¿Es posible estimar el riesgo de deterioro cognitivo mediante modelos de inteligencia artificial que se basen exclusivamente en variables auto reportadas?

Márquez, Fernando[1]; Migani, Carla[2]; Ochoa, Cecilia[3]
Facultad de Ciencias Médicas - Sede San Juan
Universidad Católica de Cuyo - Argentina

Resumen

El deterioro cognitivo representa un problema de salud pública creciente que afecta la autonomía y calidad de vida de los adultos mayores. Su detección precoz es clave, aunque los métodos diagnósticos actuales son complejos y poco accesibles. Este estudio buscó estimar el riesgo de deterioro cognitivo mediante modelos de inteligencia artificial (IA) entrenados exclusivamente con variables auto reportadas. Se realizó un estudio observacional, cuantitativo, retrospectivo y transversal con datos anonimizados de 666 adultos mayores de 40 años del proyecto Neuromentia (Instituto de Ciencias Biomédicas e IIPBA, San Juan, 2023). Se excluyeron los casos sin evaluación cognitiva (ACE-III) o con más del 20% de datos faltantes. Las variables incluyeron información sociodemográfica, antecedentes, hábitos de vida, funcionalidad, estado emocional y salud cerebral. El procesamiento se efectuó en Python (scikit-learn), con imputación, estandarización y codificación categórica mediante ColumnTransformer. Se entrenaron modelos supervisados (Regresión Logística, Random Forest, LightGBM, XGBoost, SVM y Redes Neuronales) con validación cruzada y ajuste de hiperparámetros. El rendimiento se evaluó mediante AUC-ROC, sensibilidad, especificidad, precisión y F1-score; la interpretabilidad se abordó con valores SHAP. De los 639 participantes incluidos, el 37,4% presentó deterioro cognitivo. Predominaron mujeres (76%) y residentes urbanos (82%). El deterioro fue más frecuente en zonas periféricas (p=0.002) y en personas con bajo nivel educativo (50%, p=0.001). El modelo SVM mostró el mejor desempeño (AUC-ROC 0.826/0.818; sensibilidad 77%), destacando el nivel educativo, la funcionalidad y la actividad mental como principales predictores. Los hallazgos respaldan el potencial de la IA basada en variables autorreportadas como herramienta accesible para el tamizaje temprano del deterioro cognitivo, especialmente en contextos con recursos limitados. Su aplicación podría favorecer estrategias preventivas equitativas y reforzar el valor de la estimulación mental y la reserva cognitiva. Se recomienda su validación en poblaciones amplias y diversas.

Palabras clave: Deterioro cognitivo, Machine Learning, Variables auto reportadas
Nivel de Evidencia: III

Abstract

Cognitive decline represents a growing public health problem that affects the autonomy and quality of life of older adults. Early detection is key, although current diagnostic methods are complex and not very accessible. This study sought to estimate the risk of cognitive decline using artificial intelligence (AI) models trained exclusively on self-reported variables. A retrospective, cross-sectional, quantitative, observational study was conducted using anonymized data from 666 adults over 40 years of age participating in the Neuromentia project (Institute of Biomedical Sciences and IIPBA, San Juan, 2023). Cases without a cognitive assessment (ACE-III) or with more than 20% missing data were excluded. Variables included sociodemographic information, medical history, li-

1 Márquez, Fernando: Médico neurólogo con Fellowship en Neuro Rehabilitación (FLENI) y formación en Ciencia de Datos (ACAMICA). – UCCuyo. Investigador y docente en Neurología y Neurociencias aplicadas, con experiencia en aprendizaje automático aplicado a la salud cerebral y neurorrehabilitación.
2 Migani, Carla: Estudiante avanzada del último año de Medicina, de la Universidad Católica de Cuyo. Formación complementaria en Buenas Prácticas Clínicas (ICH-GCP). ORCID: 0009-0008-0528-5929
3 Ochoa, Cecilia: Estudiante avanzada del último año de Medicina, de la Universidad Católica de Cuyo. Formación complementaria en Buenas Prácticas Clínicas (ICH-GCP). ORCID: 0009-0003-1233-0736

ÍNDICE

festyle habits, functional status, emotional state, and brain health. Data processing was performed in Python (scikit-learn), with imputation, standardization, and categorical coding using ColumnTransformer. Supervised models (Logistic Regression, Random Forest, LightGBM, XGBoost, SVM, and Neural Networks) were trained with cross-validation and hyperparameter fitting. Performance was assessed using AUC-ROC, sensitivity, specificity, precision, and F1-score; interpretability was assessed using SHAP values. Of the 639 participants included, 37.4% presented cognitive impairment. Women (76%) and urban residents (82%) predominated. Impairment was more frequent in peripheral areas (p=0.002) and among individuals with low educational attainment (50%, p=0.001). The SVM model showed the best performance (AUC-ROC 0.826/0.818; sensitivity 77%), highlighting educational attainment, functional status, and mental activity as the main predictors. These findings support the potential of AI based on self-reported variables as an accessible tool for the early screening of cognitive impairment, especially in resource-limited settings. Its application could promote equitable preventive strategies and reinforce the value of mental stimulation and cognitive reserve. Validation in large and diverse populations is recommended.

