

Desarrollo de Preclasificador de Imágenes Térmicas para Pie Diabético

Zurani Estephania Jiménez Vázquez¹

203291@ib.upchiapas.edu.mx

<https://orcid.org/0009-0005-7551-5257>

Universidad Politécnica de Chiapas
México

Enrique Isaías Solórzano Aguilar

203279@ib.upchiapas.edu.mx

<https://orcid.org/0009-0003-7673-9979>

Universidad Politécnica de Chiapas
México

Christian Roberto Ibáñez Nangüelú

cribn@ib.upchiapas.edu.mx

<https://orcid.org/0000-0002-8304-2892>

Universidad Politécnica de Chiapas
México

Nelson Iván Ruiz Navarro

dr_ruiznavarro16@hotmail.com

<https://orcid.org/0009-0006-6313-5975>

Asociación Mexicana de Pie Diabético
México

RESUMEN

La diabetes mellitus tipo II es una enfermedad crónica con base genética, pero factores como la dieta poco saludable, la inactividad física y la obesidad también influyen. Entre las complicaciones de esta, se destaca el pie diabético debido a la neuropatía causada por la hiperglucemia, esto puede llevar a úlceras y lesiones difíciles de tratar, hasta incluso requerir cirugía, el diagnóstico actual implica pruebas costosas y tiempo de espera para resultados. Este proyecto busca desarrollar un preclasificador de imágenes térmicas en MATLAB® mediante deep learning para distinguir entre pies sanos y diabéticos, además, se recopilan datos clínicos del paciente a través de una interfaz en APP DESIGNER® y se almacenan en una base de datos, estos datos se utilizan para categorizar a los pacientes como: sin riesgo, propensos o con síntomas de pie diabético, proporcionando recomendaciones de cuidado según la categorización. Este enfoque tiene como objetivo facilitar la detección temprana y eficaz del pie diabético, reduciendo el tiempo de diagnóstico y el riesgo de complicaciones graves para los pacientes.

Palabras clave: imágenes térmicas; pie diabético; red neuronal; preclasificación

¹ Autor principal.

Correspondencia: 203291@ib.upchiapas.edu.mx

Development of thermal imaging preclassifier for diabetic foot

ABSTRACT

Diabetes mellitus type II is a chronic disease with a genetic basis, but factors such as unhealthy diet, physical inactivity and obesity also play a role. Among the complications of this, diabetic foot stands out due to neuropathy caused by hyperglycemia, this can lead to ulcers and lesions difficult to treat, even requiring surgery, the current diagnosis involves expensive tests and waiting time for results. This project seeks to develop a thermal imaging pre-sorter in MATLAB® using deep learning to distinguish between healthy and diabetic feet, furthermore, clinical patient data is collected through an interface in APP DESIGNER® and stored in a database, this data is used to categorize patients as not at risk, prone or with diabetic foot symptoms, providing care recommendations according to the categorization. This approach aims to facilitate early and effective detection of diabetic foot, reducing the time to diagnosis and the risk of serious complications for patients.

Keywords: thermal imaging; diabetic foot; neural network; preclassification

Artículo recibido 15 octubre 2023

Aceptado para publicación: 20 noviembre 2023

INTRODUCCIÓN

La diabetes mellitus (DM) es una enfermedad crónica caracterizada por niveles elevados de glucosa en la sangre debido a que el páncreas no produce suficiente insulina o las células del cuerpo no utilizan adecuadamente la insulina producida (National Institute of Diabetes and Digestive and Kidney Diseases [NIDDK], 2022). Existen diferentes tipos, pero las más comunes son la diabetes tipo 1, donde el páncreas deja de producir insulina debido a la destrucción autoinmune de las células beta, y la tipo 2, anteriormente llamada diabetes no insulino dependiente o del adulto (ElSayed et al., 2023).

La DM tipo 2 representa alrededor del 90-95% de los casos a nivel mundial y se debe principalmente a la resistencia a la insulina y disfunción progresiva de las células beta del páncreas, resultando en un déficit relativo de insulina (International Diabetes Federation [IDF], 2021). Este tipo de diabetes se desarrolla mayormente en adultos con sobrepeso u obesidad y con predisposición genética. Si no se controla adecuadamente, puede llevar a complicaciones tanto agudas como crónicas, una de las complicaciones crónicas más frecuentes es la neuropatía diabética que afecta los nervios de las extremidades, especialmente los de las piernas y pies, causando la neuropatía diabética del pie o pie diabético, la cual implica daño a los nervios sensoriales y motores, aumentando el riesgo de úlceras e infecciones (ElSayed et al., 2023).

