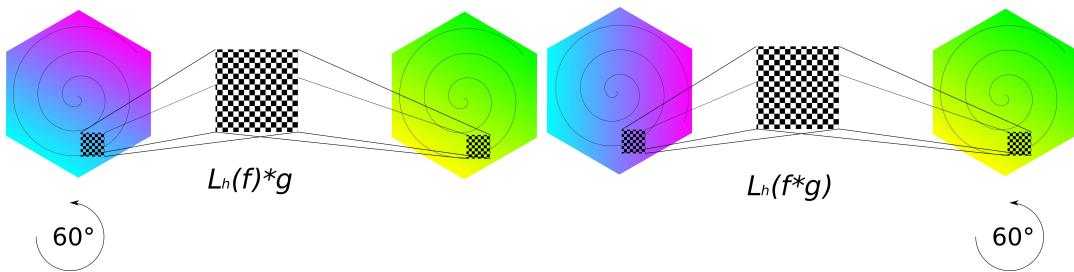


Figura 2.9: Ejemplo de la equivarianza de la convolución en grupo de simetría a las rotaciones de  $60^\circ$ . El filtro se desliza sobre el hexágono y va transformando los colores: no importa si primero se rota el hexágono de entrada (imagen izquierda), o si se rota el resultado de la convolución (imagen derecha). Como resultado, el gradiente de color en el hexágono de salida es el mismo.

La convolución en grupos, entonces, se define similarmente a la tradicional, de la siguiente manera:

$$(f * g)(x) = \int_G f(y)g(y^{-1}x) d\lambda(y) \quad (2.7)$$

Donde  $d\lambda$  es una medida (izquierda, pues no se puede asumir conmutatividad) de Haar, Considero redactar mejor en pro de su entendimiento  $x, y \in G$ . Se puede notar el alto grado de similitud con la convolución tradicional y, de hecho, si tomamos  $(\mathbb{R}, +)$  como un grupo  $G$  (números reales con la operación suma), se obtiene la convolución tradicional completa.

Este tipo de convolución tiene la propiedad importante de que la acción del grupo (por la izquierda)  $L_h$  a la función  $f$  commuta con la convolución, es decir:

$$L_h(f * g) = (L_h f) * g \quad (2.8)$$

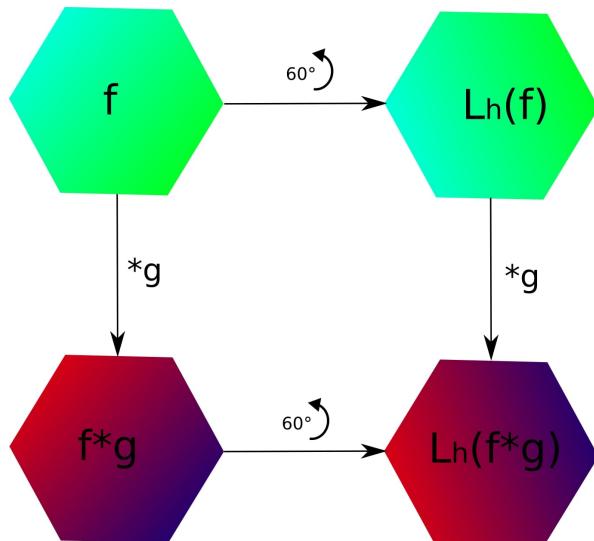


Figura 2.10: Los hexágonos tienen simetrías rotacionales de  $60^\circ$ , por lo que el grupo de rotaciones de  $60^\circ$  actúa como un grupo de simetría que actúa sobre los hexágonos. También se puede observar como una función definida en un hexágono (en este caso representada por el gradiente de color) cumple con el diagrama comutativo que requiere la equivarianza: si se fija una función  $g$  (que al igual que  $f$  se representa como un gradiente de color) con la que se realiza la convolución, se puede observar cómo es equivariante primero rotar el hexágono con la acción del elemento del grupo  $L_h$ , una rotación de  $60^\circ$  o primero realizar la convolución  $f * g$  y luego aplicar la acción del grupo.

