

Red neural convolucional para reconocimiento de imágenes médicas de úlceras neuropáticas. Una revisión integrativa

Convolutional Neural Network for Medical Image Recognition of Neuropathic Ulcers. An integrative review

Eduardo Augusto Francisco¹
Alexei Cala Hinojosa²
Ydalsys Naranjo Hernández^{2*}

0009-0000-9132-7874

0000-0002-7297-8636

0000-0002-2476-1731

¹ Hospital Cuanza Sul. Provincia Cuanza Sur. Angola.

² Instituto Superior Politécnico de Bie. Bié. Angola.

* Autor para la correspondencia: ydalsisn@infomed.sld.cu

RESUMEN

Introducción: La red neuronal convolucional es un tipo de red neuronal diseñada especialmente para el procesamiento de datos espaciales como imágenes. Es capaz de aprender automáticamente las características relevantes de las imágenes durante el entrenamiento, lo que los hace extremadamente efectivos en tareas de visión como el reconocimiento de objetos, la detección de patrones y segmentación de imágenes.

Objetivo: Evaluar el uso de la red neuronal convolucional para reconocimiento de imágenes de úlceras neuropáticas.

Método: Se realizó una revisión bibliográfica integradora de la literatura utilizando descriptores *MeSH* y términos como: Red neuronal convolucional, imágenes médicas, úlcera neuropática, paciente, diabetes. Se revisaron 1 436 artículos en bases de datos y documentos oficiales, se seleccionaron las fuentes relevantes con Mendeley Desktop 1.19.4. y se obtuvieron al final 35 artículos.

Resultados: La clasificación de las úlceras neuropáticas a través de la red neural convolucional se consideró una alternativa para la toma de decisiones clínicas y de cuidados contribuyendo a mejorar la calidad de la atención del paciente permitiendo mejorar los métodos diagnóstico y tratamiento de la entidad patológica.

Conclusiones: Con el aumento de la población diabética y la creciente brecha de oferta de demanda de recursos, la red neural convolucional es el futuro para la identificación temprana de la úlcera neuropática y la reducción de las amputaciones.

Palabras clave: diabetes mellitus; imagenología; inteligencia artificial para diagnóstico de imágenes médicas; amputación de extremidades inferiores motivos no traumáticos.



ABSTRACT

Introduction: The convolutional neural network is a type of neural network specially designed for the processing of spatial data such as images. It is capable of automatically learn the relevant characteristics of images during training, making them extremely effective in vision tasks such as object recognition, pattern detection, and image segmentation.

Objective: To evaluate the use of the convolutional neural network for image recognition of neuropathic ulcers.

Method: An integrative literature review was carried out using MeSH descriptors and terms such as: convolutional neural network, medical imaging, neuropathic ulcer, patient, diabetes. A total of 1 436 articles were reviewed in databases and official documents; relevant sources were selected using Mendeley Desktop 1.19.4. and 35 articles were obtained in the end.

Results: The classification of neuropathic ulcers through the convolutional neural network was considered as an alternative for clinical and care decision-making, contributing to improve the quality of patient care and allowing to improve the diagnostic and treatment methods of the pathological entity.

Conclusions: With the increase in the diabetic population and the growing supply gap in resource demand, convolutional neural networks are the future for early identification of neuropathic ulcer and reduction of amputations.

Keywords: Diabetes mellitus; medical imaging; artificial intelligence for the diagnosis of medical images; lower limb amputation for non-traumatic reasons.

Recibido: 13/12/2024

Aprobado: 20/05/2025

Introducción

La diabetes es una enfermedad crónica no transmisible que afecta al 8.5% de la población adulta mundial con mayor prevalencia en países de bajos y medianos ingresos. Ocasiona múltiples complicaciones en los pacientes y su repercusión social y sanitaria es amplia debido a que presenta elevada incidencia de complicaciones y mortalidad. ^{(1),(2)}

Para el año 2040 se pronostica que la diabetes incremente la prevalencia al 10,4 % de la población mundial. ⁽³⁾

Las úlceras neuropáticas (UN) constituyen la primera causa de hospitalización debido a la diabetes, así como de amputación de extremidades inferiores por motivos no traumáticos; sus complicaciones son un importante factor de mortalidad, llegando a una tasa de mortalidad anual cercana al 10 % y un 20 % en el caso de amputación mayor. ^{(4),(5)}

Existen dificultades en la clasificación del grado de la úlcera neuropática en pacientes con diabetes mellitus, lo que incide negativamente en la posibilidad de administrar un tratamiento adecuado incluyendo medidas para aliviar la presión, control de la glucosa en sangre e intervenciones quirúrgicas precoces con el fin de evitar complicaciones graves como



infecciones, retrasos en la cicatrización y amputaciones, todo lo que conlleva incluso riesgo para vida. ⁽⁶⁾

Existen diversos sistemas de clasificación de úlceras neuropáticas a nivel mundial, dentro de los principales están el sistema de Meggitt-Wagner; sistema de la Universidad de Texas; sistema SAD; sistema PEDIS – IWGDF y el sistema de *Wagner*. ⁽⁷⁾

El uso de la inteligencia artificial (IA) ha demostrado ser una herramienta prometedora en múltiples áreas de la salud. Ofrece nuevas posibilidades y su uso augura avances significativos. Una aplicación relevante de esta tecnología es la clasificación de imágenes médicas pues los algoritmos de IA pueden ayudar en la identificación y diagnóstico preciso de diversas condiciones clínicas. ⁽⁶⁾

