



Title: Transfer Learning to Improve the Diagnosis of Diabetes Mellitus Type 2

Authors: CUTIÉ-TORRES, Carmen, LUNA-ROSAS, Francisco Javier, LUNA-MEDINA, Marisol and DUNAY-ACEVEDO, Cesar

Editorial label MARVID: 607-8695

VCICA Control Number: 2023-01

VCICA Classification (2023): 010923-0001

Pages: 23

RNA: 03-2010-032610115700-14

MARVID - Mexico

Park Pedregal Business. 3580-
Adolfo Ruiz Cortines Boulevard –
CP.01900. San Jerónimo Aculco-
Álvaro Obregón, Mexico City
Skype: MARVID-México S.C.
Phone: +52 | 55 6159 2296
E-mail: contact@marvid.org
Facebook: MARVID-México S. C.
Twitter: @Marvid_México

www.marvid.org

Holdings

Mexico	Colombia	Guatemala
Bolivia	Cameroon	Democratic
Spain	El Salvador	Republic
Ecuador	Taiwan	of Congo
Peru	Paraguay	Nicaragua

Contenido

- ❖ Introducción
- ❖ Metodología
- ❖ Resultados
- ❖ Conclusiones
- ❖ Referencias

Introducción

- Diabetes Mellitus: Enfermedad crónica que afecta a 537 millones de adultos en el mundo.
- Diabetes Tipo 2 (T2D): Respuesta o resistencia a la hormona insulina por parte del organismo y la disfunción de células beta del páncreas endocrino.
- Tasa de defunción en México por T2D: 11.0 por cada 10 mil habitantes (INEGI, 2022)

Complicaciones de la T2D

El pie diabético se reconoce como una de las causas de ingreso más frecuentes en hospitales del sistema de salud mexicano (12.5% del total de ingresos), incluyendo a pacientes sin diagnóstico previo de T2D.