Esta es justamente la propiedad de equivarianza que se busca y que presenta la convolución en grupos. Esto se puede ver fácilmente en la figura 2.10.

## 2.5. Trabajos Previos en Redes neuronales Equivariantes

En la presente sección se presentan los avances más relevantes dentro del estado del arte actual referente a la teoría, implementación y uso de redes neuronales equivariantes en general y aplicados en imágenes histopatológicas en particular. Seguidamente a esto se incorporan los respectivos trabajos relacionados con el uso de este tipo de redes en imágenes histopatológicas. *Considero que se puede observar ya que se mencionó previamente.*

Una de las primeras descripciones generales del uso de convoluciones en grupos para obtener equivarianza se puede ver en “Group Equivariant Convolutional Network” de Cohen & Welling en 2016 [13], donde realizaron una descripción teórico-matemática detallada de qué es una convolución en un grupo y se explican algunos detalles para su discretización en código, presentando un nuevo tipo de capa que usa convoluciones en grupos discretos para obtener equivarianza. También muestran resultados del estado del arte en benchmarks comunes como lo son el dataset MNIST rotado y CIFAR10 (2.28 % error y 4.19 % y. 6.46 % en CIFAR10 aumentado y sin aumentar).

Además, Cohen & Welling también son los encargados de describir la teoría de los filtros orientables para el uso de las redes neuronales convolucionales bajo la teoría de la equivarianza en grupos en “Steerable CNNs” [14]. Una teoría que será usada para la implementación de la CNN en las imágenes histopatológicas en la presente tesis. En este trabajo, de nuevo obtuvieron resultados del estado del arte incluso bajo regímenes de entrenamiento con pocos datos, comparando con ResNet y redes que usan transfer learning. Para este trabajo Cohen & Welling se basaron en teoría tradicional de filtros orientables (steerable filters). En particular, Freeman & Adelson (1991) son los investigadores que inicialmente introducen la teoría clásica de los filtros orientables para visión por computador y detalles de su implementación en código en su trabajo inaugural: “The design and use of steerable filters” [15].

Por otra parte, avances importantes en el campo relevantes para este trabajo de tesis, como los llevados a cabo por Elesedy & Zaidi en 2021 en su trabajo “Provably Strict Generalisation Benefit for Equivariant Models” [4] donde se encargan de demostrar formalmente que las redes neuronales equivariantes son estrictamente mejores y más eficientes en el entrenamiento y generalización con datos que son equivariantes a la acción de un grupo, comparado con otros métodos como data augmentation. En particular, para imágenes, que presentan equivarianza traslacional, se obtienen las mismas redes convolucionales usuales.

De manera más reciente, Cesa et al. [11] muestran el proceso matemático para la construcción de redes convolucionales equivariantes para el grupo euclíadiano y todos sus subgrupos. Además implementan en código este tipo de redes de manera general en una librería de Pytorch. Por otra parte, generalizan el teorema de Wigner-Eckart para todos los grupos compactos para poder encontrar representaciones irreducibles de estos grupos, que es un paso fundamental en la implementación de este tipo de redes.

Cabe destacar que durante ese mismo 2021, Weiler, Maurice, et al. [16] presentaron la que sería la formulación teórica más general de una red equivariante, requiriendo solamente equivarianza a los gauges de variedades riemannianas e implementan una red

## 2.5 Trabajos Previos en Redes neuronales Equivariantes

neuronal convolucional en una banda de Möbius en “Coordinate Independent Convolutional Networks–Isometry and Gauge Equivariant Convolutions on Riemannian Manifolds”.

