

# INTELLIGENZA ARTIFICIALE E PREVISIONE DELLE RIACUTIZZAZIONI NELLA BPCO: IL VALORE DELLE NOTE CLINICHE NELLA MEDICINA PREDITTIVA

a cura della Redazione

Commento a: Meng S, Sagreiya H, Orangi-Fard N. Prediction of Chronic Obstructive Pulmonary Disease Using Machine Learning, Clinical Summary Notes, and Vital Signs: A Single-Center Retrospective Cohort Study in the United States. Adv Respir Med. 2026;94:5.

## INTRODUZIONE

La broncopneumopatia cronica ostruttiva (BPCO) rappresenta una delle principali cause di morbidità e mortalità a livello globale, con un impatto sanitario ed economico in continua crescita (1–3). Le riacutizzazioni costituiscono uno dei principali determinanti della progressione di malattia e sono associate a un aumento del rischio di ospedalizzazione e mortalità (4–6). L'identificazione precoce dei pazienti a rischio costituisce quindi un obiettivo prioritario della medicina respiratoria moderna.

Negli ultimi anni, l'intelligenza artificiale (AI) e il *machine learning* hanno trovato crescente applicazione nello sviluppo di modelli predittivi in grado di sup-

portare la stratificazione del rischio e la personalizzazione delle strategie terapeutiche (7,8). Tuttavia, molti algoritmi proposti richiedono dati non sempre disponibili nella pratica clinica quotidiana, come biomarcatori specifici, sistemi di telemonitoraggio domiciliare o sensori ambientali dedicati.

Lo studio di Meng e colleghi propone un approccio differente, basato sull'utilizzo di informazioni già presenti nelle cartelle cliniche elettroniche. In particolare, gli autori valutano il contributo delle note cliniche testuali e dei parametri vitali alla previsione delle riacutizzazioni di BPCO attraverso un framework di machine learning denominato COPD Prediction Using Machine Learning (CPML) (Figura 1).