La red neuronal convolucional (RNC) es un tipo de red neuronal diseñada especialmente para el procesamiento de datos espaciales como imágenes; es capaz de aprender automáticamente las características relevantes de las imágenes durante el entrenamiento, lo que las hace extremadamente efectivas en tareas de visión como el reconocimiento de objetos, detección de patrones y segmentación de imágenes. ⁽⁹⁾

La relevancia de la IA en la ciencia de la enfermería y el uso de las redes neurales convolucionales para reconocimiento de imágenes médicas motiva la realización de esta revisión bibliográfica integrativa con el objetivo de evaluar el uso de la red neuronal convolucional para reconocimiento de imágenes de úlceras neuropáticas.

Métodos

Se realizó una revisión bibliográfica integrativa a través de un análisis documental de referencias publicadas, disponibles en la base de datos PubMed, SciELO, Redalyc y Medigraphic. Guió la investigación la pregunta: ¿Cómo se han abordado las redes neurales convolucionales para el reconocimiento de imágenes médicas de úlceras neuropáticas en la bibliografía científica?

En la estrategia de búsqueda se utilizaron las palabras clave de los Descriptores en Ciencias de la salud (DeCS): convolutional neural network, medical imaging, neuropathic ulcer, patient, diabetes y los operadores booleanos AND Y OR, en la tabla1 se muestran los algoritmos de búsqueda empleados.



Tabla 1- Algoritmo de búsqueda según bases de datos.

Bases de datos	Descriptores	Estrategia de búsqueda
Redalyc	Redes neuronales/ Úlcera neuropática/Imágenes médicas.	(Redes neuronales OR Úlcera neuropática AND Imágenes médicas year_cluster: ("2017" OR "2022"))
Medigraphic	Inteligencia artificial/Pie diabético	(Pie diabético AND Inteligencia artificial. AND year_cluster: ("2010" OR "2022"))
SciELO	Algoritmo de aprendizaje profundo/Úlcera neuropática	Algoritmo de aprendizaje AND Úlcera neuropática year_cluster: ("2010" OR "2022")
PubMed	Red neuronal convolucional /Úlcera neuropática/Imágenes médicas	Red neuronal convolucional AND Úlcera neuropática AND imágenes médicas

Criterios de inclusión: artículos originales o de revisión publicados entre 2010 y 2022, a texto completo, en español e inglés, que refirieran red neuronal convolucional.

Criterios de exclusión: artículos que se encontraron repetidos en las bases de datos, con idiomas y fechas de publicación diferentes a los establecidos, la literatura gris, las cartas, editoriales, casos clínicos y artículos de reflexiones teóricas. Se localizaron 96 registros, de ellos 36 artículos, se excluyeron 14 que no cumplieron la calidad metodológica para llegar a conclusiones generales, se seleccionaron 22 artículos pertinentes con el objeto de estudio, de los que fueron seleccionados 8. Se realizó un exhaustivo análisis de contenido de los artículos seleccionados.

Desarrollo

Las redes neuronales convolucionales demuestran un gran potencial para resolver problemas de clasificación con imágenes médicas como las úlceras neuropáticas. Estas redes están diseñadas específicamente para procesar imágenes y han demostrado ser muy eficientes en tareas de clasificación y reconocimiento de este tipo de úlceras. ⁽¹⁰⁾

Una red neuronal convolucional consta de diferentes capas, entre las cuales se tienen:

1. Capas convolucionales: utilizan filtros, que se aplican de manera repetitiva a la imagen, lo que permite que sean capturadas las características jerárquicas y complejas a diferentes niveles de abstracción. para detectar patrones locales en regiones pequeñas de la entrada. ⁽¹¹⁾
2. Capas de max-pooling: reducen la dimensionalidad de la imagen al seleccionar los valores máximos en regiones específicas. Esto ayuda a extraer características relevantes y a reducir el número de parámetros en la red. ⁽¹²⁾
3. Capas completamente conectadas: procesan las características extraídas por las capas anteriores y realizan la clasificación final. ⁽¹³⁾

El resultado del resumen de los 8 artículos sometidos al análisis de contenido se presenta a continuación en las tablas 2 hasta la 9.



Tabla2- Redes neuronales convolucionales: un modelo de Deep Learning en imágenes diagnósticas.

Autores. Año. País. Base de datos	Objetivos	Resultados
Lubinus Badill et al., (14)-2021-Colombia-Epub.	Aclarar el orden de los conceptos básicos de las CNN, de tal forma que permita una aproximación al tema y pueda ser una guía para los que deseen profundizar al respecto.	redes neuronales convolucionales, los conceptos básicos de estas, y las percepciones actuales en la aplicación médica centrada en imágenes diagnósticas.
Conclusiones: Las decisiones médicas se toman con base en la interpretación integral de los datos relevantes del paciente, como los signos, síntomas, pruebas de laboratorio e imágenes diagnósticas. El DL permite la extracción automática de las características discriminatorias de datos de alta dimensión, por lo tanto, supone un gran impacto en el campo médico y en particular en el análisis cuantitativo.		

Tabla 3- Convolutional Neural Networks for Radiologic Images: A Radiologist's Guide.

