



Recibido: 20-01-2024
Aceptado: 20-11-2024

Avances en la detección temprana del síndrome de apnea obstructiva del sueño: aplicación integrativa de tecnologías de inteligencia artificial

Enhancing early detection of obstructive sleep apnea syndrome: integrative application of artificial intelligence technologies

Dr. Fernando Ramos-Zaga*

Citar como: Ramos-Zaga F. Avances en la detección temprana del síndrome de apnea obstructiva del sueño: aplicación integrativa de tecnologías de inteligencia artificial. Rev Mex Anesthesiol. 2025; 48 (2): 94-97. <https://dx.doi.org/10.35366/119202>

Palabras clave:

SAOS, factores de riesgo, diagnóstico, tratamiento, prevalencia, inteligencia artificial.

Keywords:

OSAS, risk factors, diagnosis, treatment, prevalence, artificial intelligence.

RESUMEN. Introducción: el síndrome de apnea obstructiva del sueño (SAOS) plantea graves riesgos para la salud, motivo por el cual su detección precoz es crucial para un tratamiento eficaz. **Objetivo:** este trabajo pretende analizar el potencial de la inteligencia artificial (IA) en la detección del SAOS, utilizando específicamente los datos de polisomnografía. **Material y métodos:** para tal fin, se llevó a cabo una revisión bibliográfica mediante una búsqueda exhaustiva de la literatura científica relacionada con el SAOS y su diagnóstico. **Resultados:** de acuerdo a los estudios analizados, los modelos de IA predicen con precisión el riesgo de SAOS. Los métodos de aprendizaje automático resultan prometedores en la revisión de sonidos de ronquidos e imágenes faciales para el diagnóstico del SAOS. **Conclusión:** la tecnología basada en IA mejora el proceso de detección del SAOS mediante métodos no invasivos y eficientes. La incorporación de la IA a múltiples enfoques diagnósticos proporciona una estrategia integral para el diagnóstico precoz del SAOS. Sin embargo, aún es necesaria una mayor validación en diversas poblaciones.

ABSTRACT. Introduction: obstructive sleep apnea syndrome (OSAS) poses serious health risks, which is why its early detection is crucial for effective treatment. **Objective:** this paper aims to analyze the potential of artificial intelligence (AI) in the detection of OSAS, specifically using polysomnography data. **Material and methods:** to this end, a literature review was carried out through an exhaustive search of the scientific literature related to OSAS and its diagnosis. **Results:** according to the studies reviewed, AI models accurately predict the risk of OSAS. Machine learning methods show promise in analyzing snoring sounds and facial images for diagnosing OSAS. **Conclusion:** the incorporation of AI into multiple diagnostic approaches provides a comprehensive strategy for the early detection of OSAS. However, further validation in diverse populations is still needed.

Abreviaturas:

IA = inteligencia artificial
IMC = índices de masa corporal
PSG = polisomnografía
SAOS = síndrome de apnea obstructiva del sueño

INTRODUCCIÓN

El proceso más complejo y crucial que tiene lugar en la vida de muchos seres vivos es el sueño. Por lo tanto, los seres humanos requieren un descanso regular, ya que la privación de sueño

tiene profundas consecuencias negativas para la calidad de vida^(1,2). En este contexto, desde la década de 1970, un comité de investigadores ha desarrollado la Clasificación Internacional de los Trastornos del Sueño, que incluye el síndrome de apnea obstructiva del sueño (SAOS)⁽³⁾.

El SAOS se define como un trastorno crónico que causa fatiga y somnolencia diurna debido al cierre o colapso de las vías respiratorias superiores durante el sueño⁽⁴⁾, cuyos síntomas persistentes, como ronquidos y microdespertares, se producen durante la noche⁽⁵⁾. Por la

* Universidad Privada del Norte, Lima, Perú. ORCID: 0000-0001-6301-9460

Correspondencia:

Fernando Ramos-Zaga
Av. Nicolás Ayllón 8510,
Ate, Lima, Perú.
E-mail: fernandozaga@gmail.com



mañana, despertares con dolor de cabeza, sequedad de boca, somnolencia diurna excesiva, fatiga e insomnio⁽⁶⁾.