El diagnóstico del pie diabético se basa en un examen físico de los pies, una evaluación de la función nerviosa y una evaluación de la circulación sanguínea. (ElSayed et al., 2023), de igual forma el diagnóstico de este puede incluir tomografías, rayos x, ecografía doppler y análisis profundos por parte del médico (Sell Y Dominguez, 2001). En investigaciones anteriores realizadas por (Madrigal, 2019), se determinó que la termografía es una tecnología útil y asequible en estudios de prevención en pie diabético, los cambios de temperatura a menor pueden ser indicativo de isquemia, mientras que los cambios de temperatura a mayor pueden ser indicativo de un proceso inflamatorio. Al igual concluyeron que la termografía, es una herramienta que nos puede ayudar a prevenir la formación úlceras de pie diabético y así disminuir la gran morbimortalidad que esta padece.

En este proyecto se plantea el desarrollo de un preclasificador de imágenes en MATLAB por medio de Deep learning, esto permitirá clasificar imágenes térmicas en 2 grandes grupos: pie sano y pie diabético, posteriormente con datos clínicos recabados del paciente por medio de una interfaz generada en APP

DESIGNER y guardado en una base de datos en MySQL®, se implementó las siguientes categorías: paciente sin pie diabético, paciente propenso a pie diabético y pacientes con síntomas de pie diabético, dando recomendaciones de un especialista para el cuidado de los pies.

El propósito del preclasificador de imágenes térmicas es producir una herramienta valiosa de ayuda a los médicos para la evaluación y diagnóstico del pie diabético de manera temprana y eficaz, así como reducir los métodos de diagnósticos actuales para la evaluación del pie diabético lo que podría reducir significativamente el tiempo de diagnóstico y el riesgo de complicaciones graves.

METODOLOGÍA

En este proyecto se desarrolló un preclasificador de imágenes termográficas de pie diabético por medio de Deep learning, (Ramirez et al., 2016) en el estudio antes mencionado, se proporciona una revisión sobre la detección de úlceras diabéticas mediante imágenes termográficas. Los autores discuten las ventajas y limitaciones de los diferentes métodos de detección y concluyen que las imágenes termográficas son una herramienta prometedora para la detección de úlceras diabéticas, ya que son no invasivas, rápidas y relevantes clínicamente. Sin embargo, tienen algunas limitaciones, como la precisión, la interpretación y el costo de dicho proyecto por el uso de una cámara térmica de grado médico.

Por esto, se realizó una serie de pruebas piloto para establecer la cámara termográfica de grado industrial a utilizar, para esto se comparó la calidad de las imágenes termográficas de la cámara UNI-T UTI85, al no obtener la calidad esperada de las imágenes tomadas por esta cámara, se compararon las especificaciones térmicas con una cámara de mayores características como se observa en la Tabla 1, optando por la compra de la cámara UNI-T UTI 260B, posteriormente se adquirieron los materiales necesarios para la realización del proyecto, en los materiales está incluido un termómetro ambiental, un termómetro infrarrojo, unicel, pintura negra, tela antiséptica, la licencia de MATLAB proporcionada por la universidad y la cámara termográfica UNI-T UTI260B. La adquisición de la cámara UNI-T UTI260B se hizo usando de referencia FLIR ONE y FLIR E60, usadas en el documento Estudio observacional de la aplicabilidad de la termografía en los cuidados del pie de riesgo (Madrigal, 2019), en el cual extraían las características de las imágenes, como la temperatura, la textura y la forma.

Tabla 1:

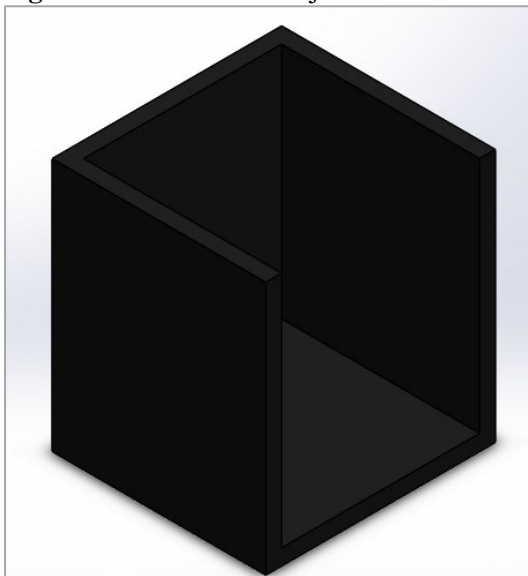
Tabla comparativa de las características térmicas de las cámaras UNI-T UTI 85 y UNI-T UTI 260B

Característica	UNI-T UTI 85	UNI-T UTI 260B
Rango de temperatura	-30°C a 400°C	-20°C a 650°C
Precisión de medición	±2°C o 2% de la lectura	±2°C o 2% de la lectura
Sensibilidad térmica	≤0,1°C a 30°C	≤0.05°C a 30°C
Tamaño	236 x 75 x 86 mm	233 x 92 x 77 mm
Resolución IR	80 x 60 píxeles	256 x 192 píxeles
Frecuencia de refresco	9 Hz	50 Hz

Fuente: Elaboración propia

Posteriormente se realizó una caja de reducción térmica ambiental (RTA) que ayudó a aislar la temperatura del pie del ambiente del lugar y poder tener una imagen aislada y controlada, la caja RTA consistió en una caja de unicel pintada de negro con dos orificios que permitía la entrada del pie, las dimensiones de esta son de una base de 25 cm y 3 laterales de 30 cm, usando una tela negra de 25 cm x 25 cm para colocarla en uno de los orificios para que de esa forma se introduzca el pie del paciente tal y como se observa en la Figura 1.