Autores. Año. País. Base de datos	Objetivos	Resultados
Soffer S et al., ⁽¹⁵⁾ -2019-EEUU-Epub	Proponer una introducción a la tecnología de aprendizaje profundo y presenta las etapas que conlleva el proceso de diseño de la investigación en radiología de aprendizaje profundo	La aplicación de redes neuronales convolucionales, a imágenes radiológicas que se centró en los siguientes cinco órganos principales del sistema: tórax, mama, cerebro, sistema músculo esquelético abdomen y pelvis. El estudio es seguido por una discusión sobre los desafíos actuales y las tendencias futuras y sus posibles implicaciones para la radiología.
Conclusiones: Este artículo puede ser utilizado como una guía para los radiólogos que planean la investigación en el campo del análisis de imágenes radiológicas utilizando redes neuronales convolucionales.		

Tabla 4- Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs.

Autores. Año País. Base de datos	Objetivos	Resultados
Gulshan V et al., ⁽¹⁶⁾ EEUU-2016-Epub	Aplicar el aprendizaje profundo para crear un algoritmo para la detección automatizada de retinopatía diabética y edema macular diabético en fotografías de fondo de ojo.	El conjunto de datos de EyePACS-1 constó de 9963 imágenes de 4997 pacientes (edad media, 54,4 años; 62,2 % mujeres; prevalencia de RDR, 683/8878 imágenes completamente graduables [7,8 %]); el conjunto de datos de Messidor-2 tenía 1748 imágenes de 874 pacientes (edad media, 57,6 años; 42,6 % mujeres; prevalencia de RDR, 254/1745 imágenes completamente graduables [14,6 %]). Para detectar RDR, el algoritmo tenía un área bajo la curva de funcionamiento del receptor de 0,991 (IC del 95 %, 0,988-0,993) para EyePACS-1 y de 0,990 (IC del 95 %, 0,986-0,995) para Messidor-2. Utilizando el primer punto de corte quirúrgico con alta especificidad, para EyePACS-1, la sensibilidad fue del 90,3 % (IC del 95%, 87,5 %-92,7 %) y la especificidad del 98,1 % (IC del 95%, 97,8 %-98,5 %). Para Messidor-2, la sensibilidad fue del 87,0 % (IC del 95%, 81,1 %-91,0 %) y la especificidad del 98,5 % (IC del 95%, 97,7 %-99,1 %). Utilizando un segundo



		punto de operación con alta sensibilidad en el conjunto de desarrollo, para EyePACS-1 la sensibilidad fue del 97,5 % y la especificidad del 93,4 % y para Messidor-2 la sensibilidad fue del 96,1 % y la especificidad del 93,9 %.
Conclusiones: En esta evaluación de fotografías de fondo de ojo de retina de adultos con diabetes, un algoritmo basado en el aprendizaje automático profundo tuvo una alta sensibilidad y especificidad para detectar la retinopatía diabética referible. Se necesita más investigación para determinar la viabilidad de aplicar este algoritmo en el entorno clínico y para determinar si el uso del algoritmo podría conducir a una mejor atención y resultados en comparación con la evaluación oftalmológica actual.		

Tabla 5- Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs. PloS one

Autores. Año. País. Base de datos	Objetivos	Resultados
Voets M et al., ⁽¹⁷⁾ - 2019-EEUU- Epub	Determinar la retinopatía diabética, el edema macular y la capacidad de clasificación de las imágenes.	Tenemos un grado de retinopatía diabética por imagen para nuestros conjuntos de datos, y nosotros mismos evaluamos la capacidad de clasificación de la imagen.
Conclusiones: Este estudio muestra los desafíos de reproducir los resultados de los métodos de aprendizaje profundo y la necesidad de más estudios de replicación y reproducción para validar los métodos de aprendizaje profundo, especialmente para el análisis de imágenes médicas.		

Tabla 6- Deep learning-based automated detection for diabetic retinopathy and diabetic macular oedema in retinal fundus photographs.

Autores. Año. País. Base de datos	Objetivos	Resultados
Li F et al., ⁽¹⁸⁾ - 2018-EEUU-Epub	Presentar y validar un algoritmo de ensamble profundo para la detección de retinopatía diabética (RD) y edema macular diabético (DMO) utilizando imágenes de fondo de ojo.	En nuestro conjunto de datos de prueba primario, el modelo logró un AUC de 0,992 (IC del 95 %, 0,989-0,995) correspondiente a una sensibilidad de 0,925 (IC del 95 %, 0,916-0,936) y una especificidad de 0,961 (IC del 95 %, 0,950-0,972) para la RD referible, mientras que la sensibilidad y la especificidad para los oftalmólogos oscilaron entre 0,845 y 0,936 y entre 0,912 y 0,971, respectivamente. Para la DMO referible, nuestro modelo generó un AUC de 0,994 (IC del 95%, 0,992-0,996) con una sensibilidad de 0,930 (IC del 95 %, 0,919-0,941) y una especificidad de 0,971 (IC del 95 %, 0,965-0,978), mientras que los oftalmólogos obtuvieron sensibilidades que oscilaron entre 0,852 y 0,946, y especificidades que oscilaron entre 0,926 y 0,985.
Conclusiones: Este estudio mostró que el modelo de conjunto profundo exhibió un excelente rendimiento en la detección de RD y DMO, y tuvo una buena robustez y generalización, lo que potencialmente podría ayudar a respaldar y expandir los programas de detección de DR/DMO.		