Así mismo, Bekkers, et al. [17], muestran el uso de redes equivariantes para imágenes médicas (incluido imágenes histopatológicas) en el trabajo denominado “Roto-Translation Covariant Convolutional Networks for Medical Image Analysis”. En este artículo se implementa una red neuronal convolucional equivariante al grupo euclíadiano (el grupo de traslaciones, rotaciones y reflexiones), obteniendo resultados comparables con el estado del arte sin necesidad de hacer uso de la técnica de aumento de datos. Entre las imágenes médicas con las que experimentan con este modelo se encuentran datasets de imágenes histopatológicas para detección de mitosis, segmentación de vasos sanguíneos en retícula y segmentación de células de imágenes de microscopio de electrones. En el caso de este trabajo, se usan rotaciones discretas y empíricamente se observa que entre más fino es el sampling de las rotaciones, por ejemplo tomando rotaciones de 30° en vez de 90°, se mejoran los resultados y se disminuye la varianza.

Por último, es menester citar dos trabajos que son parte de los antecedentes del presente proyecto: En primer lugar, de 2018 “Rotation Equivariant CNNs for Digital Pathology” de Veeling, et al. [18] muestran que las imágenes histopatológicas son invariantes a la reflexión y a la rotación e implementan una red neuronal convolucional equivariante a la rotación de 90° <sup>o</sup> ~~90°~~ <sup>Sin rotación</sup>, mostrando que utilizar redes equivariantes para imágenes histopatológicas mejora sustancialmente el rendimiento incluso con menos parámetros. En segundo lugar, de 2020 “A Dynamic Group Equivariant Convolutional Networks for Medical Image Analysis” de Li, Cao, & Cao. [19] donde desarrollan convoluciones dinámicas en el framework de las redes equivariantes. Estos autores generalizan las convoluciones dinámicas, que es una forma de *atención*, sobre los filtros de redes convolucionales. En este caso, también utilizan imágenes histopatológicas de cáncer de mama para validar un modelo de red convolucional dinámica y equivariante y obtienen resultados del estado del arte.

→ Cuáles son las limitaciones de los métodos del SDA histopatológicos que permiten realizar la construcción del presente proyecto?

### 3 Planteamiento del problema y justificación

La histología es una de las ramas fundamentales de la medicina ya que esta rama de la ciencia está encargada en el estudio de la anatomía de los seres humanos desde una perspectiva microscópica. Es así como la histología ha posibilitado avances cruciales para el diagnóstico de enfermedades a través de la identificación de síntomas a nivel microscópico en el campo de la patología médica. Esto se debe a que la capacidad de examinar los tejidos a nivel celular ha ayudado a comprender la naturaleza y el desarrollo de las enfermedades. En el caso específico de patologías asociadas al cáncer, la histología ha desempeñado un papel vital identificando alteraciones morfológicas y celulares asociadas con los diferentes tipos de tumores.

En la actualidad, la digitalización de imágenes histopatológicas ha permitido el desarrollo de la patología digital. La adquisición digital de láminas histológicas completas permite su almacenamiento, análisis y distribución de manera eficiente. Esta transformación tecnológica ha superado las limitaciones tradicionales de la patología facilitando el acceso remoto a las imágenes y promoviendo la colaboración entre profesionales de la salud en diferentes ubicaciones geográficas. Ambos aspectos prometen un avance significativo en el proceso de diagnosis de cáncer.

Entre las herramientas computacionales asociadas a la patología digital, los sistemas de apoyo al diagnóstico prometen mejorar la precisión y la eficiencia en la toma de decisiones médicas. La posibilidad de aplicar herramientas automáticas de análisis ha impulsado la investigación y el desarrollo de enfoques más avanzados para la detección y clasificación de enfermedades usando información microscópica, incluyendo el cáncer. Esto es especialmente importante para mejorar los procesos de diagnóstico, dado que la mayoría de muertes por cáncer y otras patologías podrían prevenirse con diagnósticos tempranos. Además, este tipo de herramientas ayudarían a reducir la alta variabilidad inter e intra observador en el diagnóstico de este tipo de imágenes.

Es más una  
Pregunta... ¿Se  
puede realizar  
diag. tempr. con  
biopsias?