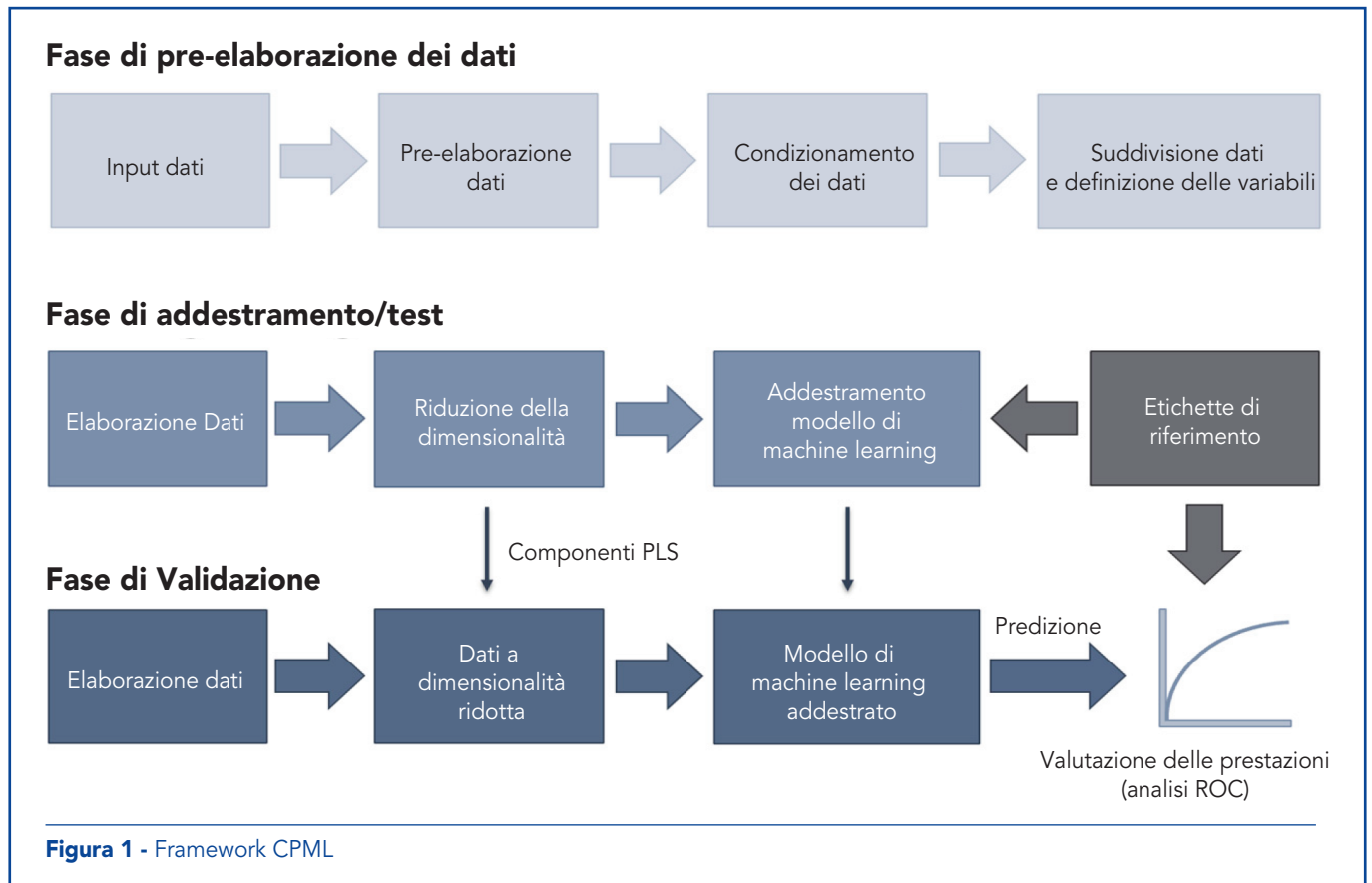


Figura 1 - Framework CPML



## MATERIALI E METODI

Lo studio utilizza il database MIMIC-III, una delle più ampie raccolte di dati clinici disponibili in ambito intensivo, comprendente informazioni relative a oltre 40.000 pazienti ricoverati negli Stati Uniti. Sono stati sviluppati due modelli distinti. Il primo utilizza le note cliniche come sorgente informativa primaria, applicando tecniche di *Natural Language Processing* (NLP) per convertire il testo libero in variabili numeriche interpretabili dagli algoritmi di apprendimento automatico. Il secondo modello si basa invece su parametri vitali comunemente disponibili nella pratica clinica, tra cui frequenza cardiaca, frequenza respiratoria e saturazione periferica di ossigeno.

Per la classificazione sono stati confrontati tre algoritmi di machine learning: *Support Vector Machine* (SVM), *Adaptive Boosting* (AdaBoost) e *Quadratic Discriminant Analysis* (QDA). Le prestazioni sono state valutate attraverso accuratezza diagnostica e area sotto la curva ROC (AUC), parametro comunemente utilizzato per misurare la capacità discriminativa di un modello predittivo.

## RISULTATI

Per lo sviluppo del modello basato sulle note cliniche (Model 1), gli autori hanno analizzato 31.667 note cliniche provenienti da 354 pazienti con BPCO identificati nel database MIMIC-III. Dopo la fase di elaborazione mediante tecniche di NLP, sono state inizialmente estratte circa 3.000 caratteristiche testuali, successivamente ridotte a 15 variabili rilevanti attraverso un processo di selezione dimensionale basato su *Partial Least Squares* (PLS). Tali variabili sono state utilizzate per addestrare e testare tre differenti algoritmi di *machine learning*: SVM, AdaBoost e QDA. Le migliori prestazioni sono state ottenute con il modello SVM, che ha raggiunto un'area sotto la curva ROC (AUC) pari a 0,81 e un'accuratezza dell'84%. AdaBoost ha ottenuto un'AUC di 0,78 e un'accuratezza del 78%, mentre QDA ha mostrato valori rispettivamente pari a 0,77 e 75%.

Per il modello basato sui parametri vitali (Model 2) sono stati invece utilizzati 10.489 note cliniche comprendenti frequenza cardiaca, frequenza respiratoria e saturazione periferica di ossigeno, oltre a variabili statistiche derivate da tali segnali. Anche in questo caso, dopo la fase di riduzione dimensionale, sono state selezionate 15 caratteristiche da utilizzare per l'addestramento degli algoritmi. Le prestazioni del modello basato sui parametri vitali sono risultate complessivamente inferiori rispetto a quelle ottenute con le note cliniche. L'algoritmo SVM ha raggiunto un'AUC di 0,78 e un'accuratezza del 77%; AdaBoost ha ottenuto un'AUC di 0,76 e un'accuratezza dell'83%; QDA ha mostrato un'AUC di 0,77 e un'accuratezza del 67%.

Nel complesso, entrambi gli approcci hanno dimostrato una capacità predittiva soddisfacente per l'identificazione delle riacutizzazioni di BPCO, con *performance* generalmente superiori nel modello costruito a partire dalle informazioni contenute nelle note cliniche.

