



Editorial

Sistemas diagnósticos de exacerbación de la EPOC en la población anciana: presente y futuro

Diagnostic Systems for COPD Exacerbation in the Older People: Present and Future

La enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC) es una enfermedad con un gran impacto en la población de edad avanzada debido a su alta prevalencia. En España, afecta hasta al 26% de las mujeres y al 35% de los varones mayores de 80 años¹. Las exacerbaciones son el evento adverso más característico y significativo en la EPOC. Durante estas, los pacientes experimentan un empeoramiento notable de sus síntomas respiratorios, los cuales suelen ser muy angustiantes y limitantes en la vida diaria. Las agudizaciones graves a menudo requieren hospitalización y se asocian a un mayor riesgo de mortalidad. Al respecto, se ha demostrado que un tratamiento precoz permite una recuperación más exitosa y una reducción del impacto de las mismas². Por este motivo existe un interés general en el desarrollo de sistemas remotos de diagnóstico precoz de agudización de la EPOC, los cuales suelen utilizar algoritmos diagnósticos.

Hasta hace poco tiempo estos algoritmos se basaban exclusivamente en el seguimiento periódico de síntomas (principalmente a través de diarios autocumplimentados), signos vitales (frecuencia cardíaca, tensión arterial, saturación de oxígeno, entre otros) y/o parámetros de función respiratoria (flujo espiratorio máximo, volumen espiratorio forzado en el primer segundo)³. Recientemente, se están considerando otros tipos de parámetros como las características acústicas de la tos, el análisis del estilo de vida, los marcadores inflamatorios o la calidad del aire en el domicilio⁴⁻⁶. La **tabla 1** muestra los algoritmos de detección de agudización con mayor rendimiento diagnóstico desarrollados a la fecha⁴⁻¹². Por otro lado, en los últimos tiempos ha habido un incremento exponencial en la capacidad de computación de los dispositivos, lo que ha propiciado un avance sin precedentes en campos como el aprendizaje supervisado, la inteligencia artificial o el Deep-Learning^{4,9,12}. Estos avances permiten que por primera vez se aprovechen de forma eficiente la ingente cantidad de datos que suelen producir los sistemas de monitorización, lo cual ha permitido el desarrollo de nuevos algoritmos diagnósticos.

La transición de la etapa de desarrollo de estos algoritmos a la de su implementación en la práctica clínica presenta diferentes barreras. La más obvia tiene que ver con su rendimiento diagnóstico y validación. Como se aprecia en la **tabla 1**, solo 4 algoritmos diagnósticos han conseguido una sensibilidad y especificidad mayores del 80% en muestras modestas. Por otro lado, solo 2 de estos algoritmos han validado su rendimiento diagnóstico en una

muestra independiente a la que se utilizó para su desarrollo^{4,5}. Además, destacamos la dificultad en la interpretabilidad de los modelos desarrollados en estos estudios ya que todos ellos están basados en técnicas de aprendizaje supervisado^{4-6,12}. La complejidad y cierta incertidumbre sobre los procesos subyacentes en estas técnicas («black box») son una preocupación especial para su aceptación por parte de los profesionales sanitarios.

La demostración de la eficacia clínica de los algoritmos diagnósticos es otra barrera muy importante. Disponer de algoritmos con un rendimiento diagnóstico adecuado no garantiza que su implementación en la práctica clínica mejore los indicadores clínicos relevantes como el número de hospitalizaciones, las visitas a urgencias, la mortalidad o la calidad de vida. Recientemente, una revisión Cochrane¹³ de 29 ensayos clínicos aleatorizados de sistemas de monitorización de EPOC (la mayoría basados en el uso de algoritmos diagnósticos) no pudo demostrar su utilidad clínica en cuanto a dichos indicadores. Las conclusiones de esta revisión no fueron determinantes ya que la calidad de los estudios y el nivel de evidencia fueron considerados deficientes y de muy bajo a moderado nivel, respectivamente.

Otra barrera relevante, especialmente en la población anciana, es la usabilidad y aceptación de los sistemas de monitorización en los que suelen implementarse estos algoritmos diagnósticos. La introducción de estos sistemas en la vida cotidiana de los pacientes puede verse obstaculizada por factores funcionales, cognitivos y sociales que son comunes en este grupo de edad. Estos factores se relacionan con la movilidad, la colaboración en el uso de los sistemas y el acceso a la tecnología. Estos aspectos, junto con los desafíos tecnológicos inherentes a la implementación a largo plazo, explican la alta tasa de pérdidas en varios estudios, que en algunos casos supera el 50% de la muestra inicial¹⁴. Un estudio específico centrado en la usabilidad y aceptabilidad de un sistema de monitorización remota para pacientes con EPOC¹⁵ informó que solo el 60% de los pacientes que experimentaron una exacerbación encontraron el sistema aceptable, y el 9% no usó el dispositivo de monitorización remota (un cinturón alrededor del tórax) durante los días que se sintieron mal, días que probablemente representan el período más crítico para usar el dispositivo.