El análisis automático de imágenes histopatológicas representa un avance en el futuro en la medicina diagnóstica. Sin embargo, los alcances de la patología digital en la actualidad está limitada por la cantidad reducida de datos anotados por expertos. Esto se debe a que recolectar imágenes histopatológicas y realizar una anotación manual implica el análisis detallado de patólogos expertos - un proceso inherentemente largo y altamente costoso.

Para realizar el análisis automático de imágenes se han utilizado diferentes tipos algoritmos entre los que han destacado las redes neuronales profundas. Estas redes, en vez de realizar cálculos complejos y computacionalmente exigentes, permiten realizar operaciones simples pero concatenadas de forma profunda y que pueden ser ejecutadas en paralelo, disminuyendo así el tiempo de entrenamiento y de ajuste de parámetros. A

cambio, necesitan gran cantidad de datos para tener una precisión adecuada en las predicciones. En general, las redes neuronales no pretenden fijar un proceso de extracción de características, sino aprender una representación adecuada que permita realizar un análisis automático.

Entre las redes neuronales para el procesamiento de imágenes, se destaca el uso de redes neuronales convolucionales que han sido revolucionarias en la medida en que son más eficientes en la cantidad de parámetros a aprender, pues aprovechan la característica de que muchos datos, en particular las imágenes, tienen información que es altamente local (por ejemplo los píxeles en una imagen tienen relación con otros píxeles adyacentes pero no con los píxeles más apartados), esto hace que requieran menos datos comparado con las redes neuronales tradicionales. Si bien el rendimiento es considerablemente mejor usando la información geométrica de estos datos, muchas observaciones son necesarias y, lamentablemente, no se aprovechan todas las simetrías que imágenes en un campo específico puedan ofrecer. Por esa razón se suele utilizar el proceso de “data augmentation”, que implica generar nuevas imágenes a partir del dataset al que se tiene acceso aplicando diversas transformaciones geométricas a las imágenes originales.

Aplicar data augmentation es ineficiente porque aumenta la cantidad de tiempo para realizar el entrenamiento, dado que, se requiere un trabajo adicional en la preparación de dataset o el preprocesamiento. Además, este procedimiento consume mayor cantidad de recursos computacionales.

Por tal motivo, en el presente trabajo de tesis se propone el uso de redes neuronales equivariantes como un método para mejorar la aplicación de las redes neuronales convolucionales a las imágenes histopatológicas. Estas imágenes tienen más simetrías que las imágenes naturales pues no tienen una orientación natural, esto es, presentan simetrías rotacionales y de reflexión, además de la translacional. En este sentido, las redes neuronales equivariantes pueden usar de mejor manera diferentes simetrías. Esto permitiría extraer más información sin necesidad de aumentar los datos como sucede en los modelos tradicionales de aprendizaje automático. También se propone un enfoque semi-supervisado, pues si bien hay datasets anotados por expertos, hay una cantidad enorme de imágenes no anotadas que se pueden explotar para mejorar el rendimiento de los modelos.

Esto nos lleva a formular la siguiente pregunta de investigación:

¿Puede un modelo semi-supervisado de redes neuronales convolucionales equivariantes obtener representaciones más generalizables que modelos tradicionales entrenados en un régimen completamente supervisado para tareas de segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas?

Consultar revertente comisión eficiencia  
para ver que puede ser ambiguo

# 4 Objetivos

## 4.1. Objetivo General

Desarrollar un modelo semi-supervisado de redes neuronales convolucionales equivariantes para la segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas.

## 4.2. Objetivos Específicos

- Seleccionar un conjunto de datos de imágenes histopatológicas anotadas que hayan sido recopiladas para la clasificación y segmentación de estructuras microscópicas.
- Formular e implementar un modelo semi-supervisado basado en una arquitectura de red neuronal convolucional equivariante para la segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas. → *conjunto que este 2do objetivo se puede partir en dos, ya que una cosa es el proceso de clasificación y otra el de seg.*
- Evaluar el desempeño del modelo de redes neuronales convolucionales equivariantes sobre un conjunto de validación de imágenes histopatológicas a través de métricas para la clasificación y segmentación de imágenes.