Figura 1. Diseño de la caja de reducción de temperatura ambiental (RTA)



Fuente: Elaboración propia

A la par de eso se estableció el protocolo de toma de imágenes para la captura de la región plantar y región dorsal de ambos pies de los pacientes, esto a través de pruebas piloto.

Protocolo de toma de imágenes:

- Mantener un ambiente controlado a una temperatura de 25°-27°C.
- Cambio de tela séptica en la caja RTA.

- Colocar al paciente en la posición decúbito supino y dejar reposar de 10-15 minutos.
- Comprobar temperatura del pie con el termómetro infrarrojo.
- Realizar cuestionario al paciente.
- Colocar la cámara a 25-30 cm del paciente.
- Colocar la paleta LAVA en la cámara termográfica y cambiar la emisividad a 0.98.
- Colocar la caja RTA de forma que se pueda obtener imágenes de la planta del pie.
- Toma de la región plantar del pie.
- Colocar la caja RTA de forma que se pueda obtener imágenes de la región dorsal del pie.
- Toma de la región dorsal del pie.

Una vez terminado el protocolo de toma de imágenes y la caja RTA, mediante el cuestionario realizado a los pacientes se definieron 2 grupos de interés: grupo control y grupo diabéticos. El primer grupo con personas sin diabetes ni pie diabético, en el segundo grupo teniendo pacientes con diabetes y pie diabético, este segundo grupo fue controlado y proporcionado por el Doctor Nelson Iván Ruiz Navarro el cual nos asesoró sobre detalles referentes al pie diabético, en ambos grupos las personas reclutadas estaban dentro de un rango de edad de 20 a 65 años, esto para aleatorizar los datos y resultados. Debido a que no se encontró banco de imágenes térmicas de pie diabético, se tomó un aproximado de 800 imágenes, de las cuales 300 fueron descartadas debido al ruido térmico, y 500 fueron usadas para entrenamiento de la red, por esto se decidió usar una red neuronal artificial.

De acuerdo con en el análisis comparativo de (Pérez-Aguilar, et al., 2021), entre diversas arquitecturas mediante el uso de fine-tuning, con la finalidad de realizar una clasificación binaria de imágenes térmicas en una red de distribución eléctrica, concluyó que en caso de imágenes térmicas las arquitecturas mencionadas en la Tabla 2 son las más eficientes. De igual forma (Ladona, 2014), menciona que la red DenseNet cuenta con un algoritmo de clasificación de imágenes que se basa en el entrenamiento de la red en un conjunto de datos de imágenes etiquetadas, esta arquitectura tiene una alta exactitud de entrenamiento, validación y prueba en comparación a otras redes usadas con imágenes termográficas. Para modificar una red preentrenada como DenseNet -201, se hizo uso de la transferencia de aprendizaje. En este caso, se tomó la red DenseNet preentrenada en un conjunto de datos de imágenes y se ajustó para que realizara la clasificación entre pie sano y pie diabético. Para la transferencia de

aprendizaje lo que se realizó fue cambiar las últimas capas, las cuales eran referente a la capa de clases y a la capa de clasificación, dejando 4 clases que son: Planta sana, Planta Diabética, Empeine Sano y Empeine Diabético.

Tabla 2. Exactitud de arquitecturas.

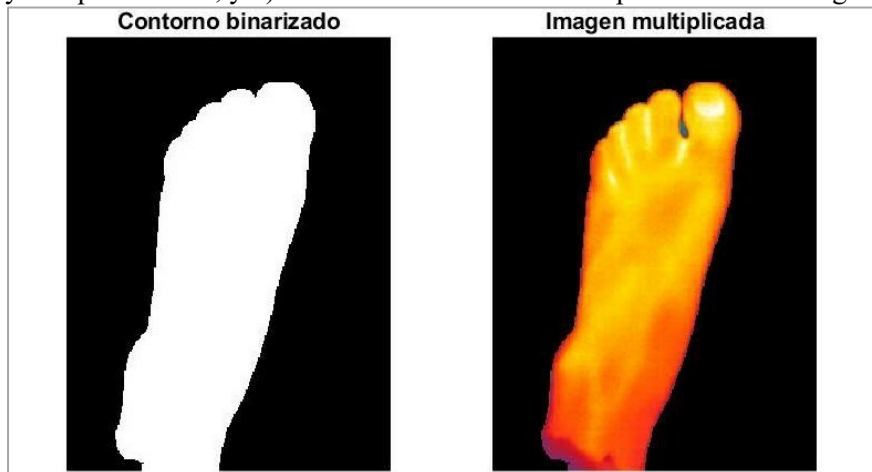
Red neuronal	Entrenamiento	Validación	Prueba
DenseNet	96.52	92.02	98.15
VGG19	93.66	90.18	96.31
Wide ResNeXt	94.68	90.18	96.31

