Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), marzo-abril 2026,
Volumen 10, Número 2.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i2

APLICACIÓN DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN LA DETECCIÓN DE SCA10 MEDIANTE ANÁLISIS DE IMÁGENES DE LA PRUEBA MOCA

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR SCA10 DETECTION USING IMAGE ANALYSIS OF THE MOCA TEST

Orlando Cacahuatitla Vargas
Universidad Autónoma Estado de Hidalgo, Mexico

DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i2.23724

Aplicación de Redes Neuronales Artificiales en la Detección de SCA10 Mediante Análisis de Imágenes de la Prueba MoCA

Orlando Cacahuatitla Vargas[1]
ca429576@uaeh.edu.mx
https://orcid.org/0009-0000-0034-7723
Universidad Autónoma
Estado de Hidalgo Escuela Superior de Tlahuelilpan

RESUMEN

En los últimos años, el uso de herramientas basadas en inteligencia artificial ha permitido mejorar el análisis de datos clínicos y facilitar la detección de enfermedades neurodegenerativas. En este estudio se propone un enfoque basado en el análisis de imágenes del subtest de copiado de cubos de la prueba MoCA, complementado con variables demográficas, para la identificación de pacientes con Ataxia Espinocerebelosa tipo 10 (SCA10). Se trabajó con una muestra de 25 sujetos, divididos en pacientes y grupo control, a partir de la cual se extrajeron características relevantes de las imágenes. Posteriormente, se implementó un modelo de red neuronal artificial para la clasificación de los sujetos. Los resultados obtenidos mostraron un desempeño alto en términos de precisión, evidenciando la capacidad del modelo para diferenciar entre ambos grupos. Estos hallazgos sugieren que el análisis automatizado de pruebas cognitivas, combinado con técnicas de aprendizaje automático, puede representar una alternativa útil como apoyo en la detección temprana de SCA10.

Palabras clave: SCA10, MoCA, inteligencia artificial, análisis de imágenes, redes neuronales

[1] Autor principal
Correspondencia: ca429576@uaeh.edu.mx

Application of Artificial Neural Networks for SCA10 Detection Using Image Analysis of the MoCA Test

ABSTRACT

In recent years, artificial intelligence-based tools have improved the analysis of clinical data and facilitated the detection of neurodegenerative diseases. This study proposes an approach based on the analysis of images from the cube copying subtest of the MoCA assessment, combined with demographic variables, for the identification of patients with Spinocerebellar Ataxia Type 10 (SCA10). A dataset of 25 subjects, including patients and control individuals, was used to extract relevant features from the images. An artificial neural network model was then implemented for subject classification. The results showed high performance in terms of accuracy, demonstrating the model's ability to distinguish between both groups. These findings suggest that automated analysis of cognitive tests, combined with machine learning techniques, can be a useful approach to support the early detection of SCA10.

Keywords: SCA10, MoCA, artificial intelligence, image analysis, neural networks

Artículo recibido 20 marzo 2026
Aceptado para publicación: 20 abril 2026

INTRODUCCIÓN

En la actualidad, las técnicas de análisis de imágenes han revolucionado el estudio de patrones visuales complejos que son difíciles de detectar a simple vista, especialmente en el ámbito médico (Litjens et al., 2017). Estas herramientas, combinadas con algoritmos de inteligencia artificial, permiten identificar características sutiles en imágenes clínicas, lo que abre nuevas posibilidades para la detección temprana de trastornos neurológicos (LeCun et al., 2015).

La Evaluación Cognitiva de Montreal (MoCA) es una prueba ampliamente utilizada para valorar el deterioro cognitivo en pacientes con enfermedades neurodegenerativas (Nasreddine et al., 2005). Uno de sus apartados visuales consiste en el copiado de una figura de cubos tridimensionales, actividad que requiere coordinación visoespacial, memoria de trabajo y planificación motora (Freitas et al., 2013). Analizar este tipo de estímulos visuales mediante técnicas computacionales puede aportar información clave para diferenciar entre sujetos sanos y pacientes con patologías cognitivas.