# **5 Metodología**

Para el desarrollo del presente trabajo de investigación se propone una metodología en cuatro etapas.

De cada etapa se desglosa un grupo de actividades y se evidencia el cumplimiento por medio del informe final.

## **5.1. Etapa 1. Selección de imágenes histopatológicas anotadas que hayan sido recopiladas para la clasificación y segmentación de estructuras microscópicas**

En la primera etapa se realizará una minuciosa revisión de diferentes datasets de imágenes histopatológicas para seleccionar los que permitan entrenar el modelo semi-supervisado. En este caso, se priorizarán datasets que estén completos y anotados para realizar tareas de clasificación o segmentación de estructuras microscópicas.

- Revisión de repositorios con datasets de imágenes histopatológicas que hayan sido anotadas.
- Filtrado de datasets de repositorios revisados.
- Selección de conjunto de datasets válidos y acordes para entrenar el modelo semi-supervisado.

Plan de mitigación: En la eventualidad de no contar con la posibilidad de emplear datos propios como conjunto de datos primario, las actividades se ejecutarán empleando conjuntos de datos de acceso público.

## **5.2. Etapa 2. Formulación e implementación del modelo semi-supervisado basado en una arquitectura de red neuronal convolucional equivariante para la segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas**

En esta etapa se formulará e implementará el modelo de aprendizaje profundo basado en redes neuronales convolucionales equivariantes de acuerdo a los datasets seleccionados.

## 5 Metodología

- Revisión de modelos de segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas, arquitecturas e implementaciones disponibles
- Selección de la arquitectura de red neuronal convolucional equivariante adecuada para la segmentación y clasificación de imágenes histopatológicas.
- Implementación del modelo de aprendizaje profundo basado en redes neuronales convolucionales equivariantes a partir de la arquitectura seleccionada.
- Entrenamiento del modelo de aprendizaje profundo basado en redes neuronales convolucionales equivariantes con los datasets seleccionados.

Plan de mitigación: En la eventualidad de no poder implementar un modelo semi-supervisado, se optaría por escoger entre un modelo de aprendizaje supervisado o uno no supervisado y se realizaría su respectiva implementación.

### 5.3. Etapa 3. Evaluación del desempeño del modelo de redes neuronales convolucionales equivariantes sobre un conjunto de validación de imágenes histopatológicas a través de métricas para la clasificación y segmentación de imágenes

En esta etapa del proyecto se busca evaluar el modelo a través de métricas apropiadas para la clasificación y segmentación de imágenes.

- Identificar las métricas más usadas en la clasificación y segmentación de imágenes.
- Seleccionar las métricas más apropiadas para el modelo semi-supervisado.
- Evaluación del modelo semi-supervisado mediante las métricas seleccionadas.
- Presentación de los resultados mediante gráficas adecuadas y descripción de los hallazgos más relevantes.  
*↳ considero que generalmente es ambigüedad*

Plan de mitigación: En la eventualidad de no poder evaluar el desempeño del modelo semi-supervisado se evaluaría por separado la parte no-supervisada y por otro lado, la parte supervisada.

### 5.4. Etapa 4. Elaboración del informe final

En esta etapa final se termina la elaboración del informe y se hacen todas las correcciones de estilo, al mismo tiempo que se validan resultados.

## 6 Aspectos éticos

Este proyecto de investigación se adherirá tanto en su diseño como en la ejecución a las regulaciones nacionales e internacionales existentes en cuanto a investigación biomédica, siguiendo los lineamientos de Buenas Prácticas Clínicas del Comité Internacional de Armonización y los principios éticos de la Declaración de Helsinki (Asociación Médica Mundial, 2017)[20].