Tabla 7- Artificial intelligence using deep learning to screen for referable and vision-threatening diabetic retinopathy in Africa: a clinical validation study.

Autores. Año. País. Base de datos	Objetivos	Resultados
Bellemo V et al., ⁽¹⁹⁾ -2019-EEUU-Epub	Identificar y reducir la ceguera debida a la diabetes.	Se reclutaron prospectivamente un total de 4504 imágenes de fondo de ojo de retina de 3093 ojos de 1574 zambianos con diabetes. Se encontró retinopatía diabética referible en 697 (22,5 %) ojos, retinopatía diabética amenazante para la visión en 171 (5,5 %) ojos y edema macular diabético en 249 (8,1 %) ojos. El AUC del sistema de IA para la retinopatía diabética referible fue de 0,973 (IC del 95 %: 0,969-0,978), con una sensibilidad correspondiente del 92,25% (90,10-94,12) y una especificidad del 89,04% (87,85-90,28). La sensibilidad de la retinopatía diabética amenazante para la visión fue del 99,42 % (99,15-99,68) y la del edema macular diabético del 97,19 % (96,61-97,77). El modelo de IA y los evaluadores humanos mostraron resultados similares en la detección de la prevalencia de retinopatía diabética referible, la detección y las asociaciones de factores de riesgo sistémicos. Tanto el modelo de IA como los evaluadores humanos identificaron una mayor duración de la diabetes, un mayor nivel de hemoglobina glicosilada y un aumento de la presión arterial sistólica como factores de riesgo asociados con la retinopatía diabética referible.
Conclusiones: Un sistema de IA muestra un rendimiento clínicamente aceptable en la detección de la retinopatía diabética referible, la retinopatía diabética que amenaza la visión y el edema macular diabético en el cribado de la retinopatía diabética poblacional. Esto muestra la posible aplicación y adopción de dicha tecnología de IA en una población africana de escasos recursos para reducir la incidencia de ceguera prevenible, incluso cuando el modelo se entrena en una población diferente.		

Tabla 8- Estrategia de autocuidado en el adulto mayor con úlcera neuropática en la comunidad.

Autores. Año. País. Base de datos	Objetivos	Resultados
Naranjo Hernández Y et al., ⁽²⁰⁾ -2019-Cuba- Google Académico	Diseñar una estrategia de autocuidado en los adultos mayores con úlcera neuropática en la comunidad.	El nivel de conocimiento de las enfermeras, al finalizar el programa de capacitación obtuvo 80,49. El 92,71 % del estado de salud de los adultos mayores con úlcera neuropática fue bueno; el restablecimiento cutáneo después de aplicada la estrategia cicatrizó la úlcera neuropática en un período de tiempo más corto, el autocuidado de los adultos mayores se pudo constatar que recibieron un autocuidado aceptable, el 82,29 %, obedeció a cambios de conductas.
Conclusiones: Se logró el diseño de la estrategia de autocuidado del adulto mayor con úlcera neuropática en la comunidad, que favorecen la relación adulto mayor con úlcera neuropática, enfermera, familia y comunidad.		



Tabla 9- Redes Convolucionales Siamesas y Tripletas para la Recuperación de Imágenes Similares en Contenido.

Autores. Año. País. Base de datos	Objetivos	Resultados
Fierro AN et al., ⁽²¹⁾ -2019- Cuba-scielo	Desarrollar un sistema de recuperación de imágenes con base en su contenido, utilizando redes convolucionales siamesas y tripletas.	Los resultados muestran que los esquemas con base en redes convolucionales extraen mayor cantidad de información semántica. Las arquitecturas múltiples, aparte de extraer información semántica, mejoran la tasa de recuperación de imágenes.
Conclusiones: Las arquitecturas múltiples solucionan los tres retos más importantes de estos sistemas, como lo son la brecha semántica, el aprendizaje de similitud y el espacio de almacenamiento, los cuales no habían sido resueltos en trabajos anteriores.		

La úlcera es la pérdida de la integridad de la piel, con afectación de la epidermis, la dermis y a veces de la hipodermis, lo que la hace susceptible a un proceso infeccioso secundario. Según la etiología, podemos dividir las úlceras en neuropáticas, isquémicas o neuroisquémicas. ⁽²²⁾

Aunque algunas de las anteriores clasificaciones pueden usarse en un contexto especializado (por ejemplo, para determinar la necesidad de una investigación detallada de un componente de la úlcera), es importante que el sistema adoptado permita que el equipo de atención permanezca alerta con respecto a otros componentes y a los procesos asociados de atención según la región geográfica (y las consiguientes características de la población), así como según la disponibilidad de recursos. ⁽²³⁾

El sistema de Wagner, si bien fue el primero en ser adoptado por la comunidad científica, no está bien validado, ni distingue con precisión entre los tipos de úlceras. La clasificación de la universidad de Texas está bien validada y se ha vuelto ampliamente utilizada, pero adolece de la falta de referencia a la neuropatía o al área de la úlcera, que se considera uno de los principales determinantes del tiempo de curación. ⁽²⁴⁾

La clasificación de Infectious Diseases Society of America/International WorkingGroup on Diabetic Foot (IDSA/IWGDF) se desarrolló originalmente como una guía diseñada para ayudar en las decisiones relacionadas con el ingreso hospitalario, pero luego se evaluó no con este propósito, sino como un predictor de amputación combinada mayor y menor. Esta debe elegirse para la categorización de la infección. Por otro lado, la clasificación Wlfi debe elegirse para evaluar la perfusión y cualquier posible beneficio de la revascularización. Esta se construyó a partir de tres factores que han demostrado ser predictores del riesgo de amputación: la extensión de la lesión (wound), el grado de isquemia (ischemia) y la gravedad de la infección (foot infection). ⁽²⁵⁾

A continuación, se exponen los sistemas de clasificación: sistema *Meggitt-Wagner*; sistema de la Universidad de Texas; sistema SAD; sistema PEDIS – IWGDF.