Este estudio se centra en la Ataxia Espinocerebelosa tipo 10 (SCA10), una enfermedad neurodegenerativa hereditaria caracterizada por alteraciones en el equilibrio, la coordinación y, en algunos casos, deterioro cognitivo (Matsuura et al., 2000). Esta condición es causada por una expansión anormal de repeticiones pentanucleotídicas en el gen ATXN10 y ha sido reportada con alta frecuencia en poblaciones de América Latina, particularmente en México (Teive & Ashizawa, 2015), lo que sugiere un posible origen genético compartido en determinadas comunidades.

Debido a que los síntomas de la SCA10 pueden superponerse con otras afecciones neurológicas, su detección temprana representa un reto clínico considerable (Ashizawa & Oz, 2017). En este contexto, las Redes Neuronales Artificiales han demostrado ser herramientas poderosas para la clasificación de datos clínicos complejos con alta precisión (LeCun et al., 2015).

Se propone el uso de una ANN entrenada con características extraídas de imágenes de cubos recortados de la prueba de MoCA, junto con variables demográficas, con el fin de generar un modelo predictivo que contribuya a la identificación temprana de pacientes con SCA10 en la población mexicana.

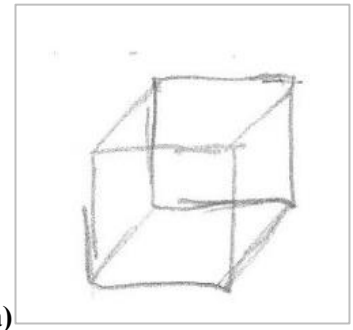
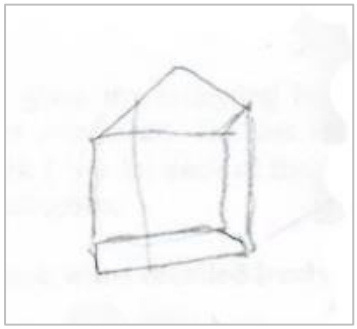
METODOLOGÍA

La base de datos empleada en este estudio estuvo conformada por un total de 25 sujetos, cuyos datos fueron obtenidos a partir de evaluaciones clínicas y registros recopilados en un entorno académico. La muestra fue de tipo no probabilístico por conveniencia, debido a la disponibilidad de los datos.

Los participantes fueron divididos en dos grupos: el primero conformado por pacientes con diagnóstico confirmado de Ataxia Espinocerebelosa tipo 10 (SCA10), caracterizados por presentar alteraciones en la coordinación motora y funciones visuoespaciales; y el segundo grupo correspondiente a sujetos sanos (grupo control), sin antecedentes de enfermedades neurológicas o trastornos cognitivos.

Para cada participante se consideraron variables demográficas, incluyendo edad, sexo y nivel de escolaridad, así como características derivadas de la prueba MoCA (Montreal Cognitive Assessment), particularmente del subtest de copiado de cubos. Esta batería cognitiva evalúa múltiples dominios, como memoria, atención, lenguaje, abstracción, orientación y funciones visuoespaciales, siendo este último de especial relevancia para el presente análisis.Las imágenes del subtest de copiado de cubos fueron recortadas manualmente a partir de los protocolos de la prueba MoCA y posteriormente normalizadas a un tamaño uniforme de 260 × 260 píxeles. **La Figura 1** muestra ejemplos representativos de los cubos analizados en este estudio, incluyendo un sujeto sano (grupo control) y un paciente con diagnóstico de SCA10. Se pueden observar diferencias en la precisión del trazo, la proporción de las líneas y la estructura espacial de la figura.

Figura 1. Ejemplos de cubos del subtest de copiado de la prueba MoCA

a)  **b)** 

(a) Sujeto sano del grupo control.

(b) Paciente con SCA10. Se observan diferencias en la estructura y precisión del trazo entre ambos casos.

A partir de dichas imágenes se generó un conjunto de variables que incluyo descriptores estadísticos y texturales como entropía, varianza, homogeneidad, correlación... (Haralick et al., 1973) y medidas relacionadas con la densidad y distribución de píxeles. En conjunto, la base de datos final estuvo compuesta por 34 variables por sujeto, integrando información demográfica, clínica y de imagen.

La distribución de la población analizada se presenta en la **Tabla 1**, donde se resumen las características demográficas de ambos grupos.

La muestra estuvo compuesta por 13 sujetos del grupo control y 12 pacientes con SCA10.

Tabla 1. Características demográficas de la población estudiada.