Fuente: Elaboración propia

Para el entrenamiento de la red neuronal, se realizó el procesado de las imágenes utilizando diferentes funciones. Primeramente usando se carga la imagen en formato BMP y después se extrae la capa azul del RGB de la imagen aplicando un umbral a la capa azul para convertirla en una imagen binaria utilizando el método de binarización (Bradley y Roth, 2007), en este caso, se utiliza un umbral de 110, que se normaliza dividiendo por 255 debido a que las imágenes en MATLAB tienen valores en el rango [0, 255]. Posterior a esto se invierte la imagen binaria utilizando `imcomplement`, lo que significa que los píxeles blancos se vuelven negros y viceversa, para así poder rellenar los agujeros en la imagen binaria utilizando `imfill` con la opción 'holes' (Soille, P., 1999), lo que significa que los espacios negros conectados se rellenan para obtener una región continua, para eliminar contornos no deseados. De igual forma se establecen las regiones conectadas, ayudando a calcular el área de cada componente etiquetados, creando una nueva imagen que contiene solo el contorno más grande estableciendo a 1 los píxeles correspondientes al índice `idx` en `L` y aplicando una operación de apertura morfológica llamada `Strel` (van den Boomgard y van Balen, 1992) para suavizar el contorno utilizando un elemento estructurante circular con un radio de 5 píxeles (Adams, 1993).

Finalmente se multiplicó con la imagen original para resaltar el contorno suavizado, obteniendo así la imagen procesada y refinada como se observa en la Figura 2. Dado que la cantidad de imágenes obtenidas no eran suficientes, se recurrió a rotar las imágenes del pie izquierdo y tener únicamente imágenes del pie derecho, esto para tener más datos al momento de entrenamiento.

Figura 2. Proceso de binarización de imágenes térmicas, en donde se observa a) el contorno binarizado y complementado, y b) el contorno binarizado multiplicado con la imagen térmica original.



Fuente: Elaboración propia

En el proceso de entrenamiento, se cargaron las imágenes térmicas, etiquetadas desde una carpeta con las 4 categorías, una vez realizado lo anterior se dividió el conjunto de imágenes en un 90% para entrenamiento y un 10% para validación, las imágenes se ajustaron al mismo tamaño para su procesamiento, posteriormente se definieron las condiciones de entrenamiento las cuales se observan en la Tabla 3:

Tabla 3. Condiciones de entrenamiento usadas en la red neuronal.

Condición de entrenamiento	Condición usada
Optimizador	Optimización 'Adam'
Tamaño del Lote (MiniBatchSize)	Lotes de 20 imágenes en cada iteración de entrenamiento para actualizar los pesos de la red.
Épocas Máximas (MaxEpochs)	40 épocas para recorrer todo el conjunto de entrenamiento durante el proceso.
Tasa de Aprendizaje Inicial (InitialLearnRate)	Tasa de aprendizaje inicial en 0.001.
Datos de Validación (ValidationData)	Se evalúa el rendimiento de la red en un conjunto de datos de validación previamente creado.
Frecuencia de Validación (ValidationFrequency)	Validación cada 10 lotes para supervisar el progreso del entrenamiento

Fuente: Elaboración propia

Las opciones reflejadas en la tabla 3, fueron escogidas para darle un mejor rendimiento a la red neuronal, en el caso de la optimización Adam, de acuerdo a (Kingma y Ba, 2014) se usa para actualizar los pesos de la red durante el entrenamiento, es un algoritmo de optimización que ajusta la velocidad de aprendizaje de manera adaptativa y fue usada a la limitante de imágenes que poseemos, fue clave para

que la red no se sobre entrenara y solamente identificara las imágenes que les dimos, sino también patrones para nuevas imágenes.

Otro problema importante que se tuvo a la hora de realizar el entrenamiento fue identificar los lotes de imágenes, las épocas y la tasa de aprendizaje inicial, de acuerdo a (Pascanu et al., 2013) las redes neuronales son difíciles de entrenar por dos factores: el desvanecimiento del gradiente y la explosión del gradiente. El desvanecimiento del gradiente se produce cuando los valores del gradiente se vuelven cada vez más pequeños a medida que se retropropagan a través de la red, esto puede dificultar que la red aprenda a largo plazo. La explosión del gradiente puede provocar que la red se vuelva inestable y aprenda incorrectamente, estos dos problemas se relacionan con el optimizador que se está usando, pero también para evitar que esos dos factores ocurran es fundamental ajustar los siguientes factores.