Keywords: Cognitive impairment, Machine learning, Self-reported variables

Introducción

El deterioro cognitivo implica un problema de salud pública de una creciente relevancia, y que resulta menester abordar, ya que conlleva una disminución en la funcionalidad, autonomía y calidad de vida de los adultos mayores. La evolución y agravamiento a estadios avanzados, como la demencia, implica varios desafíos en distintos aspectos de la vida de la persona y su entorno. Uno de ellos es la significativa carga socioeconómica tanto para las familias como para los sistemas de salud, ya que genera una demanda sostenida para especialistas y cuidados continuos de atención comunitaria [1,2].

En un sistema de salud pública resulta beneficioso la prevención y la detección precoz, para un abordaje eficiente que permita llevar adelante intervenciones clínicas y psicosociales que posibiliten detener su progreso o atenuar sus efectos de forma temprana. Al mismo tiempo, sin embargo, los métodos de diagnóstico modernos requieren complejidad tecnológica y la dependencia de recursos humanos especializados, lo cual complica su implementación en el primer nivel de atención.

En este contexto, los recientes avances en inteligencia artificial (IA), específicamente en el ámbito del aprendizaje automático (machine learning), representan una alternativa prometedora. Estos modelos predictivos permiten procesar grandes cantidades de datos y descubrir patrones entre los mismos, lo que ayuda a los profesionales a predecir afecciones complejas como el deterioro cognitivo. Sin embargo, buena parte de los modelos existentes se fundamentan en exámenes complementarios que a veces no son accesibles o que deben ser mejor gestionados, como resonancias magnéticas, PET cerebrales o biomarcadores moleculares, lo que restringe su aplicabilidad en la práctica clínica cotidiana, especialmente en contextos con recursos limitados y zonas periféricas.

En la actualidad no hay consenso en la literatura sobre el desarrollo y validación de modelos predictivos basados únicamente en variables auto reportadas de uso sencillo, factores de riesgos modificables, estilo de vida, salud cerebral, y estado emocional. Dichas variables habitualmente están disponibles en la atención primaria, y permitirían construir herramientas automatizadas de tamizaje escalables, asequibles y clínicamente útiles.

Este trabajo tiene por objetivo analizar si existe la posibilidad de estimar el riesgo de deterioro cognitivo en adultos usando modelos multimodales de IA, entrenados exclusivamente con variables auto reportadas, sin necesidad de biomarcadores y estudios complementarios. Además se propone identificar las variables más influyentes, comparar las métricas de los distintos algoritmos de aprendizaje automático en función de su desempeño predictivo; evaluar la aplicabilidad clínica de los distintos modelos, teniendo en cuenta su potencial implementación en contextos de atención primaria.

Materiales y Métodos

Diseño y población

El presente trabajo se llevó a cabo en la provincia de San Juan, Argentina, mediante un estudio observacional, cuantitativo, retrospectivo y de corte transversal. Su objetivo fue analizar la relación entre variables clínicas accesibles y el riesgo de deterioro cognitivo, a través del desarrollo y validación de modelos predictivos basados en inteligencia artificial. El estudio se realizó en pacientes pertenecientes al proyecto "Neuromentia" del Instituto de Ciencias Biomédicas (ICBM) y del Instituto de Investigaciones de Psicología Básica y Aplicada (IIPBA), durante el año 2023. Para ello, se utilizaron datos anonimizados de 666 pacientes, todos pacientes mayores de 40 años convocados mediante las redes sociales, convocatoria abierta por instituciones de salud y el método "Bola de Nieve", y que hayan tenido su evaluación con el ACE III (test neuropsicológico que evalúa las funciones cognitivas superiores). Así mismo, se excluyeron aquellas personas menores de 40 años, que no tuviesen la evaluación cognitiva o con más del 20% de los datos faltantes.