Sistema Meggitt-Wagner

Uno de los sistemas de clasificación de las úlceras neuropáticas más citados fue descrito por primera vez por *Meggitt* en 1976 y popularizado por *Wagner* en 1981 (Tabla 10). Evalúa la úlcera según la profundidad y la presencia de osteomielitis o gangrena, clasificándola en grados (0 a 5), según la gravedad de la lesión. ⁽²⁶⁾

Tabla 10 - Sistema de clasificación de Meggitt-Wagner.

Grado	Clasificación	Características
0	Ninguna, pie de riesgo	Callos gruesos, cabeza de metatarsiano prominentes, dedos en garra, deformidades óseas.
I	Úlceras superficiales	Destrucción del espesor total de la piel.
II	Úlceras profundas	Penetra la piel gruesa, ligamento, pero sin afectar los huesos, infectada.
III	Úlceras profundas más acceso (osteomielitis)	Externa y profunda, secreción mal olor
IV	Gangrena limitada	Necrosis de una parte del pie o de los dedos, talos y planta.
V	Gangrena extensa	Todo el pie afectado, efecto sistémico.

Sistema de la Universidad de Texas

Descrita en 1996 por el grupo de la Universidad de San Antonio – Texas, esta incluye en la evaluación características más completas que la anterior, las cuales permite la división en grados y estadios en función de la profundidad de la úlcera, la presencia de infección e isquemia, aunque no considera la condición de gangrena. De esta manera Se considera una lesión completamente epitelizada, no infectada, no isquémico grado 0, etapa A ⁽²⁷⁾.

Sistema SAD

Este sistema fue descrito en 1999, añadiendo dos nuevos criterios clínicos en la evaluación de úlceras: la superficie de la lesión; el grado de denervación (pérdida de sensibilidad protectora) del pie.

Así, prevé el análisis de cinco componentes: la zona ulcerosa, la profundidad de la úlcera, la presencia de infección, la presencia de isquemia y la denervación, evaluada de 0 a 3. ⁽²⁸⁾

El grado de denervación se define por la reducción de la sensibilidad a través de la evaluación clínica mediante el test de monofilamento de Simmes-Weinstein de 10 g el sistema considera la reducción o ausencia total de sensibilidad y también la artropatía de Charcot como criterio de severidad de la denervación. El único criterio que no se relacionó con el pronóstico de la úlcera es la pérdida de la sensibilidad protectora. ⁽²⁹⁾

Sistema de clasificación PEDIS

Es la clasificación introducida en 2003 por el Grupo Internacional de Trabajo sobre la úlcera de pie diabético y defiende la sistematización de las evaluaciones de las lesiones del pie diabético de acuerdo con los siguientes criterios: ⁽³⁰⁾

Grado 1: Úlcera superficial apenas piel y tejido subcutáneo afectado.

Grado 2: Úlcera profunda, no músculo, no capsula articular de hueso.

Grado 3: Úlceras profundas con acceso y osteomielitis.

Grado 4: Pie con gangrena superficial.

Grado 5: Pie con gangrena total.



De los diversos sistemas de clasificación de úlceras neuropáticas mencionados, para la presente investigación y desarrollo de la Red Neuronal, el sistema de *Wagner* por su facilidad de uso, simplicidad y efectividad, es de los más utilizados en todo el mundo. ⁽³¹⁾

Redes neurales convolucionales

Las redes neuronales convolucionales son definidas como un tipo de red neuronal diseñada para aprender jerarquías, espaciar automáticamente y adaptar las características. Estas redes se utilizan principalmente para resolver tareas de reconocimiento de patrones basados en patrones de imágenes. ⁽³²⁾

Una arquitectura de red neuronal convolucional consta de un conjunto finito de capas de procesamiento que pueden aprender varias características de los datos (imagen) con varios niveles de abstracción. Las primeras capas aprenden y extraen características de alto nivel (con menos abstracción), mientras que las siguientes capas aprenden y extraen características de bajo nivel (con mayor abstracción). ⁽³³⁾

Capas de una red neuronal convolucional

Hay tres tipos de capas en una arquitectura de red neuronal convolucional: capas convolucionales; capas de piscina; capas totalmente conectadas o capa final.

