

Giada Vrenna

ASST GOM Niguarda, Milano

Alessandro Mento

ASST GOM Niguarda, Milano

Carla Vives Benedi

ASST GOM Niguarda, Milano

Approcci di Intelligenza Artificiale nella Gestione dell'Ipotensione Intradialitica: Sintesi delle Evidenze

Artificial intelligence approaches in the management of intradialytic hypotension: a synthesis of the evidence

ABSTRACT ITALIANO

Introduzione

L'ipotensione intradialitica (IDH) rappresenta una delle complicanze più comuni e gravose dell'emodialisi, associata a ischemia d'organo, compromissione cognitiva, ospedalizzazioni e incremento della mortalità nei pazienti con malattia renale cronica in stadio terminale (ESKD). Nonostante le strategie preventive attualmente adottate, l'IDH persiste con una prevalenza compresa tra il 5% e il 40%, influenzata da fattori eterogenei e da una mancanza di consenso definitivo.

Obiettivo

Questa revisione mira a esplorare l'evoluzione e l'efficacia dell'applicazione dell'intelligenza artificiale (IA) e dell'apprendimento automatico (ML) nella previsione dell'IDH, valutandone le potenzialità, le metodologie impiegate e le sfide operative.

Metodi

La ricerca bibliografica ha incluso studi pubblicati in letteratura, selezionati secondo i criteri PRISMA. Sono stati inclusi articoli che impiegavano modelli predittivi basati su IA/ML per l'identificazione del rischio di IDH in pazienti emodializzati. Le informazioni estratte comprendevano: algoritmi utilizzati, fonti dei dati, variabili predittive, performance del modello e modalità di validazione.

Risultati

Sono stati inclusi 19 studi condotti in ambito internazionale. Gli algoritmi più frequentemente adottati comprendevano Random Forest, Support Vector Machine (SVM), XGBoost, reti neurali profonde (DNN), ricorrenti (RNN) e convoluzionali (CNN). In diversi casi, le AUROC superavano 0,90, indicando un'elevata accuratezza predittiva. Alcuni studi hanno integrato segnali fisiologici in tempo reale (PPG, ECG, parametri delle macchine da dialisi) e tecniche di explainable AI (es. TreeSHAP), migliorando trasparenza e applicabilità clinica. Tuttavia, la prevalenza di studi retrospettivi, l'assenza di validazioni esterne e la mancata univocità nella definizione di IDH rappresentano limiti rilevanti.



Conclusioni

L'integrazione di IA e ML nella gestione dell'IDH costituisce una promettente frontiera della medicina personalizzata in nefrologia. L'adozione diffusa richiederà studi prospettici multicentrici, dataset standardizzati e modelli trasparenti, integrabili nei sistemi di supporto alle decisioni cliniche (CDSS), in un'ottica di maggiore sicurezza, efficienza e individualizzazione della cura.

Key words

Emodialisi, Ipotensione intradialitica, Intelligenza artificiale, Apprendimento automatico, Modelli predittivi.

ABSTRACT INGLESE

Introduction

Intradialytic hypotension (IDH) is a frequent and clinically significant complication of hemodialysis, associated with adverse outcomes such as organ ischemia, cognitive impairment, hospital admissions, and increased cardiovascular mortality in patients with end-stage kidney disease (ESKD). Despite existing preventive measures, the incidence of IDH remains high, ranging from 5% to 40%, largely due to patient heterogeneity and the absence of a unified diagnostic definition.

Objectives

This review explores the emerging role of artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) in predicting IDH, highlighting the types of models used, their predictive capabilities, and the challenges involved in their clinical integration.

Methods

Relevant literature was reviewed to identify studies applying AI or ML techniques for IDH prediction in hemodialysis patients. Key aspects of each study were analyzed, including model architecture, data inputs, performance metrics, and validation strategies.

Results

A diverse range of AI and ML algorithms were employed across the studies reviewed, including Random Forest, Support Vector Machine (SVM), XGBoost, and advanced neural network models such as DNNs, RNNs, and CNNs. Several models demonstrated strong predictive performance, with AUROC values frequently exceeding 0.90. Some approaches integrated real-time physiological data (e.g., PPG, ECG, dialysis machine parameters) and explainable AI methods (e.g., TreeSHAP), improving model transparency and enhancing clinical acceptance. However, common limitations included inconsistent IDH definitions, reliance on retrospective data, and insufficient external validation.