En primer lugar, se establecen el tamaño de lotes (mini-batch) que se utilizará durante el entrenamiento. En cada iteración, se alimentó con 20 datos de entrenamiento a la red antes de actualizar los pesos. Se hizo uso de esa cantidad de datos porque usar un número muy grande de mini-batch consumiría más memoria a la hora de entrenar y la precisión se reduciría por la cantidad de datos que se analizan en paralelo, por el otro lado, se observó que si los lotes eran más pequeños, menores a 10 ocurría que la red neuronal se sobre entrenaba si se hacía uso del número de épocas definidas a continuación y aprendía las características específicas de cada imagen.

Lo anterior, viene ligado del número máximo de épocas (iteraciones completas a través del conjunto de entrenamiento) que se llevarán a cabo durante el entrenamiento. En este caso, se configuró para realizar el máximo de 40 épocas, si se colocaba menos de 30 épocas, la red neuronal al final del entrenamiento tenía una precisión del 84%, y además, si el número de épocas era mayor a 45, dejaba de aumentar la precisión y a la hora de clasificar, a pesar de tener un 96% de precisión solo se adaptarían demasiado a los datos de entrenamiento y no generalizaría bien a nuevos datos, por ende se decidió por 40 épocas a base de prueba y error.

Finalmente se estableció la tasa de aprendizaje inicial para el optimizador en donde se escogió un valor pequeño, como $1e-3$ (0.001), para evitar que la red diverja al principio del entrenamiento ya que cuando se aumentaba la tasa de aprendizaje, el entrenamiento inicialmente era más rápido, pero al final la red no convergió. Por el contrario, cuando se disminuyó, el entrenamiento fue más lento, pero la red pudo

converger a una solución óptima; sin embargo, a medida que se disminuía el valor, no lo hacía más preciso, solamente tardaba más tiempo, por ende se optó por el valor anterior.

Posterior al entrenamiento, ya teniendo la red neuronal y las primeras clasificaciones, se creó en conjunto al especialista, un cuestionario acerca del historial clínico del paciente en relación a la diabetes y al pie diabético, a cada respuesta se le asignó una puntuación dependiendo de las preguntas y su relevancia en la detección del pie diabético, dicho cuestionario anexado en el apéndice, se plasmó en una interfaz gráfica hecha en APP DESIGNER de MATLAB, este cuestionario permitió asignar una puntuación al término de este, y así establecieron 3 rangos mostrados en el Tabla 4 que, en conjunto con la clasificación de la red neuronal, daría un prediagnóstico del paciente.

Tabla 4. Rango de puntajes en las clasificaciones del cuestionario.

Rango de puntuación	Clasificación
1-16	No existen síntomas que indiquen una predisposición de pie diabético
17-37	Existen algunos síntomas propios del pie diabético
38-46	Presenta síntomas o afectaciones predisuestas al pie diabético.

Fuente: Elaboración propia

Al inicio del cuestionario se agregó una sección de datos personales del paciente como se observa en la Figura 3 guiándose de la Secretaría de Salud (SSA). (2010). NOM-024-SSA3-2010 del expediente clínico electrónico en la cual establece objetivos funcionales y funcionalidades que deberán observar los productos de Sistemas de Expediente Clínico Electrónico para garantizar la interoperabilidad, procesamiento, interpretación, confidencialidad, seguridad y uso de estándares y catálogos de la información de los para la captura de información del paciente. Aunado a esto se agregó una base de datos a través de MYSQL, con el fin de que los especialistas tengan un control y guarden el historial del paciente. Dicha base de datos consistió de dos tablas, la primera de información personal del paciente y la segunda de valores obtenidos en cada pregunta del cuestionario. Para hacer esto se hizo uso del conector ODBC propio del MySQL Installer Community®, que permitió hacer la conexión directa de la base de datos con la interfaz gráfica del cuestionario en APP DESIGNER, uniendo así el cuestionario con la red neuronal en la interfaz gráfica y a su vez guardando los datos en la base de datos correspondiente.

Figura 3. Interfaz gráfica del cuestionario.

Fuente: Elaboración propia con apoyo del especialista.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

De acuerdo a evaluaciones preliminares, se sometió al preclasificador de imágenes térmicas a dos rigurosas validaciones, en la primera evaluación, se usó directamente la red neuronal sin los puntajes del cuestionario, que esta compuesto de 4 clases: planta sana, planta diabética, empeine sano, empeine diabético. Para esto se reclutaron a 17 pacientes estos se dividieron en dos grupos: pacientes de control, quienes no tenían diabetes ni pie diabético y pacientes con diabetes, posteriormente se introdujeron imágenes generando así una matriz de aciertos de MATLAB para ver la efectividad de la red neuronal, en la matriz se puede observar que de 68 imágenes introducidas, las cuales consisten en 4 por paciente, solamente 6 imágenes tuvieron una clasificación errónea como se observa en la Tabla 5.