La capa convolucional es el componente más importante de cualquier arquitectura de redes neuronales convolucionales. Contiene un conjunto de kernels (también llamados filtros), que se combinan con la imagen de entrada para identificar características representativas de una imagen. ⁽³⁴⁾

La convolución consiste en un producto elemento por elemento entre una pequeña matriz de números (kernel) y el conjunto de entrada (que se representa como una matriz, llamada tensor) y la suma para obtener el valor de salida para cada de la matriz, se denominará mapa de características. ⁽³⁵⁾

Una red neuronal se define como un sistema que permite establecer una relación entre entradas y salidas inspiradas por el sistema nervioso y diferenciándose de la computación tradicional, ya que no utilizan un algoritmo secuencial. Las redes neuronales se comportan como un cerebro humano, donde se procesa la información en paralelo, con la posibilidad de aprender y generalizar situaciones no incluidas en los procesos formativos. ^{(36),(37)}

En la propuesta final, la RNC para el reconocimiento de imágenes médicas de úlceras neuropáticas en pacientes con diabetes mellitus hace el diagnóstico para clasificar el grado de la úlcera neuropática y así es posible presentar los cuidados de enfermería al profesional que solicita el examen. ⁽³⁸⁾

Las computadoras reconocen imágenes a través de algoritmos de visión y del aprendizaje automático. Estos algoritmos procesan los píxeles de las imágenes y buscan patrones, características distintivas para identificar objetos, rostros, texto, entre otros elementos. El aprendizaje automático, especialmente las redes neuronales convolucionales, son ampliamente utilizadas para esta tarea, ya que pueden aprender con y mejorar su precisión en el tiempo. ⁽³⁸⁾



Los autores consideran que las redes neurales convolucionales constituyen una alternativa para la toma de decisiones clínicas, contribuyendo a mejorar la calidad de la atención al paciente con úlceras neuropáticas, al mejorar los métodos de diagnóstico y por tanto el tratamiento de la entidad patológica.

Conclusiones

Con el aumento de la población diabética y la creciente brecha entre oferta y demanda de recursos, las redes neurales convolucionales constituyen el futuro para la identificación temprana de la úlcera neuropática, lo que contribuirá a la reducción de las amputaciones.

Referencias

1. Naranjo-Hernández Y, Pérez-Lugo I, Oria-Pérez L, García-González D. Rol del personal enfermero para modificar el nivel de información en los adultos mayores diabéticos. *Revi Cub de Med Gen Integ* [Internet]. 2020 [citado 20 Ago 2024]; 36 (4). Disponible en: <https://revmgi.sld.cu/index.php/mgi/article/view/1250>
2. Naranjo-Hernández Y. Estrategia de autocuidado en el adulto mayor con úlcera neuropática en la comunidad. *Rev Cub de Enf* [Internet]. 2018 [citado 20 Ago 2024]; 34 (3). Disponible en: <https://revenfermeria.sld.cu/index.php/enf/article/view/2428>
3. Valencia Pérez, TA. Implementación de algoritmos de reconstrucción tomográfica mediante programación paralela (CUDA) [tesis doctorado]. México: BUAP; 2020 [citado 20 Ago 2024]. Disponible en: <https://repositorioinstitucional.buap.mx/handle/20.500.12371/10186>
4. Lipsky BA, Senneville É, Abbas ZG, Aragón-Sánchez J, Diggle M, Embil JM, et al. Guidelines on the diagnosis and treatment of foot infection in persons with diabetes (IWGDF 2019 update). *Diabetes/metabolism research and reviews* Enf [Internet]. 2020 [citado 20 Ago 2024]; 36 *Suppl 1*, e3280. Disponible en: <https://doi.org/10.1002/dmrr.3280>
5. García Parodi L, Soldevilla Agreda J, García Fernández FP. Calidad de vida y cicatrización en los pacientes con úlceras de pie diabético en el ámbito latinoamericano. *Gerokomos* [Internet]. 2021 [citado 2024 Ago 18]; 32(4): 251-6. Disponible en: http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1134-928X2021000500251&lng=es.
6. Pereira JK. Uso de visão computacional para reconhecimento de imagens de frutas em imagens RGB [Tesis]. Brasil: UFC; 2021 [citado 20 Ago 2024]. Disponible en: <https://repositorio.ufc.br/handle/riufc/64490>
7. Wang J, Zhang C, Wang Y. A photoacoustic imaging reconstruction method based on directional total variation with adaptive directivity. *BioMed Eng OnLine* [Internet]. 2017 [citado 20 de Ago del 2024];16(1):[aprox. 30 p.]. . Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5450113/>
8. Neethling T. Russian Para-Military Operations in Africa: The Wagner Group as a De Facto Foreign Policy Instrument. *Scientia Militaria: South African Journal of Military Studies*