El SAOS se caracteriza por episodios repetidos de obstrucción total o parcial de las vías respiratorias durante el sueño que duran más de 10 segundos⁽⁷⁾. Los despertares frecuentes durante el sueño son consecuencia de la deficiencia de oxígeno causada por una disminución del flujo aéreo o incluso por su ausencia⁽⁸⁾. Asimismo, la somnolencia diurna está relacionada con este trastorno, ya que la hipoxemia es consecuencia de la privación de oxígeno y de la alteración de los patrones de sueño debido a los numerosos despertares⁽⁹⁾.

La principal causa del SAOS es el colapso faríngeo, que puede provocar una menor saturación de oxígeno y problemas cardíacos. Factores como la obesidad, edad, sexo masculino, características del cráneo y de la región orofacial desempeñan un rol importante en su desarrollo⁽¹⁰⁾. Entre los factores de riesgo asociados tenemos el perímetro del cuello, el consumo de alcohol, el tabaquismo, la obesidad y los antecedentes familiares⁽¹¹⁾. La comorbilidad del SAOS está asociada a diversas condiciones, entre las más frecuentes están el síndrome metabólico, la hipertensión arterial, la enfermedad vascular cerebral, la enfermedad arterial coronaria, la obesidad y la diabetes⁽¹²⁾.

El SAOS es considerado como un desafío de salud pública, debido a su influencia negativa tanto en la calidad de vida de los afectados, así como en su propensión a sufrir accidentes de tráfico. En este sentido, la *U.S. National Highway Traffic Safety Administration* informa que, durante el año 2020, el número de muertes por accidentes de tráfico debidas a somnolencia ascendió a 633 personas, lo que supone una media de 1.73 muertes al día por accidentes de tráfico⁽¹³⁾.

La prevalencia del SAOS es elevada, lo que constituye un importante problema de salud pública mundial. Según Benjafield y colegas, se estima que la prevalencia mundial de SAOS alcanza los 936 millones de pacientes. En China, el número de pacientes de 30 a 69 años con SAOS es de 744 millones. En Estados Unidos, la cifra es de 163 millones. En la India, el número de pacientes es de 534 millones. En Brasil, el número de casos es de 98 millones⁽¹⁴⁾. En el Perú, el número de pacientes con SAOS asciende a 12,928,000⁽¹⁴⁾. En este contexto, la falta de concientización de la población sobre los riesgos asociados al SAOS es también un grave problema que debe ser abordado con urgencia. Asimismo, la limitada disponibilidad de servicios accesibles de diagnóstico y tratamiento dificulta la detección temprana y el manejo adecuado de este trastorno.

A la hora de diagnosticar el SAOS, la polisomnografía suele considerarse la técnica más fiable. Permite cuantificar con exactitud la regularidad de los incidentes obstructivos respiratorios que se producen durante el sueño⁽¹⁵⁾. Sin embargo, este método exige unos costes considerables y requiere que

los expertos médicos lleven a cabo una vigilancia continua del sueño, lo que puede no ser factible en algunos lugares geográficos.

La inteligencia artificial (IA) se ha convertido en una herramienta muy prometedora para identificar y diagnosticar el SAOS, al aprovechar la capacidad de los ordenadores para realizar tareas normalmente limitadas a los seres humanos. En ese sentido, el aprendizaje automático como subapartado de la IA cuenta con tres enfoques clave: supervisado, no supervisado y reforzado que permite realizar el análisis de grandes conjuntos de datos para reconocer patrones y conexiones^(16,17).