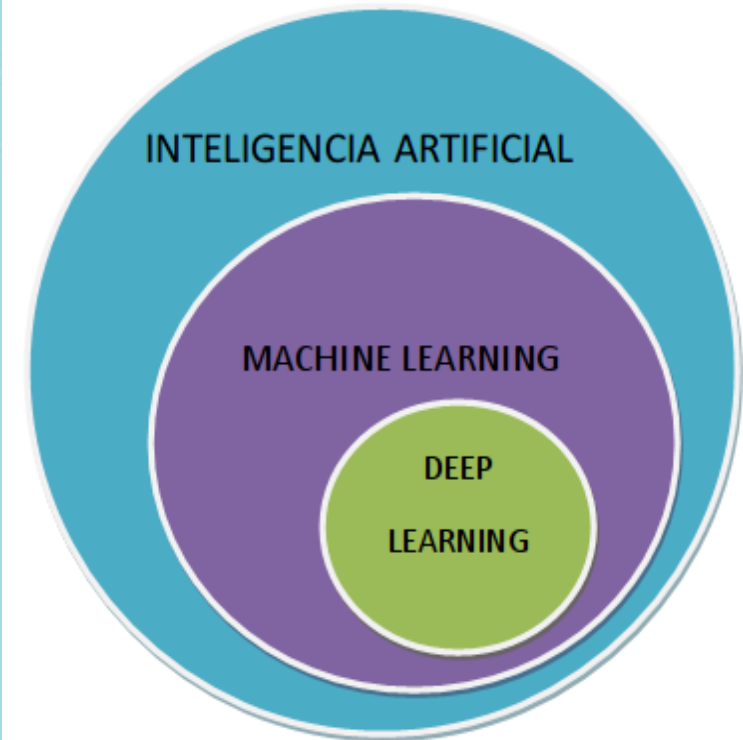


Monitoreo y diagnóstico invasivo



GLUCÓMETRO Y FREE STYLE LIBRE

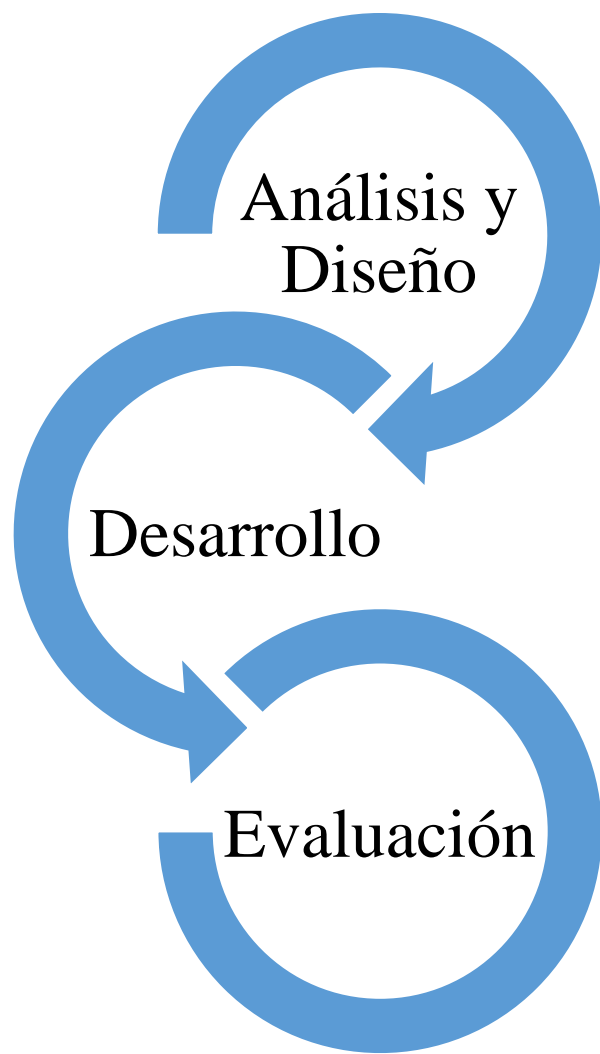
IA en el campo del diagnóstico médico



Objetivo

Desarrollar un modelo computacional basado en Transferencia de Aprendizaje para el diagnóstico no invasivo de T2D utilizando imágenes de pies diabéticos de pacientes sanos y enfermos.

Metodología



- Búsqueda y adquisición del conjunto de datos.
- Diseño de distintos modelos de Transferencia de Aprendizaje.

- Entrenamiento de modelos

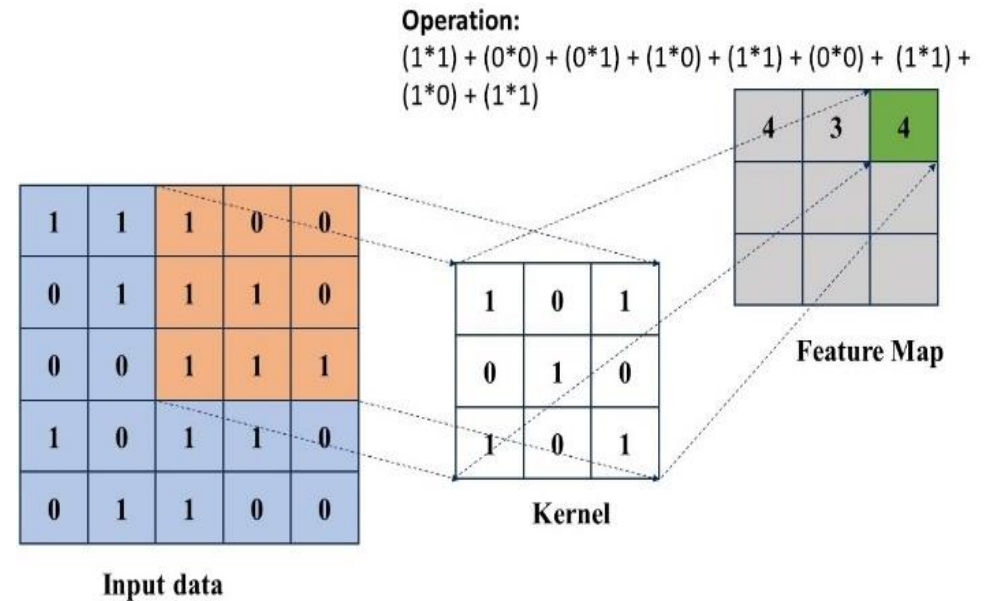
- Validación de modelos mediante métricas

Análisis y Diseño

Redes Neuronales Convolucionales (CNN)

Los elementos fundamentales de las CNN son:

- Capas de convolución:
- Capas de Agrupación
- Capas de Aplanado
- Función de activación



Arquitectura de CNN Simple

Layer	Kernel size and Filter	Pool Size	Stride	Activation function
Conv2D	3 x 3 x 32	-	-	ReLU
MaxPool2D		2 x 2	1 x 1	-
Conv2D	3 x 3 x 64	-	-	ReLU
MaxPool2D	-	2 x 2	1 x 1	-
Flatten	-	-	-	-
Dense	50	-	-	ReLU
Dense	50	-	-	ReLU
Dense	1	-	-	Sigmoid