Conjunto de datos y variables

Datos sociodemográficos (edad, sexo, nivel educativo y ocupación previa), antecedentes personales (hipertensión arterial, diabetes, dislipemia, enfermedades cardiovasculares, antecedentes familiares de demencia, antecedentes en la infancia, antecedentes de enfermedades neurológicas o psiquiátricas, COVID-19, antecedentes quirúrgicos, antecedentes respiratorios, diálisis y antecedentes alérgicos), exploración clínica (peso, talla, índice de masa corporal, tensión arterial sistólica y diastólica, y ritmo cardíaco), hábitos de vida (tabaquismo, consumo de alcohol, nivel de actividad física y calidad del sueño), estado funcional (grado de autonomía para las actividades de la vida diaria, medido por el ADLQ), evaluación cognitiva mediante test estandarizados como ACE-III, aspectos emocionales a través de escalas validadas para depresión como elGDS y determinantes sociales de la salud (entorno, relaciones sociales, situación económica, acceso a servicios, religión, raza, experiencias de discriminación y los resultados obtenidos mediante escalas específicas como CQC y CHSC2).

En cuanto a:

- ACE III. "Addenbrooke's Cognitive Examination III" (Examen cognitivo de Addenbrooke III). Prueba neuropsicológica de screening ampliamente validada para la evaluación del desempeño cognitivo global. Evalúa cinco dominios: atención y orientación (18 puntos), memoria (26 puntos), fluencia verbal (14 puntos), lenguaje (26 puntos) y habilidades visuoespaciales (16 puntos), con una puntuación máxima total de 100. [8]

Escalas funcionales (ADLQ) y psicológicas (GDS, CQC, CHSC):

- ADLQ. "Activities of Daily Living Questionnaire" (Cuestionario de Actividades de la Vida Diaria). Evalúa el grado de autonomía funcional de una persona a través de 3 subcategorías: Básico (solo actividades de autocuidado), Instrumental (cuidado del hogar, dinero, viajes, comunicación y tecnología básica) y Avanzado (trabajo, recreación y tecnología avanzada). [9]
- GDS. "Geriatric Depression Scale" (Escala de Depresión Geriátrica). Valora síntomas depresivos en población adulta y mayor. Se considera patológico un puntaje ≥ 5. [11]
- CQC. "Cuestionario de Quejas Cognitivas". Cuestionario diseñado para detectar dificultades percibidas en la memoria, atención, orientación y funciones ejecutivas. Evalúa la autopercepción del rendimiento cognitivo. [10]
- CHSC. "Cuestionario De Hábitos de Salud Cerebral". Escala validada por la Dr. Luciana Vita y validada en Congresos.

El Bajo Nivel Educativo se definió si la persona tuvo menos de 12 años de educación

El punto de corte del ACE III se estableció según este criterio educativo:

- Para individuos con un bajo nivel educativo, se consideró deterioro cognitivo un puntaje

menor a 68.

- Para aquellos con buen nivel educativo, el punto de corte fue menor a 85.

Los datos fueron anonimizados conforme a la Ley Nacional de Protección de Datos Personales N.º 25.326, en el marco del Código Civil y Comercial de la Nación, garantizando la confidencialidad y seguridad de la información utilizada. El proyecto fue aprobado por el Comité de Investigación del Instituto de Ciencias Biomédicas.

Como variable de salida (target) se utilizó el puntaje del Addenbrooke's Cognitive Examination III (ACE-III), una prueba ampliamente validada para la evaluación del desempeño cognitivo global.

Análisis exploratorio

Se evaluaron las variables numéricas por medio del test Shapiro-Wilk, para determinar la normalidad de su distribución.

- Si la distribución era normal: media y desvío estándar
- Si no fue normal: mediana, Q1, Q3, límite inferior (LI) y superior (LS).
- Comparación de los grupos con test de Kruskall-Wallis.

Las variables categóricas se describieron con frecuencias absolutas y porcentuales.

- La comparación de los grupos fue mediante test de Chi-cuadrado.

Preprocesamiento de los datos

Para el tratamiento de las variables antes del modelado, se aplicó un esquema de preprocesamiento mediante pipelines en Python, utilizando la librería scikit-learn. Se construyeron flujos independientes para las variables numéricas y categóricas, los cuales posteriormente se integraron en un ColumnTransformer.

Variables numéricas.

Las variables continuas fueron procesadas mediante un pipeline que incluyó tres etapas:

- Imputación de valores faltantes utilizando la mediana de cada variable.
- Estandarización de escala para garantizar que todas las variables tuvieran media cero y desviación estándar unitaria (StandardScaler).
- Transformación de potencia (PowerTransformer) con el fin de aproximar la normalidad y reducir la asimetría en la distribución de los datos.

Variables categóricas.