Grupo	Participantes	Mujeres	Hombres	Edad (años)	Escolaridad (años)
Control	13	9	4	48.48 ± 9.88	11.70 ± 3.66
SCA10	12	4	8	50.89 ± 9.73	10.44 ± 2.01

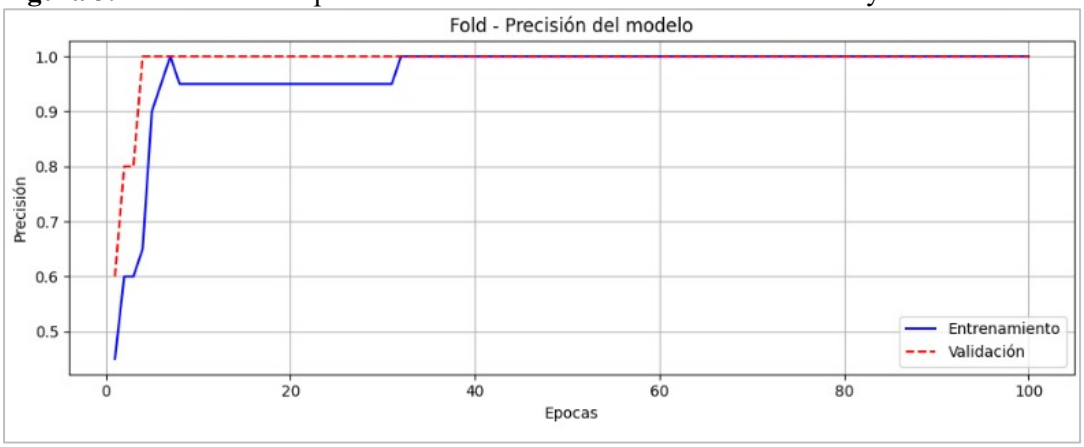
Previo al entrenamiento del modelo, los datos fueron sometidos a un proceso de preprocesamiento que incluyo la eliminación de variables constantes, la imputación de valores faltantes y la estandarización de las variables mediante normalización tipo z-score, utilizando el método StandardScaler (Pedregosa et al., 2011). Este proceso permitió homogeneizar la escala de los datos y mejorar la estabilidad del entrenamiento.

Para la clasificación de los sujetos, se implementó una Red Neuronal Artificial (ANN) utilizando la biblioteca Keras de TensorFlow (TensorFlow, 2023). La arquitectura del modelo consistió en una red secuencial con tres capas ocultas densamente conectadas (64, 64 y 64 neuronas), todas con función de activación ReLU, seguidas de una capa de salida con activación sigmoide, adecuada para problemas de clasificación binaria. El modelo fue compilado utilizando el optimizador Adam (Kingma & Ba, 2014) y la función de pérdida binary_crossentropy.

El modelo fue entrenado durante 100 épocas con un tamaño de lote de 32 muestras, utilizando una división inicial del 80% para entrenamiento y 20% para validación. Adicionalmente, se aplicó una estrategia de validación cruzada de 5 particiones (5-fold cross-validation) (Kohavi, 1995), con el objetivo de evaluar la robustez y capacidad de generalización del modelo. Las métricas utilizadas para evaluar el desempeño fueron precisión (accuracy) y pérdida (loss), cuya evolución fue analizada mediante gráficas durante el proceso de entrenamiento.

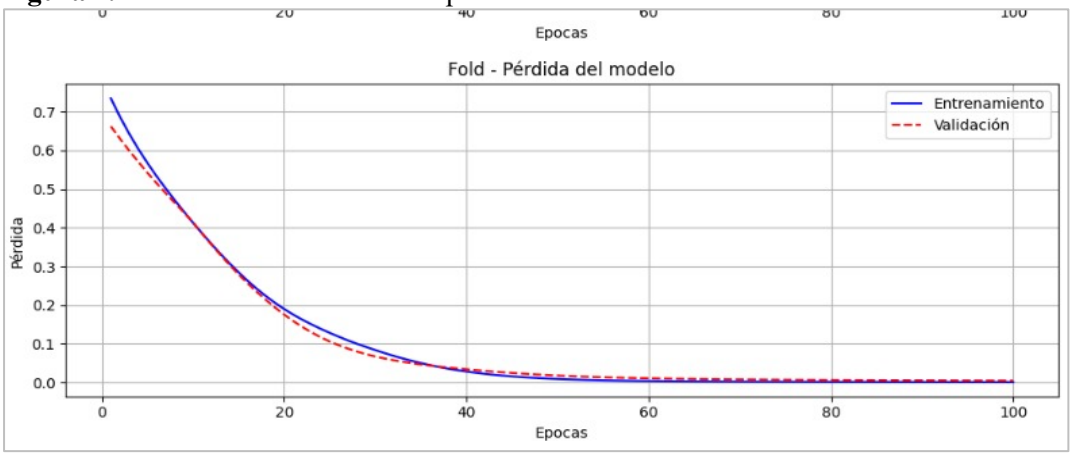
RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Figura 3. Evolución de la precisión del modelo durante el entrenamiento y validación