AlexNet

- Arquitectura desarrollada por Krizhevsky et al. (2012)
- Incluye elementos más complejos como las capas de regularización Dropout utilizadas para reducir el sobreajuste de los datos.
- El modelo propuesto agrega capas de Normalización por lotes (Batch-Normalization) (Ioffe & Szegedy, 2015)

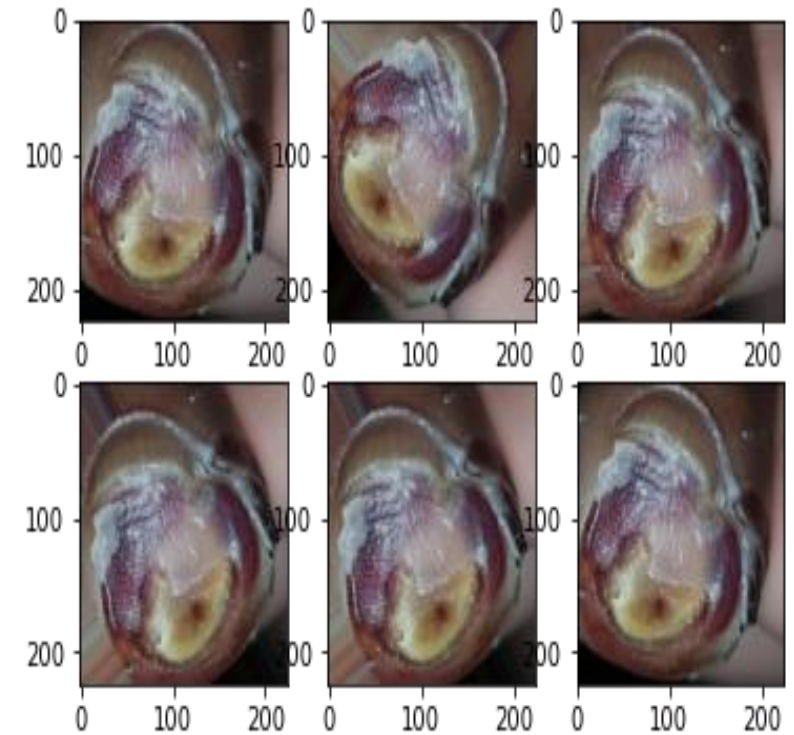
Arquitectura de AlexNet

Layer	Kernel size and Filter	Pool Size	Stride	Padding	Activation function
Conv2D	11 x 11 x 96	-	4 x 4	-	ReLU
BatchNormalization	-	-	-	-	-
MaxPool2D		3 x 3	2 x 2	-	-
Conv2D	5 x 5 x 256	-	1 x 1	same	ReLU
BatchNormalization	-	-	-	-	-
MaxPool2D		3 x 3	2 x 2	-	-
Conv2D	3 x 3 x 384	-	1 x 1	same	ReLU
BatchNormalization	-	-	-	-	-
Conv2D	3 x 3 x 384	-	1 x 1	same	ReLU
BatchNormalization	-	-	-	-	-
Conv2D	3 x 3 x 256	-	1 x 1	same	ReLU
BatchNormalization	-	-	-	-	-
MaxPool2D		3 x 3	2 x 2	-	-
Flatten	-	-	-	-	-
Dense	4096	-	-	-	ReLU
Dropout (0.5)					
Dense	4096	-	-	-	ReLU
Dropout (0.5)					
Dense	1	-	-	-	Sigmoid