Las variables categóricas se procesaron mediante un flujo separado que incluyó:

- Imputación de valores faltantes utilizando la categoría más frecuente (Moda).
- Codificación mediante variables ficticias utilizando one-hot encoding, eliminando la primera categoría para evitar colinealidad (OneHotEncoder).

Finalmente, ambos flujos fueron integrados en un transformador de columnas (ColumnTransformer), que aplicó el proceso correspondiente a cada tipo de variable (numérica o categórica) de manera simultánea.

Evaluación del modelo y métricas de rendimiento

La evaluación del desempeño de los modelos predictivos se llevó a cabo mediante validación cru-

zada estratificada, garantizando una estimación robusta y no sesgada de las métricas de rendimiento. Las métricas seleccionadas —sensibilidad, especificidad, precisión, área bajo la curva ROC (AUC-ROC) y matriz de confusión— permitieron cuantificar la capacidad discriminativa del modelo, y también evaluar su comportamiento en la identificación de falsos positivos y falsos negativos, considerados aspectos críticos en el contexto clínico del deterioro cognitivo.

Selección de variables y modelos predictivos

Se entrenaron distintos algoritmos supervisados de clasificación, incluyendo Regresión Logística (LR), Random Forest (RF), Light Gradient Boosting Machine (LGBM), XGBoost (XGB), Support Vector Machine (SVM) y Redes Neuronales (MLPClassifier).

Para interpretar los resultados obtenidos se utilizó un enfoque integral, dando prioridad a los modelos que demuestren un rendimiento predictivo clínicamente relevante, definido por un AUC-ROC superior a 0.75, garantizando un equilibrio entre capacidad predictiva y aplicabilidad clínica.

Asimismo, se emplearon los valores SHAP (SHapley Additive exPlanations) para interpretar la contribución individual de cada variable al resultado del modelo, facilitando la comprensión del peso relativo y la dirección del efecto de cada predictor sobre la probabilidad de deterioro cognitivo.

Resultados

De una muestra total de 666 participantes, se incluyeron 639 luego del proceso de filtrado, a partir de los criterios de exclusión. (Tabla 1)

Tabla 1: características demográficas de la población

Variable		Total	Deterioro Cognitivo	Normal	P-valor (ajustado)	Test
Edad, median [Q1,Q3]		62.0 [56.0,69.0]	63.0 [55.0,71.0]	62.0 [56.5,68.0]	1.0	Kruskal-Wallis
Género, n (%)	Hombre	133 (20.8)	71 (24.3)	62 (17.9)	457	Chi-squared
	Mujer	506 (79.2)	221 (75.7)	285 (82.1)		
Estado Civil, n (%)	Soltero	63 (9.9)	29 (9.9)	34 (9.8)	193	Chi-squared
	Casado/en pareja	346 (54.1)	150 (51.4)	196 (56.5)		
	Separado/divorciado	103 (16.1)	42 (14.4)	61 (17.6)		
	Viudo	101 (15.8)	56 (19.2)	45 (13.0)		
	Desconocido	26 (4.1)	15 (5.1)	11 (3.2)		
Zona de Residencia, n (%)	Urbano	526 (82.3)	239 (81.8)	287 (82.7)	1.0	Chi-squared
	Rural	87 (13.7)	38 (13.0)	49 (14.1)		
	Desconocido	26 (4.1)	15 (5.1)	11 (3.2)		
Departamento, n (%)	Gran San Juan	383 (59.9)	156 (53.4)	227 (65.4)	2	Chi-squared
	Periferia	210 (32.9)	116 (39.7)	94 (27.1)		
	Desconocido	46 (7.2)	20 (6.9)	26 (7.5)		
Años de Estudio, mediana [Q1,Q3]		9.0 [7.0,12.0]	10.5 [8.0,13.0]	8.0 [7.0,12.0]	1.0	Kruskal-Wallis
Bajo Nivel Educativo, n (%)	Si	248 (38.8)	146 (50)	102 (29.4)	<0.001	Chi-squared
	No	391 (61.2)	146 (50)	245 (70.6)		

La mediana de edad fue 62 (RIC: 56–69), y con respecto al género la mayoría fueron mujeres (79%). En cuanto al estado civil, más de la mitad se encontraba en pareja o casada (54%), seguidos por separados o divorciados (16%), viudos (15.8%) y solteros (9.9%). En la gran mayoría la zona de residencia era urbana (82%). Desde el punto de vista del departamento, el 59% pertenecía al Gran san juan y el 32% a zonas periféricas. La mediana de años de estudio fue de 9 (RIC: 7–12), y el 61% de la población presentó bajo nivel educativo.