Como se puede apreciar, hay una necesidad de disponer de algoritmos diagnósticos de agudización de la EPOC válidos y efectivos que puedan implementarse en sistemas de monitorización

Tabla 1
Algoritmos diagnósticos de exacerbación de la EPOC

Estudio	Tamaño muestral	Dispositivos	Parámetros	Técnica de análisis de datos	Rendimiento diagnóstico
Hurst et al., 2010 ⁷	40	Diario de síntomas, pulsioxímetro, medidor de <i>peak flow</i>	FC, SatO ₂ , FEM, síntomas	Análisis de medias y DE	AROC: 0,83; S: 71%; E: 74%
Riis et al., 2016 ⁸	151	Tensiómetro, pulsioxímetro, diario de síntomas	TA, FC, SatO ₂ , síntomas	Análisis de regresión, «k-nearest neighbour» (MATLAB)	S: 73%; E: 74%; A: 74%
Mohktar et al., 2015 ⁹	21	Tensiómetro, pulsioxímetro, termómetro, peso, diario de síntomas	FC, SatO ₂ , TA, FR, peso, T, VEF ₁ , síntomas	ML	S: 72%; E: 80%
Wu et al., 2021 ⁶	67	Dispositivo sensor de calidad del aire, pulsera, sensor de actividad física, diario de síntomas	Síntomas, actividad física, parámetros del ambiente y calidad del aire, FC, sueño	ML, DL	S: 94%; E: 90%; A: 92%
Claxton et al., 2021 ⁴	164	Software analizador acústico de tos, cuestionario de síntomas	Edad, fiebre, tos	ML	S: 83%; E: 91%; AROC: 0,89
Patel et al., 2021 ⁵	90	Aplicación informática, diario de síntomas, espirómetro, dispositivo portátil para medir PCR	Síntomas, VEF ₁ , PCR	ML	S: 98%; E: 84%; A: 85%
Yin et al., 2022 ¹⁰	299	Cuestionario de síntomas	Síntomas	Análisis de regresión	S: 84%; E: 77%; AROC: 0,86
Cen y Weng, 2022 ¹¹	110	Diario de síntomas, medidor de <i>peak flow</i>	Síntomas, FEM	Análisis de regresión	Mejor modelo: AROC: 0,90; S y E: no reportadas
Gálvez-Barrón et al., 2023 ¹²	127	Pulsioxímetro	FC, SatO ₂	ML	S: 82%; E 85%; A 82%

A: accuracy; AROC: área bajo la curva ROC; DE: desviación estándar; DL: deep learning; E: especificidad; EPOC: enfermedad pulmonar obstructiva crónica; FC: frecuencia cardiaca; FEM: flujo espiratorio máximo; FR: frecuencia respiratoria; ML: machine learning; PCR: proteína C reactiva; RoT: rule of thumb; VEF₁: volumen espiratorio forzado en el primer segundo; S: sensibilidad; SatO₂: saturación de oxígeno; TA: tensión arterial.

continua usables y aceptables para los pacientes, especialmente los de mayor edad. Aunque se ha avanzado mucho, todavía nos encontramos algo lejos de conseguirlo. Para ello deben realizarse estudios con un tamaño muestral adecuado, una duración de seguimiento suficiente, y con variables resultado clínicamente relevantes. La consolidación de estas herramientas en la práctica clínica precisará la aceptación por parte de los profesionales clínicos que tienen que entender qué hacen los algoritmos y depositar su confianza en ellos. En definitiva, lograr un sistema de monitorización con algoritmos diagnósticos capaces de detectar las agudizaciones de forma precoz que fuese usable y confiable sería un avance fundamental en el tratamiento de una de las enfermedades crónicas que más afecta a la población anciana, y tendría un impacto muy positivo en su calidad de vida.

Financiación

Este manuscrito no ha recibido financiación de ninguna institución externa.

Contribuciones de los autores

Todos los autores del manuscrito han realizado una contribución sustancial a la concepción, diseño y redacción del mismo. Los autores han revisado y aprobado la versión final del manuscrito.

Conflictos de interés

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses con el presente manuscrito.

Bibliografía

1. Soriano JB, Alfageme I, Miravittles M, de Lucas P, Soler-Cataluña JJ, García-Río F, et al. Prevalence and Determinants of COPD in Spain: EPISCAN II. Arch Bronconeumol (Engl Ed). 2021;57:61–9, <http://dx.doi.org/10.1016/j.arbres.2020.07.024>.

2. Wilkinson TMA, Donaldson GC, Hurst JR, Seemungal TAR, Wedzicha JA. Early therapy improves outcomes of exacerbations of chronic obstructive pulmonary disease. Am J Respir Crit Care Med. 2004;169:1298–303, <http://dx.doi.org/10.1164/rccm.200310-1443OC>.