En los últimos años, la medicina del sueño ha experimentado importantes avances gracias al uso de la IA mediante el uso de redes neuronales y modelos predictivos, debido a que los datos recogidos durante la polisomnografía permiten a esta tecnología reconocer patrones que agilizan el diagnóstico del SAOS⁽¹⁸⁾.

En ese sentido, el presente artículo tiene por objetivo analizar el potencial de la IA para identificar y diagnosticar el SAOS. La creciente incidencia de esta afección, unida a la necesidad de una detección rápida, hacen de la IA una herramienta útil y eficiente para la evaluación clínica, pues el uso de la IA tiene la capacidad de aumentar el nivel de precisión en la identificación del SAOS, especialmente cuando se utiliza información obtenida mediante polisomnografía.

RESULTADOS

Automatización en la evaluación de trastornos del sueño

Analizar los eventos relacionados con el sueño y extraer información adicional de los datos de la polisomnografía (PSG) mediante técnicas automatizadas permite realizar un examen completo y totalmente automatizado de los trastornos del sueño, incluido el SAOS. Realizar una PSG a cada paciente sospechoso de tener problemas de sueño es una tarea difícil debido a los importantes costes y recursos que requiere. Sin embargo, la incorporación de la IA brinda la oportunidad de hacer esta selección más objetiva y mejorarla mediante la extracción de datos relevantes.

El SAOS se correlaciona con varios factores de riesgo como el peso excesivo, el sexo biológico masculino, el perímetro de la cintura, la proporción cintura-estatura, los antecedentes familiares y la retrognatía⁽¹⁹⁾. El exceso de peso es un factor de riesgo considerable del SAOS y los índices de masa corporal (IMC) más elevados están relacionados con mayores probabilidades. La IA puede desempeñar un papel fundamental en el reconocimiento de factores significativos que pueden anticipar la gravedad del SAOS, como el IMC y el sexo⁽²⁰⁾.

Reconocimiento facial

Las anomalías craneofaciales, que involucran irregularidades en la estructura ósea del cráneo y la cara, pueden influir en la propensión a desarrollar el SAOS al reducir el espacio para que el aire fluya a través de las vías respiratorias⁽²¹⁾. La IA tiene la capacidad de diagnosticar el SAOS analizando fotos faciales de pacientes e identificando cualquier anomalía. Estas imágenes faciales permiten una evaluación exhaustiva de los factores de riesgo asociados a los tejidos blandos y la estructura ósea del rostro.

El aprendizaje automático (*Machine Learning*, ML) se utiliza cada vez más para identificar el SAOS mediante el examen de fotografías faciales, como han demostrado numerosos estudios académicos⁽²²⁾. Se ha demostrado que la incorporación de atributos clínicos, en particular la identificación de apneas observadas, en estos modelos de IA mejora su capacidad para prever resultados. Sin embargo, es fundamental reconocer que las técnicas basadas en IA existentes requieren un etiquetado manual sustancial de los puntos de referencia faciales compuestos de hueso y cartilago. Esta restricción dificulta su uso generalizado en iniciativas de cribado a gran escala.

El aprendizaje profundo resulta prometedor en este ámbito. Esta técnica permite a los modelos informáticos obtener representaciones de datos que contienen múltiples capas de abstracción. En particular, las redes convolucionales profundas han demostrado avances significativos en el reconocimiento de imágenes faciales⁽²³⁾.

Sensores portátiles en polisomnografía

La PSG utiliza un enfoque detallado para medir muchos aspectos fisiológicos, la inclusión de varios sensores en herramientas portátiles como parte de la PSG podría ayudar realmente a hacer más precisa la identificación de episodios relacionados con el sueño⁽²⁴⁾. Por ejemplo, la IA está optimizando progresivamente los algoritmos y mejorando la precisión de las predicciones del sueño para analizar datos fisiológicos complejos registrados durante un examen de PSG⁽¹⁸⁾. De ese modo, los sistemas de IA pueden ayudar a los polisomnógrafos a identificar patrones significativos al tiempo que tienen en cuenta los efectos de los sensores en la fiabilidad de las mediciones⁽²⁵⁾.