Como se observa en la Figura 3, se muestra la evolución de la precisión del modelo durante el entrenamiento. Se observa un incremento rápido en las primeras épocas, pasando de valores cercanos a 0.5 hasta alcanzar niveles próximos a 1.0 tanto en el conjunto de entrenamiento como en el de validación. Este comportamiento indica que el modelo logró identificar patrones discriminativos en los datos que permiten diferenciar entre sujetos sanos y pacientes con SCA10.

Figura 4. Evolución de la función de pérdida del modelo durante el entrenamiento.



La Figura 4 presenta la evolución de la función de pérdida durante el entrenamiento, lo cual es consistente con el comportamiento esperado en modelos de aprendizaje automático (LeCun et al., 2015). Se observa una disminución significativa de la pérdida en el conjunto de entrenamiento, lo que refleja un adecuado proceso de aprendizaje por parte del modelo. Sin embargo, la pérdida en el conjunto de validación muestra ciertas fluctuaciones, lo que puede indicar la presencia de sobreajuste

(overfitting) en algunas etapas del entrenamiento, principalmente debido al número limitado de muestras disponibles.

Adicionalmente, se aplicó una estrategia de validación cruzada de 5 particiones (5-fold cross-validation) (Kohavi, 1995) para evaluar la robustez del modelo. Los resultados obtenidos mostraron valores de precisión que oscilaron entre 0.6 y 1.0, con una media aproximada superior a 0.8, lo que indica un desempeño global aceptable considerando las limitaciones del conjunto de datos.

En conjunto, estos resultados evidencian que las características extraídas de las imágenes del ejercicio de cubos de la prueba MoCA contienen información relevante para la clasificación de sujetos. Asimismo, la integración de variables demográficas contribuye a enriquecer el modelo, permitiendo mejorar la discriminación entre los grupos estudiados.

No obstante, es importante señalar que la capacidad de generalización del modelo se encuentra limitada por el tamaño de la muestra. Por lo tanto, futuros estudios deberán considerar el uso de bases de datos más amplias y diversas, así como la incorporación de técnicas adicionales de regularización y validación para fortalecer la confiabilidad del modelo.

CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos en el presente estudio permiten establecer que el análisis computacional de imágenes derivadas del subtest de copiado de cubos de la prueba MoCA, combinado con técnicas de inteligencia artificial, constituye una estrategia viable para la identificación de patrones asociados a la Ataxia Espinocerebelosa tipo 10 (SCA10). En particular, se evidenció que las características extraídas de las imágenes contienen información relevante que, en conjunto con variables demográficas como edad, sexo y nivel de escolaridad, permiten construir modelos predictivos con una alta capacidad de discriminación entre sujetos sanos y pacientes.

El desempeño de la red neuronal artificial implementada, reflejado en valores elevados de precisión y una disminución progresiva de la función de pérdida durante el entrenamiento, sugiere que el modelo fue capaz de aprender patrones estructurales y texturales presentes en las imágenes analizadas. Estos patrones, difícilmente identificables mediante observación directa, pueden ser capturados de manera efectiva mediante técnicas de aprendizaje automático, lo que refuerza el potencial del enfoque propuesto

como herramienta de apoyo en la detección temprana (LeCun et al., 2015) de alteraciones neurodegenerativas.