Conclusions

AI- and ML-based predictive tools hold promise for advancing personalized care in the management of IDH. To ensure effective implementation in clinical settings, future research should focus on model interpretability, robust validation across diverse populations, and seamless integration into clinical decision support systems (CDSS) to support data-driven, individualized dialysis care.

Key words in

Hemodialysis, Hypotension, Artificial Intelligence, Machine Learning, Predictive Models.

INTRODUZIONE

La malattia renale cronica rappresenta una condizione progressiva ad elevato impatto epidemiologico, con una prevalenza globale di circa il 10% e oltre 1,2 milioni di decessi annui (Kalantar Zadeh et al., 2021). Nei pazienti che raggiungono la fase terminale, l'emodialisi costituisce la terapia sostitutiva più diffusa, ma è associata a un tasso di mortalità annuale che può superare il 15–20% (Saran et al., 2019). Tra le complicanze più comuni si colloca l'ipotesione intradialitica, con una prevalenza variabile tra il 5% e il 40% delle sedute e valori fino al 50–60% nei pazienti ad alto rischio (Chou et al., 2017; Kuipers et al., 2019). Tale variabilità riflette l'assenza di una definizione diagnostica condivisa e la molteplicità dei fattori predisponenti, tra cui età avanzata, cardiopatia, diabete, incremento ponderale interdialitico superiore al 4–5% del peso secco e disfunzione autonoma (Hamrahian et al., 2023; Kanbay et al., 2020).

Gli episodi ricorrenti sono associati a ischemia cerebrale e miocardica, deterioramento cognitivo, ospedalizzazioni e incremento della mortalità cardiovascolare (Assimon et al., 2019; Stefánsson et al., 2014). Le strategie preventive tradizionali mostrano efficacia limitata e non consentono una personalizzazione dinamica del trattamento (Tsujimoto et al., 2019). In questo contesto, l'intelligenza artificiale sta emergendo come un approccio innovativo, capace di integrare grandi quantità di dati clinici e fisiologici per migliorare la previsione degli eventi ipotensivi e supportare decisioni terapeutiche tempestive (Gaweda et al., 2022).

OBIETTIVI

Analizzare criticamente gli studi che hanno applicato modelli di intelligenza artificiale alla previsione dell'ipotensione durante l'emodialisi, valutandone metodologie, prestazioni e limiti, al fine di delineare prospettive di integrazione clinica.

METODI

È stata condotta una revisione narrativa secondo criteri metodologici strutturati (Grant & Booth, 2009; Baethge et al., 2019). La formulazione della domanda di ricerca ha adottato il modello PICO, con un focus su pazienti in emodialisi (P), applicazione di intelligenza artificiale per la previsione dell'IDH (I) e valutazione dell'efficacia predittiva mediante appropriati indicatori di performance (O). Le ricerche bibliografiche sono state condotte interrogando le principali banche dati scientifiche e fonti complementari, impiegando termini MeSH e operatori booleani mirati a "Artificial Intelligence" AND "Intradialytic Hypotension". La selezione è avvenuta tramite screening indipendente di titoli, abstract e full text disponibili. Per ciascun lavoro sono stati estratti algoritmi utilizzati, caratteristiche dei dataset, variabili predittive, metriche di performance e modalità di validazione.

RISULTATI

La ricerca bibliografica condotta tra dicembre 2024 e gennaio 2025 ha identificato 66 record. Dopo la rimozione dei duplicati e una selezione preliminare basata su titolo e abstract, sono stati individuati 19 studi con testo completo disponibile, tutti inclusi nella revisione secondo i criteri prestabiliti (Tabella 1). Il processo di selezione è illustrato nella flow chart PRISMA.