Con respecto a los principios éticos de investigación y lineamiento con las pautas establecidas por la CIOMS en 1991 (Council for International Organizations of Medical Sciences[21], 1991) se realizan las siguientes aclaraciones: 1) al no realizarse intervenciones en pacientes, modificar su práctica de atención clínica o de alguna manera intervenir en la evolución y los desenlaces (se analizan datos de pacientes que ya fueron atendidos), no existe espacio para posibles intervenciones de riesgo para el paciente (preservación del principio de beneficencia y no maleficencia en su elemento común de no exponer el paciente a riesgo); 2) el respeto de los participantes, en conexión además con la confidencialidad, son protegidos y asegurados también por este estudio pues no se recolecta información sensible de los pacientes que les pueda generar estigmatización, además de que la base de datos no incluye de ninguna forma identificadores personales (nombre, dirección de residencia, teléfono) con los cuales se pueda individualizar a quien corresponde cada registro; 3) el objetivo mismo del estudio no solamente asegura el respeto por el principio de justicia sino que busca su realización de manera activa teniendo en cuenta los lineamientos de la OMS mencionados: “[...]Deben diseñarse estudios para obtener conocimiento que beneficie a la clase de personas de las cuales los sujetos son representativos...”, ya que la finalidad misma de este protocolo es obtener conocimiento y poder ofrecer a futuros pacientes la posibilidad de mejoramiento en las estrategias diagnósticas y terapéuticas a las cuales son sometidos.

## 7 Cronograma

Actividad	Mes							
	1	2	3	4	5	6	7	8
<b>1. Selección de conjunto de datos de imágenes de histopatología</b>								
a. Revisión del estado del arte en redes neuronales equivariantes y redes neuronales aplicadas a imágenes histopatológicas								
b. Caracterización de las diferentes bases de datos								
c. Selección de imágenes para el proceso de aprendizaje semi-supervisado								
<b>2. Selección estrategia semi-supervisada</b>								
a. Revisión del estado del arte en estrategias semi-supervisadas								
b. Caracterización de estrategias usadas en el análisis semi-supervisado de imágenes de histopatología								
c. Definición de metricas para la evaluación de la calidad de las clasificaciones obtenidas con estrategias semi-supervisadas								
d. Selección de una estrategia semi-supervisada para la caracterización de imágenes histopatológicas								
<b>3. Ejecución de experimentos</b>								
a. Identificar métrica apropiada para el entrenamiento de la red neuronal								
b. Programar red neuronal y ejecutar experimentos								
c. Obtener resultados cualitativos y cuantitativos								
<b>5. Elaboración del informe final</b>								

## 8 Presupuesto

Concepto	Descripción	Fuente de	Valor de referencia*	Cantidad	Precio estimado
Director	Profesor de planta	Especie	\$305.000 por hora	12/h al mes por 8 meses	\$29.280.000
Autor	Estudiante de pregrado	Efectivo (Financiación estudiantil)	1 SMMLV por mes	12 meses	\$13.920.000
Base de Datos Bibliográfica	Contrapartida UIS	Especie	\$0.000.000 al año	1 año	\$20.000.000
Insumos	Papelería	A cargo del autor	-	-	\$200.000
Transporte	Traslados a la universidad	A cargo del autor	-	-	\$1.000.000
<b>TOTAL</b>					<b>\$64.400.000</b>

\* Valores tomados de los rubros presupuestales estipulados por la Vicerrectoría de Investigación y Extensión de la Universidad Industrial de Santander.