El uso del aprendizaje profundo y los sensores portátiles para abordar de forma integral los ronquidos de principio a fin incorpora la entrada sensorial de múltiples capas de mapas de características y módulos auditivos que imitan cómo responde el sistema auditivo a las distintas frecuencias de sonido, lo que ha demostrado su éxito en el reconocimiento de los ronquidos^(26,27).

De acuerdo a los últimos avances, la monitorización de ronquidos no requeriría el uso de micrófonos especializados;

pues el micrófono de los teléfonos inteligentes puede resultar adecuado para esta tarea. Una investigación realizada analizó a 131 pacientes mediante un algoritmo *Random Forest* para evaluar la detección de fases respiratorias normales a través de un *smartphone*. Este método de monitorización respiratoria pasiva analizó los datos acústicos de los teléfonos inteligentes. Sorprendentemente, el algoritmo distinguió a los individuos con problemas respiratorios de los sanos con una precisión de hasta 76%, basándose únicamente en los sonidos respiratorios registrados por el *smartphone* sin preprocesamiento ni eliminación de ruido durante el sueño⁽²⁸⁾.

DISCUSIÓN

Los algoritmos de aprendizaje automático, como la regresión logística y las máquinas de vectores de apoyo, han desarrollado con éxito modelos de IA que predicen con precisión la probabilidad de padecer SAOS. Estos modelos utilizan características clínicas pertinentes como el índice de masa corporal y el sexo, lo que demuestra el potencial de la IA como herramienta útil para evaluar el riesgo del SAOS.

El uso de la IA para examinar imágenes faciales y escáneres tridimensionales (3D) resulta prometedor para identificar anomalías relacionadas con el SAOS. Estas anomalías afectan a la estructura craneofacial y a las vías respiratorias superiores, y pueden detectarse sin métodos invasivos. Las soluciones basadas en IA ofrecen información útil para evaluar el riesgo de SAOS sin necesidad de procedimientos intrusivos.

La integración de la IA en monitores del sueño y pulseras inteligentes ofrece una forma prometedora de detectar el SAOS. Estos dispositivos utilizan algoritmos avanzados para examinar diversas señales corporales. Esto podría mejorar enormemente su precisión a la hora de detectar el SAOS. Sin embargo, hay que tener cuidado al utilizarlos, sobre todo en niños y adolescentes. Esta precaución se debe a las diferencias entre el objetivo de estos dispositivos y el de la prueba de referencia, la polisomnografía.

Declaración de conflicto de intereses: el autor declara no tener conflicto de intereses.

Financiamiento: autofinanciado.

REFERENCIAS

1. Carrillo-Mora P, Ramírez-Peris J, Magaña-Vázquez K. Neurobiología del sueño y su importancia: antología para el estudiante universitario. Rev Fac Med UNAM. 2013;56:5-15.
2. Castillo J, Lan A, Morán J, Aparicio E, Tuñón V, Gutiérrez M, et al. La relación entre el rendimiento universitario y la privación de sueño. Rev Iniciación Científica. 2020;6:53-59. doi: 10.33412/rev-ric.v6.2.2896.
3. Vizcarra-Escobar D. Evolución histórica de los métodos de investigación en los trastornos del sueño. Rev Medica Hered. 2000;11:136-143. Disponible en: <http://www.scielo.org.pe/scielo>.