Gli studi analizzati presentavano un'elevata eterogeneità metodologica, ma condividevano l'obiettivo di sviluppare modelli predittivi per l'ipotensione intradialitica mediante tecniche di apprendimento automatico. La maggior parte dei lavori utilizzava dataset retrospettivi di ampie dimensioni, integrando variabili demografiche, cliniche, laboratoristiche e parametri dialitici quali pressione arteriosa, velocità di ultrafiltrazione e incremento ponderale interdialitico. In diversi casi venivano inoltre incorporati segnali fisiologici ad alta frequenza, come elettrocardiogramma (ECG) e fotopletiomografia (PPG), con l'obiettivo di migliorare la sensibilità predittiva.

Gli algoritmi impiegati includevano approcci classici (alberi decisionali, support vector machines, foreste casuali) e metodi avanzati quali XGBoost, LightGBM, reti neurali artificiali e modelli di deep learning. Le performance predittive risultavano generalmente elevate: in numerosi studi l'area sotto la curva ROC superava 0,90, con valori prossimi a 0,95 nei modelli basati su gradient boosting e reti neurali convoluzionali (Lee et al., 2021; Zhang et al., 2023). Una parte rilevante della letteratura si concentrava sulla previsione temporale dell'ipotensione, con modelli capaci di anticipare l'evento da 10 a 75 minuti prima della sua insorgenza. Tra questi, i modelli basati su segnali fisiologici hanno mostrato particolare efficacia: il framework di Vaid et al. (2023), basato su ECG pre dialitici, ha raggiunto una sensibilità di 0,80, mentre l'approccio di Nafisi et al. (2018), fondato su caratteristiche estratte dal segnale PPG, ha ottenuto una precisione del 94,5%. Altri studi hanno sviluppato strumenti operativi per il supporto clinico, come la dashboard predittiva proposta da Yang IN et al. (2024), che ha mostrato un'AUC di 0,936 e un'accuratezza complessiva pari a 0,858.

Modelli orientati alla previsione del rischio nella seduta successiva o su orizzonti temporali più ampi hanno evidenziato risultati altrettanto promettenti. Dong et al. (2023) hanno riportato un C index di 0,82 per la previsione dell'ipotensione nella seduta successiva, mentre Gervasoni et al. (2023) hanno ottenuto un'AUC di 0,84 per la stima del rischio di episodi ricorrenti nell'arco di un mese. Architetture più complesse, come il Temporal Fusion Transformer, hanno mostrato la capacità di prevedere simultaneamente ipotensione e ipertensione intradialitica con AUC superiori a 0,89 (Yun et al., 2023).

Infine, alcuni studi hanno ampliato il set di variabili includendo fattori ambientali, comportamentali o relativi allo stile di vita, ottenendo performance particolarmente elevate: il modello Random Forest di Othman et al. (2022) ha raggiunto un'accuratezza del 98%, mentre l'approccio Ensemble di Huang J.C. et al. (2020) ha mostrato le migliori prestazioni complessive nel confronto tra algoritmi.

Nel complesso, i risultati evidenziano un crescente livello di maturità dei modelli predittivi basati su intelligenza artificiale, con performance elevate e potenziale applicabilità clinica. Tuttavia, la variabilità delle definizioni di ipotensione, la prevalenza di studi retrospettivi e la scarsa validazione esterna rappresentano ancora limiti significativi alla loro generalizzabilità.

DISCUSSIONE

La letteratura conferma il potenziale dell'intelligenza artificiale nella gestione dell'ipotensione durante l'emodialisi,

