Técnicas de Inteligencia Computacional Aplicadas a la Solución de Problemas Biomédicos

(Revisión del estado del arte)

**1.** (McKearney & MacKinnon, 2019)Utilizaron una red neuronal profunda para clasificar señales pareadas de respuesta del tronco encefálico a estímulos auditivos. La señales se clasificaron en: “respuesta clara”, “respuesta inconclusa” y “sin respuesta”. El **dataset** consistió en 232 pares de señales de ocho personas diferentes. Los datos se pueden encontrar en la base de datos PhysioBank. La **metodología** consistió en clasificar todas las señales, después se utilizaron 190 pares para construir una red neuronal que se ajustó utilizando 10-fold cross-validation. Se utilizaron los 42 pares restantes como conjunto de prueba. Como **resultado**, la red neuronal fue capaz de clasificar las señales con una precisión de 92.9%

**2.** (Haenssle, y otros, 2018) Se evaluó el uso de redes neuronales convolucionales para la detección de melanoma. El **dataset** fueron 100 imágenes dermoscópicas junto a sus correspondientes diagnósticos. La **metodología** consistió en utilizar la arquitectura “Google’s Inception v4”. Una vez la red neuronal fue entrenada se midió la sensibilidad, especificidad y área bajo la curva para clasificar los diagnósticos. Los resultados se contrastaron con la opinión de un grupo internacional de 58 dermatólogos. También se comparó con los 5 mejores algoritmos del concurso ISBI 2016. Como **resultado** se obtuvo una sensibilidad y especificidad de 86.6% y 71.3% para el nivel I. Después de proporcionar más información clínica la sensibilidad aumentó a 88.9% y la especificidad a 75.7%. La red neuronal obtuvo resultados cercanos a los mejores 3 algoritmos del concurso ISBI 2016.

**3.** (Rajpurkar, Hannun, Haghpanahi, Bourn, & Ng, 2017) Se utilizó una red neuronal para detectar una amplia variedad de arritmias a través de electrocardiogramas. El **dataset** consistió en 64,121 electrocardiogramas de 29,163 pacientes diferentes. Cada uno de los electrocardiogramas abarca 30 segundos. La **metodología** consistió en entrenar una red convolucional de 34 capas para después comparar sus resultados contra la opinión de 6 cardiólogos diferentes. Como **resultado**, se obtuvo un modelo que que mejoró tanto en sensibilidad como en precisión al promedio de los cardiólogos.

**4.** (Esteva, y otros, 2017) Se creó una red neuronal para clasificar de manera automática casos de cáncer o lesiones en la piel, a través de imágenes junto con su respectivo diagnóstico. El **dataset** lo conformaron 129,450 imágenes etiquetados con el diagnóstico correcto. En la base de datos se encuentran imágenes con 2,032 enfermedades diferentes. Como **metodología** se utilizó una arquitectura conocida como “GoogleNet Inception v3” que fue entrenada previamente con aproximadamente 1.28 millones de imágenes del concurso “2014 ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge”, después se entrenó para el dataset particular utilizando aprendizaje transferido. Como **resultado**, se logró crear un modelo que tiene una precisión del mismo nivel que un grupo de 21 dermatólogos certificados.

**5.** (Kang, Min, & Ye, 2017) Se utiliza una red convolucional profunda para interpretar de mejor manera imágenes provenientes de tomografías con un bajo nivel de rayos X. El **dataset** consiste en 2304 imágenes de 10 pacientes diferentes. Este dataset fue parte del concurso “CT low-dose Grand Challenge” del 2016. La **metodología** consiste en entrenar un modelo que se aplique sobre los coeficientes de la transformada wavelet de tomografías de dosis bajas. Como **resultado** se obtuvo un modelo que es además de ser capaz de remover patrones complejos de ruido presentes en las tomografías, es un método eficiente.

**6.** (Nakajima, y otros, 2017)Se creó una red neuronal para ayudar a diagnosticar casos de cardiopatía isquémica. El **dataset** consiste en 1001 imágenes de 12 hospitales. La **metodología** consistió en entrenar una red neuronal que clasifique áreas potencialmente anormales como verdaderas o falsas. Después se compararon los resultados contra la opinión de 364 expertos diferentes. Como **resultado** se obtuvo un modelo capaz de obtener mejores resultados que los métodos convencionales.