En cuanto al deterioro cognitivo el valor absoluto fue de 239 (37,4%). La mediana fue de 63 años (RIC: 55–71), con una distribución de 76% en mujeres y 24% en hombres (p = 0.457). La mayoría se encontraba en pareja (51%), un 19% era viudo, 14% separado/divorciado y 10% soltero; sin diferencias estadísticamente significativas respecto al grupo normal (p = 0.193). En términos de zona de residencia predominó el ámbito urbano (82%) (p =1.), con respecto al departamento se observó una mayor proporción de individuos provenientes de la periferia (39%), diferencia que fue significativa (p = 0.002). En cuanto al nivel educativo, la mediana de años de estudio fue de 11 (RIC: 5–13) (p = 1.0) y la mitad de los participantes presentó bajo nivel educativo (50%) (p= 0.001).

En el grupo con rendimiento cognitivo normal, la edad mediana fue de 62 años (RIC: 56.5–68), con un predominio femenino aún mayor (82%). En este grupo, el 56% se encontraba en pareja, manteniendo un patrón similar al observado en la población total. La mayoría vivía en zonas urbanas (82%) y se destacó una mayor concentración en el Gran San Juan (65%), diferencia significativa frente al grupo con deterioro (p = 0.002). Respecto a la educación, este grupo presentó una mediana de 8 años de estudio (RIC: 7–12) y una mayor frecuencia de bajo nivel educativo (70%) en comparación con el grupo con deterioro cognitivo (50%), diferencia estadísticamente significativa (p < 0.001). Este hallazgo refuerza el rol del nivel educativo como variable relevante, posiblemente moduladora del rendimiento cognitivo, y sugiere la existencia de factores de protección adicionales en este subgrupo.

El modelo SVM entrenado con 8 variables alcanzó el mejor rendimiento para discriminar el punto de corte del ACE y clasificar el riesgo de deterioro cognitivo con: AUC-ROC 0,826 en entrenamiento y 0,818 en prueba, con exactitud 74,4%, F1-score 0,733, sensibilidad 77,2%, especificidad 72,1%, Valor Predictivo Positivo (Precisión) 69,8% y Valor Predictivo Negativo 79,0%, utilizando un umbral óptimo de 0,441. (Ver Figura 1, Figura 2, Figura 3).

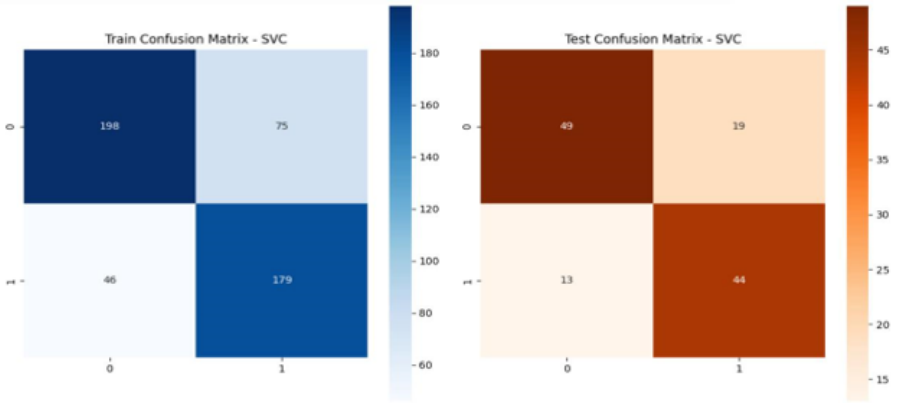


Figura 2. Matrices de confusión del modelo en el conjunto de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha). Los valores muestran el número de predicciones correctas y errores de clasificación, ilustrando el desempeño del modelo.

Figura 1

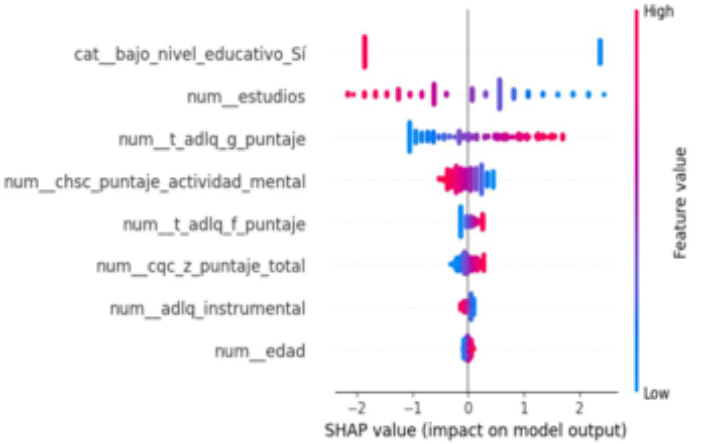


Figura 3. Gráfico de valores SHAP que muestra la contribución de cada variable al resultado del modelo. Cada punto representa un sujeto, donde el color indica el valor de la característica (azul: bajo, rojo: alto) y la posición horizontal refleja su impacto en la predicción. ADLQ F= Comunicación, ADLQ G= Tecnología.