- php?script=sci_abstract&pid=S1018-130X2000000400005&lng=es&nrm=iso&tlng=es
4. Parrales DP, Angeline F. Síndrome de apnea obstructiva del sueño y su relación con el desarrollo de hipertensión arterial en adultos mayores de 65 a 80 años de edad de la comunidad de Palmar 2022 [Tesis]. La Libertad, Ecuador: Universidad Estatal Península de Santa Elena; 2022. Disponible en: <https://repositorio.upse.edu.ec/handle/46000/7977>
5. Lloberes P, Durán-Cantolla J, Martínez-García MÁ, Marín JM, Ferrer A, Corral J, et al. Diagnóstico y tratamiento del síndrome de apneas-hipopneas del sueño. Arch Bronconeumol. 2011;47:143-156. Disponible en: <https://www.archbronconeumol.org/en-diagnostico-tratamiento-del-sindrome-apneas-hipopneas-articulo-S0300289611000238>
6. Viñals-Iglesias H, Bové-Ribé A. Manifestaciones dento-orofaciales de los trastornos del sueño. FMC - Form Médica Contin Aten Primaria. 2001;8:138-151. doi: 10.1016/S1134-2072(01)75380-7.
7. Abad-García A. Satisfacción marital en personas con síndrome de apnea-hipopnea del sueño en las zonas de levante y poniente de Almería [Master Thesis]. Almería: Universidad de Almería; 2014. Disponible en: <https://repositorio.ual.es/bitstream/handle/10835/3070/Trabajo.pdf?sequence=1>
8. Matarrita-Salas J. Rendimiento laboral del personal de salud de la Fundación Salud sin Fronteras, en relación con la apnea del sueño. 2013. Disponible en: <https://repositorio.ulacit.ac.cr/handle/20.500.14230/1058>
9. Olivi H. Apnea del sueño: cuadro clínico y estudio diagnóstico. Rev médica Clín Las Condes. 2013;24:359-373. doi: 10.1016/S0716-8640(13)70173-1.
10. Carreño-Ruedas LM, Pallares-Pardo EP, Cote-Flórez LV, Parra-Almeida RF. Amplitud de la vía aérea faríngea relacionada con la posición de los maxilares y clase esquelética, según diagnóstico de SAOS [Bachelor Thesis]. Bucaramanga, Colombia: Universidad Santo Tomás; 2017. Disponible en: <https://repository.usta.edu.co/handle/11634/11513>
11. Almonte-Estrada JM, Pagán-Santos DA. Evolución clínica de pacientes con sospecha de síndrome de apnea obstructiva del sueño (SAOS) sometidos a cirugía electiva. [Doctoral dissertation]. Santo Domingo: Universidad Nacional Pedro Henríquez Ureña; 2021. Disponible en: <https://repositorio.unphu.edu.do/handle/123456789/3596>
12. Cristancho-Montenegro AE, Marcelo-Pinilla LA. Diabetes mellitus tipo 2, obesidad y Síndrome de apnea obstructiva del sueño. En: Diabetes mellitus: una mirada interdiscip. Colombia: Areandina; 2017. p. 51-57. Disponible en: https://digitk.areandina.edu.co/bitstream/handle/areandina/2599/2019_03_28_DiabetesMellitus_PDF_Web.pdf?sequence=1&isAllowed=y#page=52
13. Stewart T. Overview of motor vehicle crashes in 2020. 2022. Disponible en: <https://crashstats.nhtsa.dot.gov/Api/Public/ViewPublication/813266>
14. Benjafield AV, Ayas NT, Eastwood PR, Heinzer R, Ip MSM, Morrell MJ, et al. Estimation of the global prevalence and burden of obstructive sleep apnoea: a literature-based analysis. Lancet Respir Med. 2019;7:687-698. doi: 10.1016/S2213-2600(19)30198-5.
15. Arnaud C, Bochaton T, Pépin JL, Belaidi E. Obstructive sleep apnoea and cardiovascular consequences: pathophysiological mechanisms. Arch Cardiovasc Dis. 2020;113:350-358. doi: 10.1016/j.acvd.2020.01.003.