- [Internet]. 2023 [citado 18 Ago 2024]; 51(1):1-23. Disponible en: <https://dx.doi.org/10.5787/51-1-1403>
9. Wang F, Casalino LP, Khullar D. Deep Learning in Medicine-Promise, Progress, and Challenges. *JAMA internal medicine Radiolog* [Internet]. 2019 [citado 18 Ago 2024]; 79(3):293–4. Disponible en: <https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2018.7117>
 10. Van Calster B, Steyerberg EW, Collins GS. Artificial Intelligence Algorithms for Medical Prediction Should Be Nonproprietary and Readily Available. *JAMA internal medicine* [Internet]. 2019 [citado 18 Ago 2024]; 179(5):731. Disponible en: <https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2019.0597>
 11. Jang HJ, Cho KO. Applications of deep learning for the analysis of medical data. *Archives of pharmacal research* [Internet]. 2019 [citado 18 Ago 2024]; 42(6): 492–504. Disponible en: <https://doi.org/10.1007/s12272-019-01162-9>
 12. Meyer A, Cypko MA, Eickhoff C, Falk, V. Emmert, MY. Artificial intelligence-assisted care in medicine: a revolution or yet another blunt weapon?. *European heart journal* [Internet]. 2019 [citado 18 Ago 2024]; 40(40): 3286–9. Disponible en: <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehz701Mmmm>
 13. Cao Y, le Yu X, Yao H, Jin Y, Lin K, Shi C, et al. ScLNet: A cornea with scleral lens OCT layers segmentation dataset and new multi-task model. *Heliyon* [Internet]. 2024 [citado 18 Ago 2024]; 10(13): e33911. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e33911>
 14. Lubinus Badillo F, Rueda Hernández CA, Marconi Narváez B, Arias Trillos YE. Redes neuronales convolucionales: un modelo de Deep Learning en imágenes diagnósticas. Revisión de tema. *Rev Colomb Radiol* [Internet]. 2021 [citado 18 Ago 2024]; 32(3): 5591-9. . Disponible en: <https://doi.org/10.53903/01212095.161>
 15. Soffer S, Ben-Cohen A, Shimon O, Amitai MM, Greenspan H, Klang E. Convolutional Neural Networks for Radiologic Images: A Radiologist's Guide. *Radiolog* [Internet]. 2019 [citado 18 Ago 2024]; 290(3):590–606. Disponible en: <https://doi.org/10.1148/radiol.2018180547>
 16. Gulshan V, Peng L, Coram M, Stumpe MC, Wu D, Narayanaswamy A, et al. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. *JAMA* [Internet] 2016 [citado 2024 Ago 18]; 316(22): 2402–10. Disponible en: <https://doi.org/10.1001/jama.2016.17216>
 17. Voets M, Møllersen K, Bongo LA. Reproduction study using public data of: Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs. *PloS one* [Internet] 2019 [citado 18 Ago 2024]; 14(6):e0217541. . Disponible en: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0217541>
 18. Li F, Wang Y, Xu T, Dong L, Yan L, Jiang M, et al. Deep learning-based automated detection for diabetic retinopathy and diabetic macular oedema in retinal fundus photographs. *Eye (London, England)* [Internet]. 2022 Jun [citado 2024 Ago 18]; 36(7): 1433–41. Disponible en: <https://doi.org/10.1038/s41433-021-01552-8>
 19. Bellema V, Lim ZW, Lim G, Nguyen QD, Xie Y, Yip MYT, et al. Artificial intelligence using deep learning to screen for referable and vision-threatening diabetic retinopathy in Africa: a clinical validation study. *Lancet Digit Health* [Internet]. 2019 Jun [citado 2024 Ago 18]; 1(1):e35-e44. . Disponible en: [http://doi.org/10.1016/S2589-7500\(19\)30004-4](http://doi.org/10.1016/S2589-7500(19)30004-4)
 20. Naranjo Hernández Y, Avila SM, Concepción Pacheco JA. Estrategia de autocuidado en el adulto mayor con úlcera neuropática en la comunidad. *Rev Cuba Enf*. 2018;34(3):662-72.



21. Fierro Atoany N, Nakano Mariko Y, Keiji Pérez HM. Redes Convolucionales Siamesas y Tripletas para la Recuperación de Imágenes Similares en Contenido. *Información tecnológica* [Internet]. 2019 [citado 2024 Ago 18]; 30(6):243-54. Disponible en: <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642019000600243>
22. Khunkaew S, Fernández R, Sim J. Health-related quality of life among adults living with diabetic foot ulcers: a meta-analysis. *Quality life Res.* [Internet]. 2019 [citado 2024 Ago 18];28(6):1413-27. Disponible en: <http://doi.org/10.1007/s11136-018-2082-2>
23. Muramatsu S, Sato K. Quantitative Analysis of Emphysema in Ultra-high-resolution CT by Using Deep Learning Reconstruction: Comparison with Hybrid Iterative Reconstruction. *Japanese Journal of Radiological Technology* [Internet]. 2020 [citado 18 Ago 2024];76(11):1163-72. Disponible en: https://www.jstage.jst.go.jp/article/jjrt/76/11/76_2020_JSRT_76.11.1163/pdf/-char/ja
24. Mendes AG, Silva AG. Aplicativo mobile para auxiliar na escolha da cobertura para lesões do pé diabético por meio de modelagem de aprendizado de máquina feedforward [Tesis]. Brasil: URFA; 2021 [citado 18 Ago 2024]. Disponible en: <https://bdta.ufra.edu.br/jspui/bitstream/123456789/2787/1/DIAFOOT%20aplicativo%20mobile%20para%20auxiliar%20na%20escolha%20da%20cobertura%20para%20les%C3%B5es%20do%20p%C3%A9%20diab%C3%A9tico%20por%20meio%20de%20modelagem%20de%20aprendizado%20de%20m%C3%A1quina%20feedforward.pdf>
25. Monteiro M, Boyko E, Jeffcoate W. Diabetic foot ulcer classifications: A critical review. *Diabetes Metab Res Rev* [Internet]. 2020 [citado 18 Ago 2024] ;36 (Suppl.1): e3272. Disponible en: Doi: [10.1002/dmrr.3272](https://doi.org/10.1002/dmrr.3272)
26. Romero-Gamboa M, Sández-López M. Evolución del pie diabético en los grados 4 y 5 de la clasificación de Wagner. *Revista Cubana de Angiología y Cirugía Vascular* [Internet]. 2020 [citado 2024 Ago 20]; 18(1):[aprox. 0 p.]. Disponible en: <https://revangiologia.sld.cu/index.php/ang/article/view/240>
27. Parentes JB, Nascimento TM, Costa GOP, Riedel GP, Jansen RCS, Soares RDB, et al. Assistência de enfermagem a um paciente portador de pé diabético: um relato de experiência do estágio supervisionado. *RSD* [Internet]. 2021 [citado 19 de agosto de 2024];10(4):e8510413812. Disponible en: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/13812>
28. Junior RM. Estudo da automação para auxílio da caracterização e diagnóstico de feridas por aplicação digital [tesis]. Brasil: Bauru; 2021. Disponible en: <https://repositorio.unisagrado.edu.br/bitstream/handle/143/1/ESTUDO%20DA%20AUTOMAC%C3%87%C3%83O%20PARA%20AUXILIO.pdf>
29. Ascaño Ortega A. Criterios y resultados de la aplicación de las clasificaciones para pacientes con pie diabético. *Rev Cub Med Mil* [Internet]. 2021 Dic [citado 2024 Ago 20]; 50(4). Disponible en: http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0138-65572021000400033&lng=es.
30. Clavijo-Rodríguez T, Barnés-Domínguez J, Puentes-Madera I, Valdés-Pérez C, López-Delgado N. Características ecográficas de la enfermedad arterial periférica de miembros inferiores en diabéticos tipo II. *Revista Cubana de Angiología y Cirugía Vascular* [Internet]. 2022 [citado 2024 Ago 20]; 23(2):[aprox. 0 p.]. Disponible en: <https://revangiologia.sld.cu/index.php/ang/article/view/365>