Figura 2

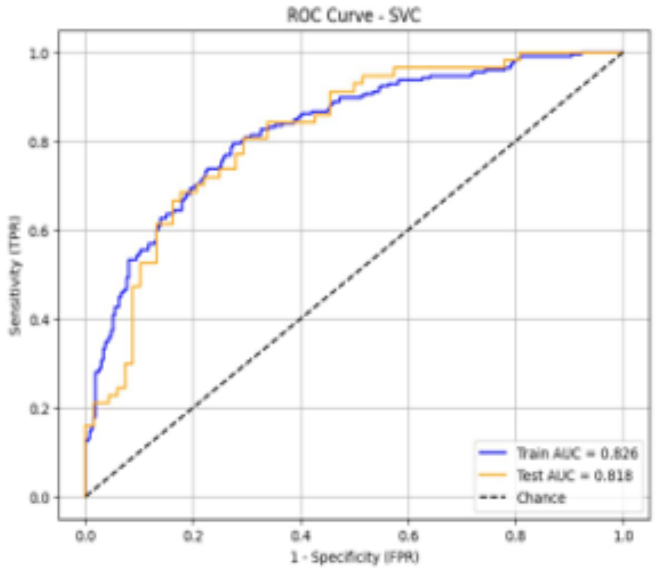


Figura 1. Curvas ROC del modelo SVC para los conjuntos de entrenamiento (azul) y prueba (naranja). Se muestran las áreas bajo la curva (AUC), que reflejan la capacidad del modelo para discriminar entre clases: AUC entrenamiento = 0.826, AUC prueba = 0.815.

Figura 3

Discusión

Los resultados respaldan la posibilidad de predecir el deterioro cognitivo a partir de variables auto reportadas, lo que refuerza el potencial de la inteligencia artificial como herramienta clínica accesible, como ya se habían demostrado Lins y colaboradores en 2017 mediante redes neuronales artificiales entrenadas con variables sociodemográficas y test cognitivos alcanzando sensibilidades y especificidades superiores al 95% (Computer Methods an Programs In Biomedicine, 2017) [6]. El buen desempeño del modelo SVM (AUC ≈ 0.82) demuestra que la información clínica y demográfica básica puede tener un valor predictivo comparable al de modelos que emplean datos más complejos ([6],[5],[3]). Sin embargo, más allá del rendimiento técnico, estos resultados invitan a reflexionar sobre qué identifica realmente el modelo: no analiza cada variable por separado, sino que detecta cómo distintos factores se combinan y se influyen entre sí, mostrando diferentes trayectorias y niveles de vulnerabilidad cognitiva. La inteligencia artificial no solo reproduce asociaciones evidentes, sino que permite revelar relaciones complejas y no lineales entre variables interdependientes, ofreciendo una lectura más dinámica y realista del riesgo cognitivo.

De acuerdo con los valores SHAP, las variables que mostraron mayor influencia en la predicción del deterioro cognitivo fueron el bajo nivel educativo y la edad. Estas variables presentaron los mayores valores absolutos de impacto sobre la salida del modelo, indicando que un bajo nivel educativo se asocia con un aumento en la probabilidad de deterioro cognitivo, mientras que un mayor nivel educativo y mejor desempeño funcional y mental tienen un efecto protector. Creemos que esto puede estar relacionado con la teoría de la reserva cognitiva, respaldada por numerosos estudios que describen cómo la educación prolongada y la estimulación mental actúan como factores protectores frente al deterioro cognitivo. En este sentido, investigaciones recientes han destacado que los modelos de aprendizaje automático que incorporan variables educativas logran predecir con mayor precisión el riesgo de deterioro cognitivo ([3] Frontiers in Computational Neuroscience, 2024; [4] Neurological Sciences, 2024; [5] Journal of Personalized Medicine, 2023), lo que refuerza la idea de que la educación y la actividad cognitiva sostenida contribuyen a mantener la integridad funcional del cerebro y retrasar la manifestación clínica del deterioro.