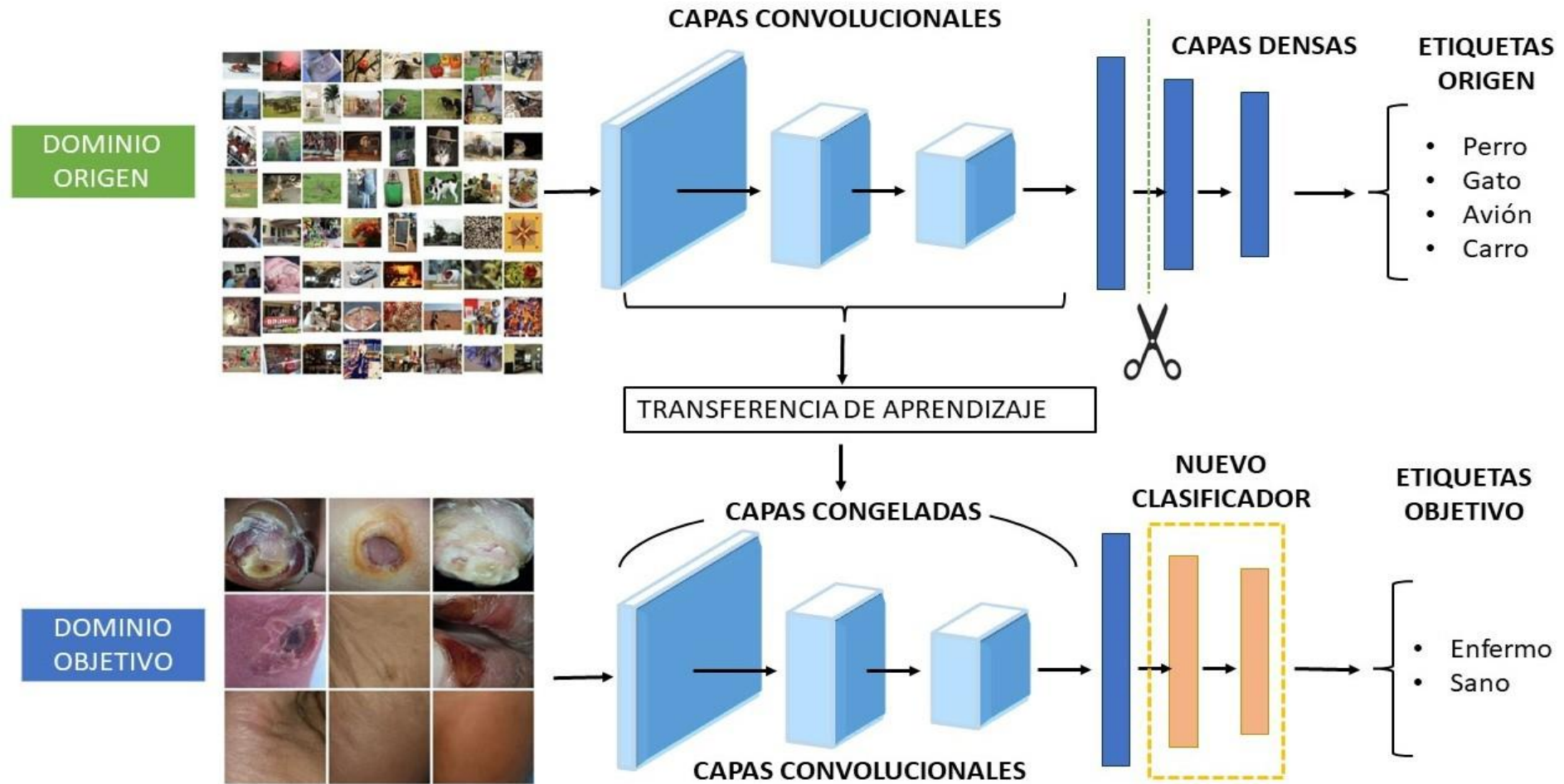
Aumento de Datos

El aumento de datos es una técnica utilizada para incrementar la cantidad y diversidad de datos de entrenamiento disponibles.

Consiste en aplicar transformaciones aleatorias a los datos existentes para crear nuevas muestras, lo que ayuda a mejorar el rendimiento y la generalización del modelo ante nuevas instancias.



Transferencia de Aprendizaje (TL)



Extracción de características

- VGG-16: Se conforma por 2 bloques de 2 capas convolucionales 2D y 3 bloques de 3 capas convolucionales 2D con filtros de tamaño 3 X 3. A cada bloque le sigue una capa MaxPooling2D.
- ResNet50: CNN de 50 capas que incorpora el uso de conexiones residuales. Su arquitectura está definida mediante bloques de identidad y bloques convolucionales con filtros 1x1, 3x3 y 1x1.

Ajuste Fino

- Técnica utilizada para modificar un modelo preentrenado mediante el entrenamiento de algunas o todas sus capas con datos más específicos de una tarea.
- En este caso, se descongeló el bloque de convolución número 5 (block5_conv1) dentro del modelo preentrenado VGG-16.

Resultados

- Se desarrollaron 6 modelos de CNN para la clasificación de T2D mediante el análisis de imágenes de pie diabético: CNN Simple, AlexNet, DA, FE-VGG16, FE-ResNet50, FT-VGG16.
- Técnica de validación Holdout (75% entrenamiento, 15% validación, 10% test).
- Técnicas de Aumento de datos durante el entrenamiento.