**7.** (Mohsen, El-Dahshan, El-Horbaty, & Salem, 2018) Se utilizó una red neuronal profunda para clasificar imágenes provenientes de resonancias magnéticas en 4 categorías distintas, para detectar tumores cerebrales. El **dataset** consiste en 66 imágenes de resonancias magnéticas de diferentes cerebros. La **metodología** consistió en utilizar un algoritmo conocido como C-means difuso para segmentar las imágenes, después extraer características utilizando una transformada wavelet y una técnica conocida como PCA. Finalmente se clasificaban las imágenes utilizando la red neuronal profunda. Como **resultado**, se obtuvo un modelo eficiente con buenas evaluaciones en las métricas convencionales.

**8.** (Dasgupta & Singh, 2017) Se utilizó una red neuronal para segmentar automáticamente imágenes de vasos sanguíneos de la retina. Se utilizó un **dataset** conocido como DRIVE que consiste en imágenes de 400 pacientes distintos con diabetes de entre 25 y 90 años junto con sus máscaras de segmentación. La **metodología** consistió en preprocesar las imágenes extrayendo el canal verde de la imágen para después normalizarla. Una vez procesadas las imágenes se entrenó una red neuronal con 7 capas de convolución. El **resultado** que se obtuvo fue un modelo con 95.33% de precisión.

**9.** (Giannakakis, Trivizakis, Tsiknakis, & Marias, 2019) Se utilizó una red neuronal profunda para identificar diferentes estados de estrés, a partir de electrocardiogramas. El **dataset** que se utilizó consiste en electrocardiogramas de 24 personas (7 mujeres y 17 hombres) de alrededor de 47 años. La **metodología** consistió en preprocesar las señales aplicando diferentes filtros, para después utilizar una red neuronal que clasificara las señales por medio de aprendizaje supervisado. El **resultado** obtenido fue una precisión de 89.8%

**10.** (Acharya, y otros, Automated identification of shockable and non-shockable life-threatening ventricular arrhythmias using convolutional neural network, 2018)Se creó una red neuronal convolucional para clasificar electrocardiogramas de 2 segundos de duración en ritmos desfibrilables y no desfibrilables. El **dataset** que se utilizó fueron 3 bases de datos públicas: MITDB (48 señales), VFDB (22 señales) y CUDB(35 señales). La **metodología** consistió en entrenar una red neuronal de 11 capas de convolución para clasificar los electrocardiogramas. El **resultado** obtenido fue un modelo con precisión de 93.18%, sensibilidad de 95.32% y especificidad de 91.04%

**11.** (Acharya, y otros, Deep Convolutional Neural Network for the Automated Diagnosis of Congestive Heart Failure Using ECG Signals, 2018)Se creó una red neuronal convolucional para el diagnóstico de insuficiencia cardíaca a través de electrocardiogramas. El **dataset** que se utilizó consiste en electrocardiogramas de bases de datos públicas encontradas en PhysioBank: BIDMC, Congestive Heart Failure Database, Fantasia Database y NSRDB. La **metodología** consistió en entrenar una red neuronal de 11 capas de convolución para clasificar los electrocardiogramas. El **resultado** obtenido fue un modelo con precisión de 98.97%, sensibilidad de 98.87% y especificidad de 99.01%

**12** (Acharya, y otros, 2018)Se utilizó una red neuronal profunda para detectar cuadros de depresión a partir de encefalogramas. El **dataset** que se utilizó consiste en encefalogramas de 15 personas con depresión y 15 personas normales. La **metodología** consistió en utilizar una red neuronal con 5 capas de convolución, 5 capas de pooling y 3 capas totalmente conectadas. El **resultado** obtenido fue una precisión de 93.5% para señales provenientes del hemisferio izquierdo y de 96.0% para las señales del hemisferio derecho.