Tabla 5. Matriz generada por MATLAB para evaluar la eficiencia de la red neuronal.

True Class	DiabeticoEmpeine	16		1	
	DiabeticoPlanta		14	3	
	SanoEmpeine	1		16	
	SanoPlanta		1	16	
		DiabeticoEmpeine	DiabeticoPlanta	SanoEmpeine	SanoPlanta
		Predicted Class			

Fuente: Elaboración propia.

La segunda evaluación consistió en el uso del cuestionario directamente en la interfaz gráfica y del preclasificador en la interfaz, para esto se introdujeron los datos de cada paciente teniendo así puntajes dependiendo del grupo de pacientes, obteniendo así puntajes de encuesta en el rango de 11 a 26 para el grupo de pacientes diabéticos y teniendo un 83.33% de aciertos de clasificación, y el grupo de pacientes de control con puntajes de 3 a 9 teniendo un porcentaje 84.37% de aciertos de la clasificación, la combinación de ambos grupos resultó en un 83.85% de precisión global como se observa en la Tabla 6.

Tabla 6. Resultado de la clasificación en interfaz gráfica en conjunto con el cuestionario.

Grupo	Número de pacientes	Rango de puntaje del cuestionario	Número de aciertos	Porcentaje
Grupo de control	8	3-9	27 de 32	84.37%
Grupo diabéticos	9	11-26	30 de 36	83.33%
TOTAL			57 de 68	83.85%

Fuente: Elaboración propia

Los datos recopilados en este estudio revelan una matriz de confusión en base a los resultados de la clasificación obtenidas en MATLAB al igual que la clasificación junto con el cuestionario, a partir de esto se decidió calcular la exactitud (1), especificidad (2), sensibilidad (3) y precisión (4) de los datos obtenidos ya que estas métricas pueden proporcionar una comprensión más clara de la capacidad del preclasificador para detectar y clasificar con precisión las distintas categorías de imágenes térmicas y el rendimiento del preclasificador en función de los resultados de las pruebas de validación, también se tomó en cuenta el coeficiente (5) de Cohen's kappa (Cohen, 1960), ya que según (Congalton & Green, 2008) es una medida que se utiliza para evaluar la concordancia y la confiabilidad de las clasificaciones hechas por diferentes observadores, este es útil cuando se trabaja con datos categóricos y se necesita determinar la fiabilidad de la clasificación más allá de la simple coincidencia debida al azar.

$$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN} \quad (1)$$

$$Especificidad = \frac{VN}{VN + FP} \quad (2)$$

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3)$$

$$\text{Precisión} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (4)$$

$$\hat{K} = \frac{n \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}} \quad (5)$$

Donde VP son los verdaderos positivos, VN son verdaderos negativos, FP son falsos positivos y FN son los falsos negativos. Guíandonos de la Figura 3 y creando una nueva matriz de confusión como se observa en la Tabla 7, se tienen los siguientes datos usados en las ecuaciones 1, 2, 3, 4 y 5.

Tabla 7. Matriz de confusión de la red neuronal.

Clasificación					
Clase real	Diabeticoempeine	Diabeticoplanta	Sanoempeine	Sanoplanta	TOTAL
Diabeticoempeine	16	0	1	0	17
Diabeticoplanta	0	14	0	3	17
Sanoempeine	1	0	16	0	17
Sanoplanta	0	1	0	16	17
TOTAL	17	15	17	19	68
	Verdaderos positivos	Verdaderos negativos	Falsos positivos	Falsos negativos	

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a los resultados que se observan en la Tabla 8, sugieren una buena capacidad de la red neuronal para trabajar, sin embargo, por el rango de errores del preclasificador, necesita aún más imágenes para entrenamiento, para que la red neuronal siga aprendiendo y detectando más características de cada clase.

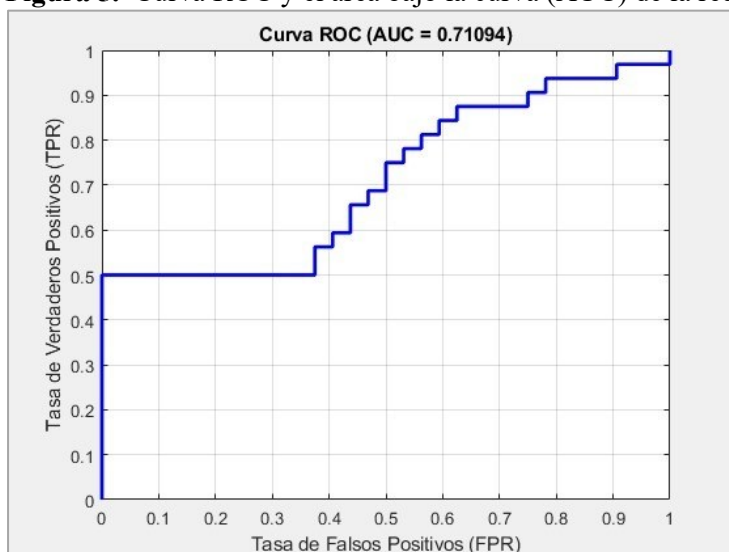
Tabla 8. Indicadores de desempeño de la red neuronal.