31. Silva GB, Medeiros JT, Canabarro ST. Enfermagem e o pé diabético: O papel da enfermagem no cuidado do pé diabético [Internet]. Brasil: Editora Científica Digital; 2020 [citado 2024 Ago 20]. Disponible en: <https://www.editoracientifica.com.br/books/chapter/enfermagem-e-o-pe-diabetico-o-papel-da-enfermagem-no-cuidado-do-pe-diabetico>
32. Arias-Rodríguez FD, Jiménez-Valdiviezo MiA, del Cisne-Ríos-Criollo K, Murillo-Araujo GP, Toapanta-Allauca DSo, Rubio-Laverde Katherin A, et al . Pie diabético. Actualización en diagnóstico y tratamiento. Revisión bibliográfica. Angiología [Internet]. 2023 Ago [citado 2024 Ago 20]; 75(4): 242-58. Disponible en: http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0003-31702023000400006&lng=es.
33. Williams ME. Aprendizaje profundo con Python: La guía definitiva para principiantes para aprender aprendizaje profundo con Python Paso a paso. [intenet]. EE UU: Ethan-Williams-ebook Independently published; 2019 [citado 2024 Ago 20]. Disponible en: <https://www.amazon.com/-/es/Ethan-Williams-ebook/dp/B0819XSKV2>
34. Martinsanz GP, Caro PJ, Portas EB. Aprendizaje Profundo [internet]. Colombia: Alfaomega Colombiana; 2021 [citado 2024 Ago 20]. Disponible en: https://books.google.com/cu/books/about/Aprendizaje_profundo.html?id=pz4L0QEACAAJ&redir_esc=y
35. Kiranyaz S, Ince T, Losifidis A, Gabbouj M. Operational neural networks. *Neural Computing and Applications* [Internet]. 2020 Mar [citado 19 agos 2024]; 32: 6645 - 68. Disponible en: <https://bit.ly/3MY0cfS>
36. Tuo S, Chen T, He H, Feng Z, Zhu Y, Liu F. A Regional Industrial Economic Forecasting Model Based on a Deep Convolutional Neural Network and Big Data. MDPI [Internet]. 2021 Nov [citado 19 ago 2024];4(7): 1594-1606. Disponible en: <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/22/12789>
37. Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, Kuleshov V, De Prito M, Chou, K. A guide to deep learning in healthcare. *Nature medicine* [Internet]. 2019 [citado 18 Ago 2024]; 25(1): 24-9. Disponible en: <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0316-z>
38. Shah P, Mishra DK, Shanmugam MP, Doshi B, Jayaraj H, Ramanjulu R. Validation of Deep Convolutional Neural Network-based algorithm for detection of diabetic retinopathy - Artificial intelligence versus clinician for screening. *Indian J Ophthalmol* [Internet]. 2020 Feb [citado 2024 Ago 18]; 68(2):398-405. Disponible en: http://doi.org/10.4103/ijo.IJO_966_19

Conflicto de interés

Los autores declaran no tener conflictos de intereses.

Declaración de autoría

Eduardo Augusto Francisco (Conceptualización. Curación de datos. Análisis formal. Metodología. Administración del proyecto. Supervisión. Validación. Visualización. Redacción–revisión y edición).

Alexei Cala-Hinojosa (Conceptualización. Curación de datos. Investigación. Metodología. Supervisión. Visualización. Redacción–revisión y edición).

Ydalsys Naranjo-Hernández (Curación de datos. Investigación. Validación. Redacción–revisión y edición. Análisis formal. Investigación. Validación. Visualización. Redacción–revisión y edición).