Configuración de Hiperparámetros

Hiperparámetros	Valores
Épocas	50
Batch Size	20
Optimizador	RMSProp
Tasa de aprendizaje	0.000001
Función de pérdida	binary_crossentropy
Procesamiento	Paralelo (GPU)

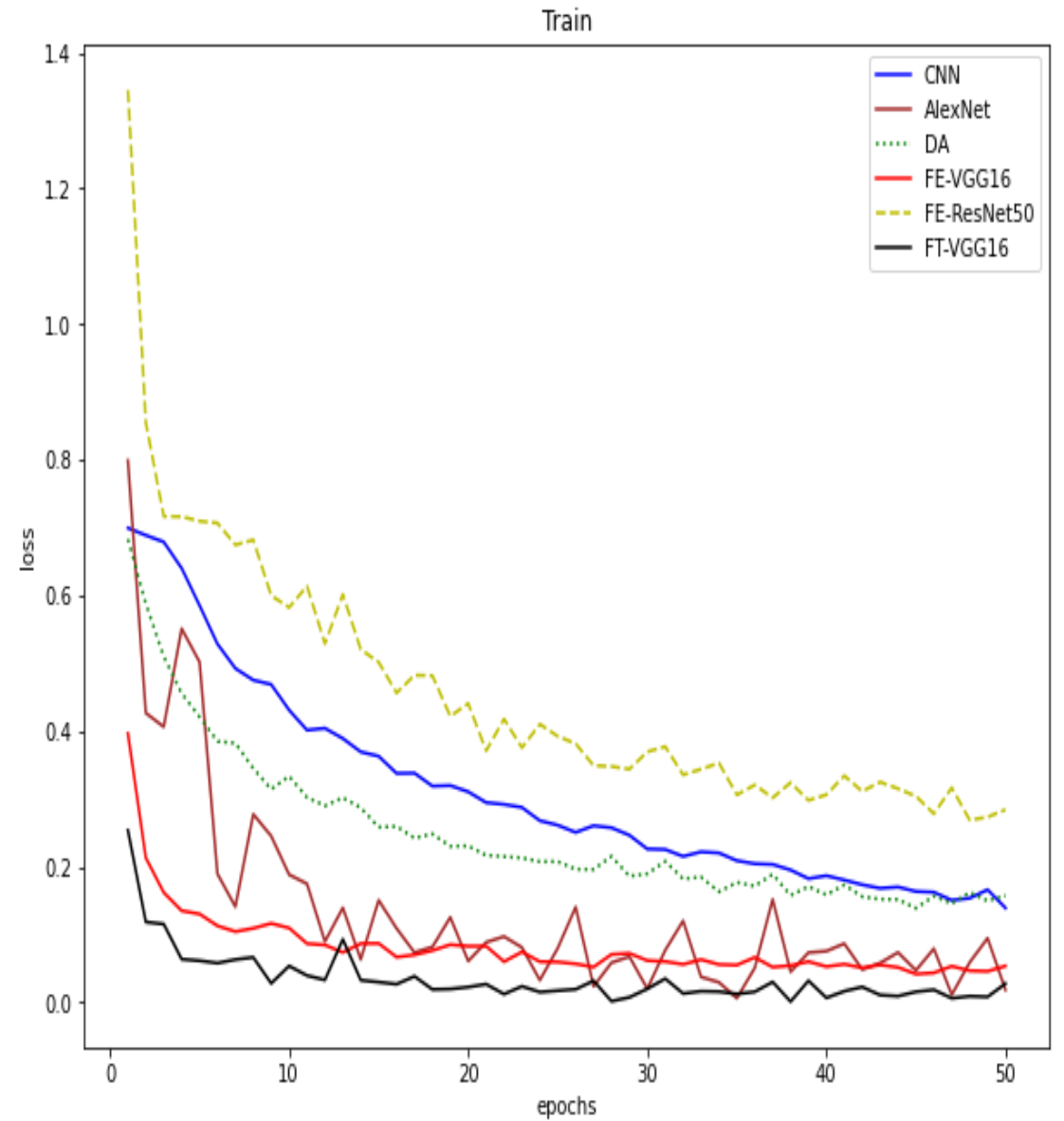
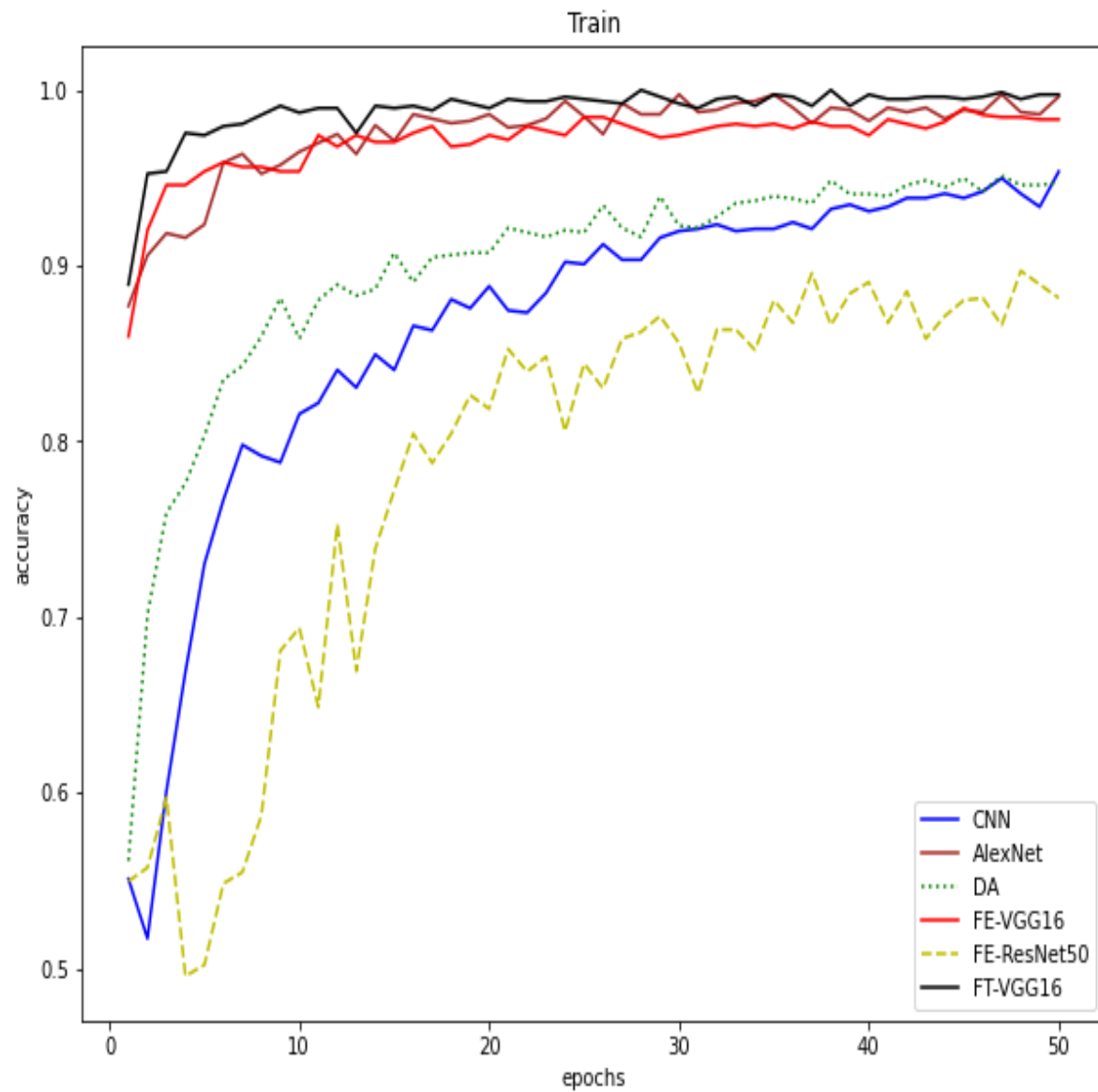