16. Moridian P, Shoeibi A, Khodatars M, Jafari M, Pachori RB, Khadem A, et al. Automatic diagnosis of sleep apnea from biomedical signals using artificial intelligence techniques: methods, challenges, and future works. WIREs Data Min Knowl Discov. 2022;12:e1478. doi: 10.1002/widm.1478.
17. Bandyopadhyay A, Goldstein C. Clinical applications of artificial intelligence in sleep medicine: a sleep clinician's perspective. Sleep Breath. 2023;27:39-55. doi: 10.1007/s11325-022-02592-4.
18. Goldstein CA, Berry RB, Kent DT, Kristo DA, Seixas AA, Redline S, et al. Artificial intelligence in sleep medicine: background and implications for clinicians. J Clin Sleep Med. 2020;16:609-618. doi: 10.5664/jcsm.8388.
19. Pennings N, Golden L, Yashi K, Tondt J, Bays HE. Sleep-disordered breathing, sleep apnea, and other obesity-related sleep disorders: an Obesity Medicine Association (OMA) Clinical Practice Statement (CPS) 2022. Obes Pillars. 2022;4:100043. doi: 10.1016/j.obpill.2022.100043.
20. Sheta A, Turabieh H, Braik M, Surani SR. Diagnosis of obstructive sleep apnea using logistic regression and artificial neural networks models. En: Arai K, Bhatia R, Kapoor S, editores. Proceedings of the Future Technologies Conference (FTC) 2019. Cham: Springer International Publishing; 2020. p. 766-84. (Advances in Intelligent Systems and Computing). doi: 10.1007/978-3-030-32520-6_56.
21. Emsacili F, Sadrhaghighi A, Sadeghi-Shabestari M, Nastarin P, Niknafs A. Comparison of superior airway dimensions and cephalometric anatomic landmarks between 8-12-year-old children with obstructive sleep apnea and healthy children using CBCT images. J Dent Res Dent Clin Dent Prospects. 2022;16:18-23. doi: 10.34172%2Fjoddd.2022.003.
22. Zhang S, Suresh L, Yang J, Zhang X, Tan SC. Augmenting sensor performance with machine learning towards smart wearable sensing electronic systems. Adv Intell Syst. 2022;4:2100194. doi: 10.1002/aisy.202100194.
23. Monna F, Ben-Messaoud R, Navarro N, Baillieul S, Sanchez L, Loidice C, et al. Machine learning and geometric morphometrics to predict obstructive sleep apnea from 3D craniofacial scans. Sleep Med. 2022;95:76-83. doi: 10.1016/j.sleep.2022.04.019.
24. Chen L, Li S, Bai Q, Yang J, Jiang S, Miao Y. Review of image classification algorithms based on convolutional neural networks. Remote Sens. 2021;13:4712. doi: 10.3390/rs13224712.
25. De Fazio R, Mattei V, Al-Naami B, De Vittorio M, Visconti P. Methodologies and wearable devices to monitor biophysical parameters related to sleep dysfunctions: an overview. Micromachines. 2022;13:1335. doi: 10.3390/mi13081335.
26. Cay G, Ravichandran V, Sadhu S, Zisk AH, Salisbury AL, Solanki D, et al. Recent advancement in sleep technologies: a literature review on clinical standards, sensors, apps, and AI methods. IEEE Access. 2022;10:104737-104756. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3210518.
27. Zhao K, Jiang H, Wang Z, Chen P, Zhu B, Duan X. Long-term bowel sound monitoring and segmentation by wearable devices and convolutional neural networks. IEEE Trans Biomed Circuits Syst. 2020;14:985-996. doi: 10.1109/TBCAS.2020.3018711.
28. Islam B, Rahman MM, Ahmed T, Ahmed MY, Hasan MM, Nathan V, et al. BreathTrack: detecting regular breathing phases from unannotated acoustic data captured by a smartphone. Proc ACM Interact Mob Wearable Ubiquitous Technol. 2021;5:1-22. doi: 10.1145/3478123.