# Bibliografía

- [1] J. D. Pallua, A. Brunner, B. Zelger, M. Schirmer, and J. Haybaeck, “The future of pathology is digital,” vol. 216, no. 9, p. 153040.
- [2] N. Kiran, F. Sapna, F. Kiran, D. Kumar, F. Raja, S. Shiwlani, A. Paladini, F. Sonam, A. Bendari, R. S. Perkash, F. Anjali, and G. Varrassi, “Digital pathology: Transforming diagnosis in the digital age,” vol. 15, no. 9, p. e44620. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10547926/>
- [3] H. Sung, J. Ferlay, R. L. Siegel, M. Laversanne, I. Soerjomataram, A. Jemal, and F. Bray, “Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries,” vol. 71, no. 3, pp. 209–249. [Online]. Available: <https://acsjournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.3322/caac.21660>
- [4] B. Elesedy and S. Zaidi, “Provably strict generalisation benefit for equivariant models.” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2102.10333>
- [5] A. H. Song, G. Jaume, D. F. K. Williamson, M. Y. Lu, A. Vaidya, T. R. Miller, and F. Mahmood, “Artificial intelligence for digital and computational pathology,” vol. 1, no. 12, pp. 930–949, number: 12 Publisher: Nature Publishing Group. [Online]. Available: <https://www.nature.com/articles/s44222-023-00096-8>
- [6] V. Baxi, R. Edwards, M. Montalto, and S. Saha, “Digital pathology and artificial intelligence in translational medicine and clinical practice,” vol. 35, no. 1, pp. 23–32.
- [7] C. McGenity and D. Treanor, “Navigating the reporting guideline environment for computational pathology: A review.” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2301.09985>
- [8] G. Verghese, J. K. Lennerz, D. Ruta, W. Ng, S. Thavaraj, K. P. Siziopikou, T. Naidoo, S. Rane, R. Salgado, S. E. Pinder, and A. Grigoriadis, “Computational pathology in cancer diagnosis, prognosis, and prediction – present day and prospects,” vol. 260, no. 5, pp. 551–563. [Online]. Available: <https://pathsocjournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/path.6163>
- [9] I. Chatterjee, *Machine Learning and Its Application: A Quick Guide for Beginners*. BENTHAM SCIENCE PUBLISHERS. [Online]. Available: <https://www.eurekaselect.com/199239/volume/1>

- [10] L.-H. Lim and B. J. Nelson, “What is an equivariant neural network?” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2205.07362>
- [11] G. Cesa, L. Lang, and M. Weiler, “A program to build e(n)-equivariant steerable CNNs.” [Online]. Available: <https://openreview.net/forum?id=WE4qe9xlnQw>
- [12] R. Kondor and S. Trivedi, “On the generalization of equivariance and convolution in neural networks to the action of compact groups.” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1802.03690>
- [13] T. S. Cohen and M. Welling, “Group equivariant convolutional networks.” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1602.07576>
- [14] ——, “Steerable CNNs.” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1612.08498>
- [15] W. Freeman and E. Adelson, “The design and use of steerable filters,” vol. 13, no. 9, pp. 891–906, conference Name: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/93808>
- [16] M. Weiler, P. Forré, E. Verlinde, and M. Welling, “Coordinate independent convolutional networks – isometry and gauge equivariant convolutions on riemannian manifolds.” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2106.06020>
- [17] E. J. Bekkers, M. W. Lafarge, M. Veta, K. A. Eppenhof, J. P. Pluim, and R. Duits, “Roto-translation covariant convolutional networks for medical image analysis.” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1804.03393>
- [18] B. S. Veeling, J. Linmans, J. Winkens, T. Cohen, and M. Welling. Rotation equivariant CNNs for digital pathology. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1806.03962v1>
- [19] Y. Li, G. Cao, and W. Cao, “A dynamic group equivariant convolutional networks for medical image analysis,” in *2020 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, pp. 1056–1062. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9313601>
- [20] WMA - the world medical association-declaración de helsinki de la AMM – principios éticos para las investigaciones médicas en seres humanos. [Online]. Available: <https://www.wma.net/es/policies-post/declaracion-de-helsinki-de-la-am-principios-eticos-para-las-investigaciones-medicas-en-seres-humanos/>
- [21] Council for International Organizations of Medical Sciences (CIOMS), “International ethical guidelines for health-related research involving humans.” [Online]. Available: <https://cioms.ch/publications/product/international-ethical-guidelines-for-health-related-research-involving-humans/>