Métricas de desempeño

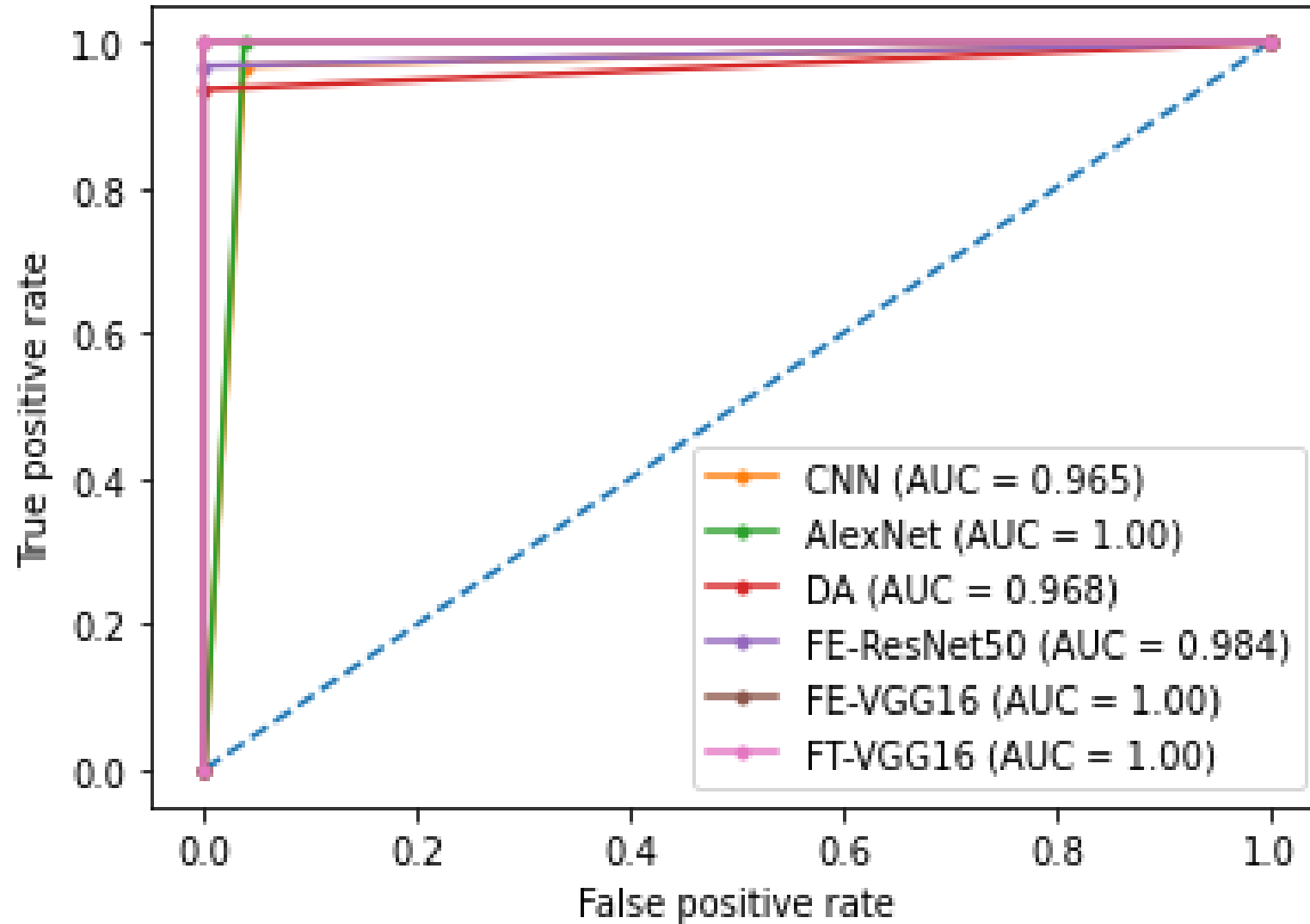
Modelo	ACC	EG	PP	PN	FP	FN	AP	AN
CNN Simple	95.49	0.035	100	92.71	7.29	0	93.69	100
AlexNet	96.49	0.045	95.19	95.83	4.17	4.81	96.12	94.85
DA	97	0.03	96.15	97.92	2.08	3.85	98.04	95.92
FE-VGG16	99	0.01	100	97.92	2.08	0	98.11	100
FE-ResNet50	98	0.02	100	95.83	4.17	0	96.30	100
FT-VGG16	99.50	0.005	100	98.96	1.04	0	99.05	100

Precisión Global o Accuracy (ACC), Precisión Positiva o Sensibilidad (PP), Precisión Negativa o Especificidad (PN), Falsos Positivos (FP), Falsos Negativos (FN), Asertividad Negativa (AN).