En contraste, la edad mostró una contribución menor al resultado del modelo, lo que sugiere que, en esta cohorte, los factores educativos y de estimulación cognitiva tienen un peso predictivo superior al del _envejecimiento cronológico. En este sentido, consideramos que mantener una actividad mental continua y un estilo de vida intelectualmente activo podrían actuar como factores

moduladores del envejecimiento, favoreciendo la preservación de las funciones cognitivas a pesar del paso del tiempo. Ademas, este patrón de variables refuerza la relevancia de los determinantes educativos y funcionales como predictores del estado cognitivo, en concordancia con la literatura reciente ("Frontiers in Computational Neuroscience", 2024[3]).

En consonancia con lo reportado por Formica y colaboradores (2023) y Zhang et al. (2024), variables como la edad y el nivel educativo se describen como factores predictivos de deterioro cognitivo. En nuestro estudio, estas mismas variables se destacaron como predictores significativos del riesgo de deterioro cognitivo, lo que refuerza su valor clínico y su relevancia en la identificación temprana de sujetos en riesgo a partir de información clínica accesible. A su vez, esas mismas variables están descritas como predictores de progresión. [4]

Teniendo en cuenta el rendimiento favorable obtenido del modelo evaluado, los resultados sugieren que podrían ser aplicables en los centros de atención primaria. Como se analizó anteriormente, las métricas del modelo predictivo fueron favorables a la hora de discernir entre individuos con y sin deterioro cognitivo, y las variables auto reportadas en las que nos hemos enfocado. Se podrían aplicar estos modelos como herramienta de screening o tamizaje poblacional, ajustando el punto de corte para optimizar la sensibilidad y priorizar la detección temprana de posibles casos, más que la especificidad diagnóstica. Una posible aplicación práctica sería el desarrollo de plataformas digitales o agentes conversacionales basados en inteligencia artificial, capaces de funcionar tanto en línea como sin conexión, con el fin de facilitar el tamizaje cognitivo en zonas de difícil acceso o con limitaciones tecnológicas. Este tipo de herramientas permitiría implementar modelos predictivos de forma accesible, favoreciendo la detección temprana del riesgo cognitivo en contextos comunitarios o de atención primaria. Para su implementación, sería necesario articular una red de derivación y seguimiento integrada por agentes sanitarios y equipos de atención primaria, que utilicen estas herramientas digitales como apoyo para la detección temprana. La capacitación del personal de salud en el uso de estas plataformas permitiría estandarizar la recolección de datos y asegurar la accesibilidad incluso para personas que no disponen de dispositivos tecnológicos propios, favoreciendo una estrategia preventiva de alcance comunitario.

Una de las posibles limitaciones es que la base de datos de Neuromentia es solamente de la provincia de San Juan, donde a pesar de tener una muestra amplia de datos los resultados podrían no ser replicables en otras zonas geográficas. Los factores socioculturales, ambientales, educativos y el acceso a los servicios de salud podrían diferir respecto de otras poblaciones, lo que limita la generalización de los resultados. Asimismo, aunque la base de datos Neuromentia incluyó un número considerable de participantes, el tamaño muestral sigue siendo menor en comparación con otros estudios internacionales, como el publicado en Journal of Medical Internet Research (2021) [7], que analizó aproximadamente 6700 personas, o el de Neurological Sciences (2024)[4], con una cohorte de 8390 participantes.

Por último, debemos tener en cuenta el posible sesgo de selección presente en este estudio. Una de las partes de este sesgo es la población que tuvo acceso a la convocatoria por los distintos medios (redes sociales, efecto bolo de nieve, etc) a participar del estudio. Por otro lado, también debemos tener en cuenta las características de la muestra para determinadas variables (por ejemplo, la participación de más mujeres que hombres). Estos factores contribuyen a una desviación de los resultados analizados.

Se proponen futuras líneas de investigación para resolver las limitaciones observadas en este estudio, y así llegar a resultados más precisos; validando clínicamente los resultados, ampliando el tamaño muestral para incluir poblaciones con perfiles socioculturales y educativos más diversos. Además, los estudios longitudinales serían fundamentales para evaluar la evolución de los predictores de deterioro cognitivo a lo largo del tiempo, lo que permitiría una comprensión más precisa de las dinámicas del deterioro cognitivo y fortalecería la validez externa de los modelos predictivos. Por último, se podría perfeccionar el método en estudios futuros incorporando más datos y refinando los modelos predictivos, con el objetivo de reducir el margen de error y mejorar la precisión en la detección temprana.

Conclusión

Los resultados del presente estudio demostraron que es posible estimar el riesgo de deterioro

cognitivo utilizando exclusivamente variables auto reportadas, a través de modelos de aprendizaje automático con una buena sensibilidad y especificidad.