Indicador de desempeño	Valor	Porcentaje
Exactitud	0.91176	91.17%
Sensibilidad	0.8823	88.23%
Especificidad	0.9411	94.1176%
Precisión	0.9375	93.75%
Kappa	0.8823	88.23%

Fuente: Elaboración propia

Partiendo del desempeño de la red neuronal que se ve en la Tabla 9, se calculó la curva ROC (Receiver Operating Characteristic) y el área bajo la curva (AUC) ya que evalúan el rendimiento del preclasificador, la curva ROC ayuda a visualizar y comprender la relación entre la sensibilidad y la especificidad a medida que varía el umbral de clasificación y cuanto mayor sea el AUC, mejor será el rendimiento del modelo para distinguir entre las clases (Pelegrina et al., 2000). La Figura 5 demuestra que la red neuronal tiene un rendimiento medio, el cual puede mejorar.

Figura 5. Curva ROC y el área bajo la curva (AUC) de la red neuronal.



Fuente: MATLAB

Posteriormente, se creó la matriz de confusión de la segunda prueba de validación la cual evalúa la eficiencia de la red neuronal en conjunto con la clasificación del cuestionario, esto se puede observar en la Tabla 9.

Tabla 9. Matriz de confusión de la red neuronal con el cuestionario.

Clasificación con el cuestionario				
Clase real	Sin pie diabético	Propenso a pie diabético	Síntomas de pie diabético	TOTAL
Sin pie diabético	27	5	0	32
Propenso a pie diabético	2	27	5	34
Síntomas de pie diabético	0	0	2	2
TOTAL	29	32	7	68
	Verdaderos positivos	Verdaderos negativos	Falsos positivos	Falsos negativos

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a los datos de la Tabla 10 se observa que la red neuronal junto al cuestionario tiene un buen desempeño, sin embargo, este desempeño es menor en comparación con el uso de la red neuronal solamente, por lo tanto, se necesitan más datos clínicos del paciente para una clasificación más precisa y reducir así los falsos positivos y negativos.

Tabla 10. Indicadores de desempeño de la red neuronal con el cuestionario.

Indicador de desempeño	Valor	Porcentaje
Exactitud	0.8235	82.35%
Sensibilidad	0.9354	93.54%
Especificidad	0.7297	72.97%
Precisión	0.7435	74.35%
Kappa	0.6854	68.54%

Fuente: Elaboración propia

CONCLUSIONES

Este proyecto representa un avance significativo en la detección temprana y el manejo del pie diabético, una de las complicaciones más desafiantes de la diabetes mellitus. Al integrar la termografía con tecnologías de deep learning, hemos desarrollado una herramienta capaz de clasificar eficientemente el estado del pie diabético en pacientes. Los resultados obtenidos no solo demuestran la eficacia de este enfoque, sino que también abren nuevas vías para el diagnóstico precoz y la prevención de complicaciones graves asociadas con esta condición.

A pesar de los desafíos significativos enfrentados, como la ausencia inicial de un banco de imágenes termográficas específicas para el pie diabético y la necesidad de establecer un entorno de temperatura controlada, el proyecto ha superado estas dificultades con soluciones creativas y prácticas. La selección cuidadosa de la tecnología de imagen térmica y la creación de una caja de reducción térmica ambiental (RTA) son ejemplos de cómo se abordaron estos obstáculos.

La eficiencia del preclasificador, como se evidencia en las métricas de rendimiento, indica un alto grado de precisión en la clasificación. Sin embargo, es claro que aún hay margen para la mejora y refinamiento del sistema, especialmente en lo que respecta a la ampliación del conjunto de datos de entrenamiento y la optimización continua de los algoritmos de aprendizaje profundo.

El proyecto también destaca la importancia de la interdisciplinariedad en la ingeniería biomédica,

combinando conocimientos de termografía, aprendizaje automático y medicina. La colaboración con profesionales médicos en el diseño del protocolo de imágenes y el desarrollo del cuestionario clínico ha sido fundamental para asegurar la relevancia y aplicabilidad clínica de la herramienta.