## DISCUSSIONE

L'aspetto più innovativo dello studio è rappresentato dalla valorizzazione del dato non strutturato.

Nella pratica clinica, una parte significativa delle informazioni rilevanti viene registrata sotto forma di testo libero e rimane tradizionalmente esclusa dai modelli predittivi convenzionali. I risultati ottenuti confermano quanto già osservato in altri ambiti della medicina digitale: l'integrazione delle note cliniche mediante tecniche NLP può migliorare significativamente le capacità prognostiche degli algoritmi di *machine learning*. Il linguaggio utilizzato dai clinici contiene infatti informazioni contestuali che spesso anticipano modificazioni misurabili dei parametri fisiologici.

Dal punto di vista clinico, la possibilità di prevedere una riacutizzazione potrebbe consentire interventi più tempestivi, una migliore stratificazione del rischio e una personalizzazione dei percorsi assistenziali. Tali strumenti potrebbero inoltre supportare il monitoraggio dei cosiddetti "*frequent exacerbators*", categoria di pazienti caratterizzata da un elevato rischio di progressione della malattia e di ricovero. Particolarmente rilevante è il fatto che il modello utilizzi dati già disponibili nei sistemi informativi ospedalieri, senza richiedere infrastrutture tecnologiche aggiuntive.

Questo elemento ne aumenta potenzialmente la trasferibilità nella pratica clinica reale.

Nonostante i risultati promettenti, alcune limitazioni meritano attenzione. Lo studio è retrospettivo e monocentrico e utilizza esclusivamente dati provenienti dal database MIMIC-III. L'assenza di validazione esterna limita pertanto la generalizzabilità dei risultati ad altre popolazioni e contesti assistenziali. Inoltre, le tecniche NLP adottate si basano su un approccio *bag-of-words*, oggi progressivamente sostituito da modelli linguistici più avanzati basati su architetture *transformer* e *large language models*. L'integrazione futura di sistemi come BioBERT o modelli generativi di nuova generazione potrebbe migliorare ulteriormente le prestazioni predittive.

Nel complesso, il lavoro di Meng e colleghi rappresenta un contributo significativo allo sviluppo della medicina predittiva nella BPCO.

Lo studio dimostra come l'intelligenza artificiale possa valorizzare informazioni già presenti nelle cartelle cliniche elettroniche, aprendo la strada a sistemi di supporto decisionale capaci di identificare precocemente i pazienti a maggior rischio di riacutizzazione e favorire una gestione sempre più personalizzata della malattia.



#### Bibliografia

1. Wang Z, Lin J, Liang L, Huang F, Yao X, Peng K, et al. Global, regional, and national burden of chronic obstructive pulmonary disease and its attributable risk factors from 1990 to 2021: An analysis for the Global Burden of Disease Study 2021. *Respir Res.* 2025;26:2.
2. Liu Y, Carlson SA, Watson KB, Xu F, Greenlund KJ. Trends in the prevalence of chronic obstructive pulmonary disease among adults aged  $\geq 18$  years—United States, 2011–2021. *MMWR Morb Mortal Wkly Rep.* 2023;72:1250-6.
3. de Oca MM, Perez-Padilla R, Celli B, Aaron SD, Wehrmeister FC, Amaral AFS, et al. The global burden of COPD: Epidemiology and effect of prevention strategies. *Lancet Respir Med.* 2025;13:709-24.
4. MacLeod M, Papi A, Contoli M, Beghe B, Celli BR, Wedzicha JA, et al. Chronic obstructive pulmonary disease exacerbation fundamentals: Diagnosis, treatment, prevention and disease impact. *Respirology.* 2021;26:532-51.
5. Sorge R, DeBlieux P. Acute exacerbations of chronic obstructive pulmonary disease: A primer for emergency physicians. *J Emerg Med.* 2020;59:643-59.
6. Hurst JR, Vestbo J, Anzueto A, Locantore N, Mullerova H, Tal-Singer R, et al. Susceptibility to exacerbation in chronic obstructive pulmonary disease. *N Engl J Med.* 2010;363:1128-38.
7. Adibi A, Sin DD, Safari A, Johnson KM, Aaron SD, FitzGerald JM, et al. The Acute COPD Exacerbation Prediction Tool (ACCEPT): A modelling study. *Lancet Respir Med.* 2020;8:1013-21.
8. Zhang B, Wang J, Chen J, Ling Z, Ren Y, Xiong D, et al. Machine learning in chronic obstructive pulmonary disease. *Chin Med J (Engl).* 2023;136:536-8.