Las principales variables predictoras identificadas fueron el bajo nivel educativo, los años de educación y la edad, destacando el peso de los determinantes educativos y sociales sobre la salud cognitiva, hallazgos que refuerzan la necesidad de considerar la educación como un factor protector clave para preservar la función cognitiva.

El modelo desarrollado muestra un potencial significativo para ampliar el acceso a la detección temprana del riesgo de deterioro cognitivo, especialmente en contextos con baja cobertura sanitaria. Su base en datos accesibles permite priorizar derivaciones, optimizar recursos y fortalecer las estrategias de tamizaje poblacional en el primer nivel de atención. Al no requerir biomarcadores ni variables complejas, su implementación es factible en plataformas digitales o entornos comunitarios, favoreciendo la equidad en el acceso a la salud cognitiva.

Si bien los resultados son prometedores, se requiere validación externa en diferentes poblaciones para confirmar su generalización y aplicabilidad clínica, consolidando así su utilidad como herramienta de apoyo en la prevención, tamizaje y seguimiento del deterioro cognitivo dentro de la práctica médica y de salud pública. En estudios futuros podría perfeccionarse el método agregando más datos a los distintos modelos predictivos para que se reduzca el margen de error.

Bibliografía

[1] Organización Mundial de la Salud. Dementia: a public health priority [Internet]. Geneva: WHO; 2012 [citado el 15 de mayo de 2025]. Disponible en: https://www.who.int/publications/i/item/dementia-a-public-health-priority

[2] Organización Mundial de la Salud. Global action plan on the public health response to dementia 2017–2025 [Internet]. Geneva: WHO; 2017 [citado el 15 de mayo de 2025]. Disponible en: https://www.who.int/publications/i/item/global-action-plan-on-the-public-health-response-to-dementia-2017---2025

[3] Frontiers in Computational Neuroscience. (2024). Artificial intelligence approaches for early detection of neurocognitive disorders among older adults. Frontiers in Computational Neuroscience. https://doi.org/10.3389/fncom.2024.1307305

[4] Neurological Sciences. (2024). Establishment of a mild cognitive impairment risk model in middle-aged and older adults: A longitudinal study. Neurological Sciences. https://doi.org/10.1007/s10072-024-07536-2

[5] Journal of Personalized Medicine. (2023). Paving the way for predicting the progression of cognitive decline: The potential role of machine learning algorithms in the clinical management of neurodegenerative disorders. Journal of Personalized Medicine, 13(9), 1386. https://doi.org/10.3390/jpm13091386

[6] Computer Methods and Programs in Biomedicine. (2017). Using artificial neural networks to select the parameters for the prognosis of mild cognitive impairment and dementia in elderly individuals. Computer Methods and Programs in Biomedicine. https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2017.09.013

[7] Journal of Medical Internet Research. (2021). A risk prediction model based on machine learning for cognitive impairment among Chinese community-dwelling elderly people with normal cognition: Development and validation study. Journal of Medical Internet Research, 23(2), e20298. https://doi.org/10.2196/20298

[8] Matías-Guiu, J. A., Fernández de Bobadilla, R., Escudero, G., Pérez-Pérez, J., Cortés, A., Morenas-Rodríguez, E., Valles-Salgado, M., Moreno-Ramos, T., & Kulisevsky, J. (2015). Validación de la versión española del test Addenbrooke's Cognitive Examination III para el diagnóstico de demencia. Neurología, 30(9), 545-551. https://doi.org/10.1016/j.nrl.2014.05.004

[9] Muñoz-Neira, C., López, O. L., Riveros, R., Núñez-Huasaf, J., Flores, P., & Slachevsky, A. (2012). The technology – Activities of Daily Living Questionnaire: A version with a technology-related subscale. Dementia & Geriatric Cognitive Disorders, 33(6), 361-371. https://doi.org/10.1159/000338606

[10] Bruno, D., Fernández, V., Portillo, F., & Llarena Núñez, S. (2023). Valores normativos para el Cues-

tionario de Quejas Cognitivas para adultos entre 30 y 90 años [Normative data for the Cognitive Complaints Questionnaire in people over 30 years of age living in Argentina]. Neurología Argentina, 15(4), 271-278. https://doi.org/10.1016/j.neuarg.2023.09.001

[11] Martínez de la Iglesia, J., Onís Vilches, M. C., Dueñas Herrero, R., Albert Colomer, C., Aguado Taberné, C., & Luque Luque, R. (2002). Versión española del cuestionario de Yesavage abreviado (GDS) para el despistaje de depresión en mayores de 65 años: Adaptación y validación. Medifam, 12(10), 620–630. https://doi.org/10.4321/S1131-57682002001000003