En resumen, esta investigación subraya el potencial transformador de la ingeniería biomédica en la creación de soluciones innovadoras para desafíos críticos en la salud pública. Al brindar una herramienta de diagnóstico no invasiva, rápida y precisa para el pie diabético, este proyecto no solo contribuye al campo de la medicina diagnóstica, sino que también promete mejorar la calidad de vida de los pacientes diabéticos, reduciendo el riesgo de complicaciones severas y mejorando los resultados de salud a largo plazo.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Adams, R., "Radial Decomposition of Discs and Spheres," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Graphical Models and Image Processing*, Vol. 55, Number 5, pp. 325–332, September 1993. Recuperado 20 de octubre de 2023, de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1049965283710242>
- Bradley, D., G. Roth (2007), "Adapting Thresholding Using the Integral Image," *Journal of Graphics Tools*. Vol. 12, No. 2, 2007, pp.13–21. Recuperado 20 de octubre de 2023, de <https://ieeexplore.ieee.org/document/4310076>
- Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37-46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- Congalton, R. G., & Green, K. (2008). *Assessing the accuracy of remotely sensed data*. CRC Press eBooks. <https://doi.org/10.1201/9781420055139>
- Diabetes - NIDDK. (s. f.). National Institute of Diabetes and Digestive and Kidney Diseases. Recuperado el 15 de Octubre, 2023 de <https://www.niddk.nih.gov/health-information/diabetes>
- ElSayed, N. A., Aleppo, G., Aroda, V. R., Bannuru, R. R., Brown, F. C., Bruemmer, D., Collins, B., Hilliard, M. E., Isaacs, D., Johnson, E. L., Kahan, S., Khunti, K., León, J., Lyons, S. K., Perry, M. L., Prahalad, P., Pratley, R. E., Seley, J. J., Stanton, R. C., & Gabbay, R. A. (2022). 2. Classification and diagnosis of diabetes: Standards of Care in Diabetes—2023. *Diabetes Care*, 46(Supplement_1), S19-S40. Recuperado el 13 de Octubre, 2023 de

- <https://doi.org/10.2337/dc23-s002>
- International Diabetes Federation. (2023, 3 octubre). What is diabetes | International Federation of Diabetes. Recuperado el 17 de Octubre, 2023 de <https://www.idf.org/aboutdiabetes/what-is-diabetes.html>
- Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980. Recuperado 25 de octubre de 2023, de <https://arxiv.org/abs/1412.6980>
- Madrigal, I (2019). Estudio observacional de la aplicabilidad de la termografía en los cuidados del pie de riesgo Ucv.es. Recuperado el 4 de enero de 2023, de https://riucv.ucv.es/bitstream/handle/20.500.12466/1153/TFG_INES_MADRIGAL_GARCIA.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- NORMA Oficial Mexicana NOM-024-SSA3-2010, Sistemas de Expediente Clínico Electrónico para garantizar la interoperabilidad, procesamiento, interpretación, confidencialidad, seguridad y uso de estándares y catálogos de la información de los registros electrónicos en salud. (2010). Recuperado 11 de enero de 2023, de https://dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5280847&fecha=30/11/2012#gsc.tab=0
- Pascanu, R., Mikolov, T., & Bengio, Y. (2013, May). On the difficulty of training recurrent neural networks. In International conference on machine learning (pp. 1310-1318). Pmlr. . Recuperado 25 de octubre de 2023, de <https://arxiv.org/abs/1211.5063>
- Pelegrina, M., Ruiz-Soler, M., López, E. B., & Wallace, A. (2000). Análisis de variables mediante curvas ROC y modelos categóricos. *Psicothema*, 12(2), 427-430. Recuperado de <http://atarazanas.sci.uma.es/docs/articulos/16670085.pdf>
- Pérez-Aguilar, D.; Risco-Ramos, R. y Casaverde-Pacherrez, L. (2021). «Transfer learning en la clasificación binaria de imágenes térmicas». *Ingenius*. N.º 26, (julio-diciembre). pp. 71-86. Recuperado 20 de octubre de 2023, de doi: <https://doi.org/10.17163/ings.n26.2021.07>
- Ramirez C., J. F., Bonilla Huerta, E., Cocolletzi, R., Crispín, J., & Hernández, H. (2016). Avances en el desarrollo de un clasificador de imágenes termográficas de planta del pie diabético basado en una red neuronal de retropropagación. *Ipn.mx*. Recuperado el 4 de enero de 2023, de https://rcs.cic.ipn.mx/2016_128/Avances%20en%20el%20desarrollo%20de%20un%20clasifica

[dor%20de%20imagenes%20termograficas%20de%20planta%20del%20pie%20diabetico.pdf](#)

Sell Lluveras, J. L., & Domínguez, M. I. (2001). Guía práctica para el diagnóstico y el tratamiento del síndrome del pie diabético. *Revista cubana de endocrinología*, 12(3), 188–189. Recuperado el 10 de enero de 2023 de

http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1561-29532001000300008

Soille, P., *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*, Springer-Verlag, 1999, pp. 173–174. Recuperado el 4 de enero de 2023, de <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-03939-7>

van den Boomgard, R, and R. van Balen, "Methods for Fast Morphological Image Transforms Using Bitmapped Images," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Graphical Models and Image Processing*, Vol. 54, Number 3, pp. 252–254, May 1992. Recuperado 20 de octubre de 2023, de

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/1049965292900553?via%3Dihub>