**13.** (Tan, Acharya, Bhandary, Chua, & Sivaprasad, 2017)Se utilizó una red neuronal convolucional para segmentar, de manera automática y simultánea, vasos sanguíneos, fóvea y disco óptico. El **dataset** que se utilizó fue una base de datos pública conocida como DRIVE. La base de datos contiene imágenes de 400 pacientes distintos con diabetes de entre 25 y 90 años. La **metodología** consistió en utilizar una red neuronal convolucional de 7 capas que segmentara las imágenes. El **resultado** obtenido fue un modelo con una precisión de 92.68%

**14.** (Tan, y otros, 2017)Se utilizó una red neuronal convolucional para segmentar, de manera automática y simultánea, exudados, micro-aneurismas y hemorragias. El **dataset** que se utilizó fue una base de datos pública conocida como CLEOPATRA. De esta base de datos, 149 imágenes fueron utilizadas para entrenar y 149 para probar la red neuronal. La **metodología** consistió en utilizar una red neuronal convolucional de 10 capas que segmentara las imágenes. El **resultado** obtenido fue un modelo con una precisión de 87.58% para exudados y de 71.58% para lesiones oscuras.

# References

Acharya, U. R., Fujita, H., Oh, S. L., Hagiwara, Y., Tan, J. H., Adam, M., & Tan, R. S. (2018). Deep Convolutional Neural Network for the Automated Diagnosis of Congestive Heart Failure Using ECG Signals. *Applied Intelligence*, .

Acharya, U. R., Fujita, H., Oh, S. L., Raghavendra, U., Tan, J. H., Adam, M., . . . Hagiwara, Y. (2018). Automated identification of shockable and non-shockable life-threatening ventricular arrhythmias using convolutional neural network. *Future Generation Computer Systems*, 952-959.

Acharya, U. R., Oh, S. L., Hagiwara, Y., Tan, J. H., Adeli, H., & Subha, D. P. (2018). Automated EEG-based screening of depression using deep convolutional neural network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 103-113.

Dasgupta, A., & Singh, S. (2017). A Fully Convolutional Neural Network based Structured Prediction Approach Towards the Retinal Vessel Segmentation. *2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging* (págs. 248-251). .: IEEE.

Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R., Ko, J., Swetter, S., Blau, H., & Thrun, S. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 115-118.

Giannakakis, G., Trivizakis, E., Tsiknakis, M., & Marias, K. (2019). A novel multi-kernel 1D convolutional neural network for stress recognition from ECG. *2019 8th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction Workshops and Demos (ACIIW)* (págs. 273-276). .: IEEE.

Haenssle, H., Fink, C., Schneiderbauer, R., Toberer, F., Buhl, T., Blum, A., . . . Uhlmann, L. (2018). Man against machine: diagnostic performance of a deep learning convolutional neural network for dermoscopic melanoma recognition in comparison to 58 dermatologists. *Annals of Oncology*, 1836-1842.

Kang, E., Min, J., & Ye, J. C. (2017). A deep convolutional neural network using directional wavelets for low-dose X-ray CT reconstruction. *Medical Physics*, e360-e375.

McKearney, R., & MacKinnon, R. (2019). Objective auditory brainstem response classification using machine learning. *International Journal of Audiology*, 1-8.

Mohsen, H., El-Dahshan, E. S., El-Horbaty, E. S., & Salem, A. B. (2018). Classification using deep learning neural networks for brain tumors. *Future Computing and Informatics Journal*, 68-71.

Nakajima, K., Kudo, T., Nakata, T., Kiso, K., Kasai, T., Taniguchi, Y., . . . Edenbrandt, L. (2017). Diagnostic accuracy of an artificial neural network compared with statistical quantitation of myocardial perfusion images: a Japanese multicenter study. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 2280-2289.

Rajpurkar, P., Hannun, A. Y., Haghpanahi, M., Bourn, C., & Ng, A. Y. (2017). Cardiologist-level arrhythmia detection with convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1707.01836.*, .

Tan, J. H., Acharya, U. R., Bhandary, S. V., Chua, K. C., & Sivaprasad, S. (2017). Segmentation of optic disc, fovea and retinal vasculature using a single convolutional neural network. *Journal of Computational Science*, 70-79.

Tan, J. H., Fujita, H., Sivaprasad, S., Bhandary, S. V., Rao, A. K., Chua, K. C., & Acharya, U. R. (2017). Automated segmentation of exudates, haemorrhages, microaneurysms using single convolutional neural network. *Information Sciences*, 66-76.