Asimismo, los resultados muestran coherencia con el comportamiento esperado en modelos de clasificación supervisada, donde la convergencia simultánea de las curvas de entrenamiento y validación indica estabilidad en el aprendizaje. Sin embargo, este comportamiento también sugiere la posible presencia de sobreajuste, atribuible principalmente al tamaño reducido de la muestra. Esta limitación implica que el modelo podría estar capturando patrones específicos del conjunto de datos utilizado, lo cual podría afectar su capacidad de generalización a poblaciones externas.

Por otra parte, la integración de información multimodal es decir, la combinación de datos visuales y demográficos representa una de las principales fortalezas del estudio, ya que permite capturar relaciones más complejas entre variables, incrementando la capacidad predictiva del modelo. Este enfoque resulta particularmente relevante en el análisis de enfermedades neurodegenerativas, donde múltiples factores intervienen en la manifestación clínica de los pacientes.

No obstante, es importante considerar otras limitaciones metodológicas, como el proceso de segmentación manual de las imágenes, el cual puede introducir variabilidad en los datos analizados. La implementación de técnicas automatizadas de segmentación o el uso de modelos más avanzados, como redes neuronales convolucionales (CNN), podría mejorar la precisión y reproducibilidad del análisis al aprovechar directamente la información espacial de las imágenes.

A partir de estos hallazgos, se propone como trabajo futuro la ampliación de la base de datos mediante la incorporación de un mayor número de sujetos, así como la validación del modelo en poblaciones independientes, con el fin de evaluar su robustez y capacidad de generalización. Asimismo, se recomienda explorar arquitecturas más complejas que permitan optimizar el proceso de aprendizaje y mejorar el desempeño del modelo en escenarios clínicos reales.

En conjunto, este estudio demuestra que el análisis automatizado de imágenes del ejercicio de copiado de cubos de la prueba MoCA, mediante redes neuronales artificiales, puede constituir una herramienta complementaria en el proceso diagnóstico de la SCA10. Este enfoque no solo contribuye al desarrollo de métodos más objetivos y reproducibles, sino que también abre la posibilidad de integrar tecnologías

de inteligencia artificial en la práctica clínica, favoreciendo una detección más temprana y oportuna de enfermedades neurodegenerativas.

Este enfoque representa una base sólida para el desarrollo de herramientas computacionales orientadas al apoyo diagnóstico, con potencial de aplicación en entornos clínicos reales.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

Ashizawa, T., & Oz, G. (2017). Neuroimaging in spinocerebellar ataxias. *Journal of Magnetic Resonance Imaging,* 46(2), 309–319. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5519324/

Freitas, S., Simões, M. R., Alves, L., & Santana, I. (2013). Montreal Cognitive Assessment (MoCA): validation study for visuospatial and executive functions. Clinical Neuropsychologist, 27(3), 1–15. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3656456/

Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. (1973). Textural features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-3(6), 610–621. https://ieeexplore.ieee.org/document/4309314

Kohavi, R. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. International Joint Conference on Artificial Intelligence. https://www.cs.iastate.edu/~honavar/574/notes/lec4.pdf

Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980. https://arxiv.org/abs/1412.6980

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. Nature, 521, 436–444. https://www.nature.com/articles/nature14539

Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B. E., Setio, A. A. A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., & Sánchez, C. I. (2017). A survey on deep learning in medical image analysis. Medical Image Analysis, 42, 60–88. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361841517301135

Matsuura, T., Yamagata, T., Burgess, D. L., Rasmussen, A., Grewal, R. P., Watase, K., & Ashizawa, T. (2000). Large expansion of the ATTCT pentanucleotide repeat in spinocerebellar ataxia type 10. Nature Genetics, 26(2), 191–194. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10083001/

Nasreddine, Z. S., Phillips, N. A., Bédirian, V., Charbonneau, S., Whitehead, V., Collin, I., & Chertkow, H. (2005). The Montreal Cognitive Assessment (MoCA): A brief screening tool for mild cognitive impairment. *Journal of the American Geriatrics Society*, 53(4), 695–699. https://www.mocatest.org/pdf_files/test/MoCA-Test-English_7_1.pdf

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830. https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html

Teive, H. A. G., & Ashizawa, T. (2015). Primary and secondary ataxias. Continuum (Minneapolis, Minn.), 21(4), 1001–1020. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4635967/

TensorFlow. (2023). Keras documentation. https://www.tensorflow.org/guide/keras