3. Al Rajeh AM, Hurst JR. Monitoring of Physiological Parameters to Predict Exacerbations of Chronic Obstructive Pulmonary Disease (COPD): A Systematic Review. J Clin Med. 2016;5, <http://dx.doi.org/10.3390/jcm5120108>.

4. Claxton S, Porter P, Brisbane J, Bear N, Wood J, Peltonen V, et al. Identifying acute exacerbations of chronic obstructive pulmonary disease using patient-reported symptoms and cough feature analysis. NPJ Digit Med. 2021;4:1–7, <http://dx.doi.org/10.1038/s41746-021-00472-x>.

5. Patel N, Kinmond K, Jones P, Birks P, Spiteri MA. Validation of COPDPredict™: Unique Combination of Remote Monitoring and Exacerbation Prediction to Support Preventative Management of COPD Exacerbations. Int J Chron Obstruct Pulmon Dis. 2021;16:1887–99, <http://dx.doi.org/10.2147/COPD.S309372>.

6. Wu CT, Li GH, Huang CT, Cheng YC, Chen CH, Chien JY, et al. Acute Exacerbation of a Chronic Obstructive Pulmonary Disease Prediction System Using Wearable Device Data, Machine Learning, and Deep Learning: Development and Cohort Study. JMIR Mhealth Uhealth. 2021;9:e22591, <http://dx.doi.org/10.2196/22591>.

7. Hurst JR, Donaldson GC, Quint JK, Goldring JJP, Patel ARC, Wedzicha JA. Domiciliary pulse-oximetry at exacerbation of chronic obstructive pulmonary disease: Prospective pilot study. BMC Pulm Med. 2010;10:52, <http://dx.doi.org/10.1186/1471-2466-10-52>.

8. Riis HC, Jensen MH, Cichosz SL, Hejlesen OK. Prediction of exacerbation onset in chronic obstructive pulmonary disease patients. J Med Eng Technol. 2016;40:1–7, <http://dx.doi.org/10.3109/03091902.2015.1105317>.

9. Mohktar MS, Redmond SJ, Antoniadis NC, Rochford PD, Pretto JJ, Basilakis J, et al. Predicting the risk of exacerbation in patients with chronic obstructive pulmonary disease using home telehealth measurement data. Artif Intell Med. 2015;63:51–9, <http://dx.doi.org/10.1016/j.artmed.2014.12.003>.

10. Yin Y, Xu J, Cai S, Chen Y, Chen Y, Li M, et al. Development and Validation of a Multivariable Prediction Model to Identify Acute Exacerbation of COPD and Its Severity for COPD Management in China (DETECT Study): A Multi-center, Observational, Cross-Sectional Study. Int J Chron Obstruct Pulmon Dis. 2022;17:2093–106, <http://dx.doi.org/10.2147/COPD.S363935>.

11. Cen J, Weng L. Comparison of peak expiratory Flow (PEF) and COPD assessment test (CAT) to assess COPD exacerbation requiring hospitalization: A prospective observational study. Chron Respir Dis. 2022;19, <http://dx.doi.org/10.1177/14799731221081859>, 14799731221081859.

12. Gálvez-Barrón C, Pérez-López C, Villar-Álvarez F, Ribas J, Formiga F, Chivite D, et al. Machine learning for the development of diagnostic models of decompensated heart failure or exacerbation of chronic obstructive pulmonary disease. Sci Rep. 2023;13:12709, <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-023-39329-6>.

13. Janjua S, Carter D, Threapleton CJ, Prigmore S, Disler RT. Telehealth interventions: Remote monitoring and consultations for people with chronic obstructive pulmonary disease (COPD). Cochrane Database Syst Rev. 2021;7:CD013196, <http://dx.doi.org/10.1002/14651858.CD013196.pub2>.

14. Al Rajeh AM, Aldabayan YS, Aldhahir A, Pickett E, Quaderi S, Alqahtani JS, et al. Once Daily Versus Overnight and Symptom Versus Physiological Monitoring to Detect Exacerbations of Chronic Obstructive Pulmonary Disease: Pilot Randomized Controlled Trial. *JMIR Mhealth Uhealth*. 2020;8:e17597, <http://dx.doi.org/10.2196/17597>.
15. Hawthorne G, Greening N, Esliger D, Briggs-Price S, Richardson M, Chaplin E, et al. Usability of Wearable Multiparameter Technology to Continuously Monitor Free-Living Vital Signs in People Living With Chronic Obstructive Pulmonary Disease: Prospective Observational Study. *JMIR Hum Factors*. 2022;9:e30091, <http://dx.doi.org/10.2196/30091>.

César Gálvez-Barrón^{a,*} y Carlos Pérez-López^b

^a *Servicio de Geriátría y Área de Investigación, Consorci Sanitari Alt Penedès-Garraf, España*

^b *Área de Investigación, Consorci Sanitari Alt Penedès-Garraf, España*

* Autor para correspondencia.

Correo electrónico: cesar.galvez.barron@gmail.com
(C. Gálvez-Barrón).