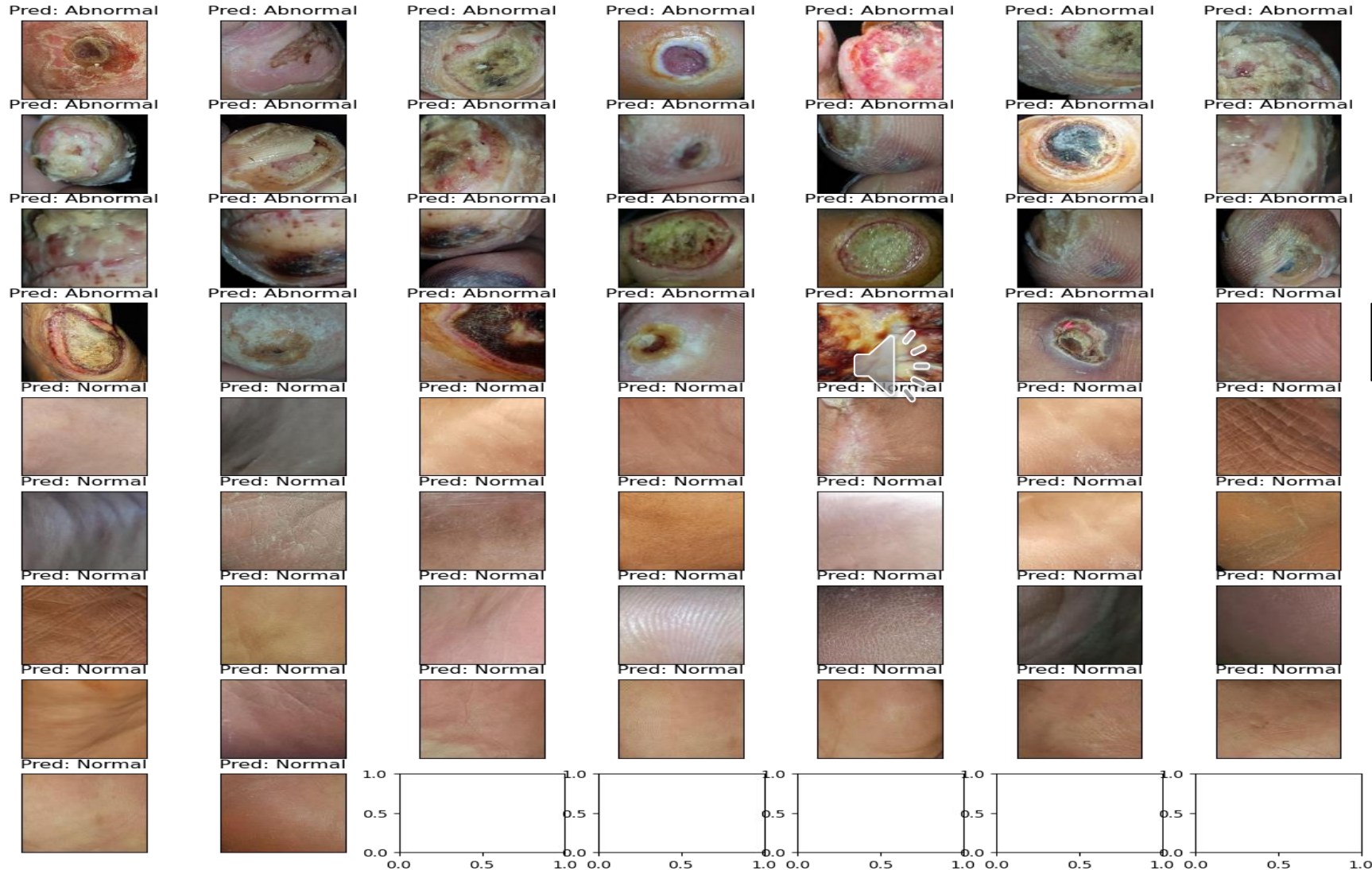
Gráfica de Accuracy y Loss



Área bajo la curva



Generación de nuevas predicciones



Modelo FT-VGG16

Conclusiones

- Como solución final se propuso el modelo FT-VGG16 que fusiona las técnicas de aumento de datos y Transfer Learning (Extracción de características y Ajuste Fino).
- El modelo presentó un desempeño muy favorable destacándose por una precisión global de 99.5%, sensibilidad de 100%, especificidad de 98.96% y AUC de 100%.

Referencias

- *Diabetic foot ulcer (DFU)*. (n.d.). Retrieved March 3, 2023, from <https://www.kaggle.com/datasets/laithjj/diabetic-foot-ulcer-dfu>
- INEGI. (2022). *Estadísticas a propósito del día mundial de la diabetes*. https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/aproposito/2022/EAP_DIABETES2022.pdf
- Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). *Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift* (arXiv:1502.03167). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1502.03167>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html>



© MARVID-Mexico

No part of this document covered by the Federal Copyright Law may be reproduced, transmitted or used in any form or medium, whether graphic, electronic or mechanical, including but not limited to the following: Citations in articles and comments Bibliographical, compilation of radio or electronic journalistic data. For the effects of articles 13, 162,163 fraction I, 164 fraction I, 168, 169,209 fraction III and other relative of the Federal Law of Copyright. Violations: Be forced to prosecute under Mexican copyright law. The use of general descriptive names, registered names, trademarks, in this publication do not imply, uniformly in the absence of a specific statement, that such names are exempt from the relevant protector in laws and regulations of Mexico and therefore free for General use of the international scientific community. VCICA is part of the media of MARVID-Mexico., E: 94-443.F: 008- (www.marvid.org/booklets)