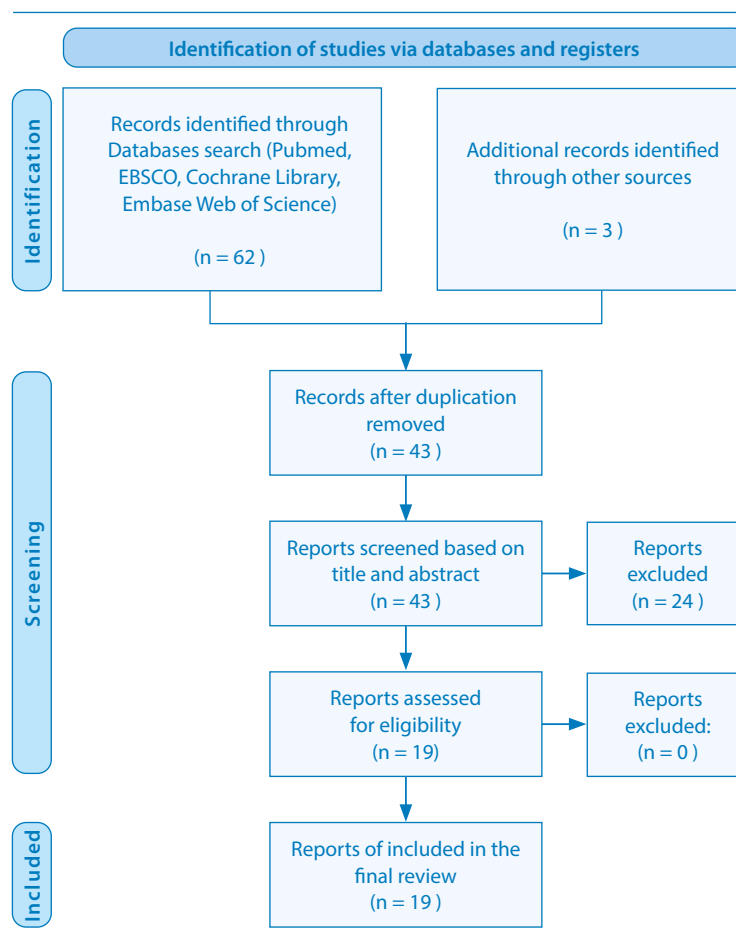
grazie alla capacità di integrare dati eterogenei e modellare pattern complessi. Tuttavia, l'assenza di una definizione diagnostica univoca limita la comparabilità tra studi e la generalizzabilità dei modelli (Kanbay et al., 2020). La predominanza di studi retrospettivi e monocentrici riduce la robustezza predittiva, mentre la scarsa interpretabilità di alcuni modelli ostacola l'adozione clinica (Cabitz et al., 2017). Nonostante tali limiti, l'integrazione di segnali in tempo reale e l'uso di tecniche di interpretabilità rappresentano passi significativi verso una maggiore accettazione da parte dei professionisti sanitari.

CONCLUSIONE

I modelli di intelligenza artificiale rappresentano strumenti promettenti per la previsione dell'ipotensione durante l'emodialisi, con potenziale impatto sulla sicurezza e sulla personalizzazione del trattamento. Per una reale implementazione clinica sono necessari studi prospettici multicentrici, definizioni diagnostiche standardizzate e modelli interpretabili integrabili nei sistemi di supporto decisionale (Gervasoni et al., 2023; Nobakht et al., 2024).

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI: www.italianjournalofnursing.it

PRISMA FLOW CHART



Autore/Paese/Anno	Titolo articolo	Tipo di Studio	Campione e caratteristiche	Tecnologia AI Utilizzata	Obiettivo	Risultati e Conclusioni
Barbieri et al. / Spagna / 2019	Development of an artificial intelligence model to guide the management of blood pressure, fluid volume, and dialysis dose in end-stage kidney disease patients: Proof of concept and first clinical assessment	Studio di sviluppo e valutazione di modello AI	766.000 record dialitici rappresentanti sessioni di dialisi di pazienti con MRC. Circa 60 variabili cliniche, antropometriche, demografiche, emodinamiche e dialitiche	Rete neurale artificiale (ANN)	Prevedere multipli endpoint clinici tra cui SBP, FC, peso post-dialisi e Kt/V, al fine di ottimizzare la gestione emodinamica e l'adeguatezza dialitica	Il modello multiendpoint si è dimostrato promettente nell'integrazione di risultati clinici complessi, migliorando il supporto decisionale clinico e la gestione cardiovascolare
Nafisi et al. / Iran / 2018	Intradialytic hypotension related episodes identification based on the most effective features of photoplethysmography signal	Studio osservazionale	45 pazienti, 4 ore di segnale PPG per ciascuno. Selezionati 10 pazienti con episodi di IDH. Totale: 78 feature estratte	Algoritmo genetico + AdaBoost	Identificare e classificare episodi non-IDH, pre-IDH e IDH attraverso segnali PPG	Il modello ha ottenuto una precisione media del 94,5% $\pm$ 1,0. Si propone come strumento predittivo per prevenzione in tempo reale degli episodi IDH
Chen et al. / Taiwan / 2020	Deep Learning for Intradialytic Hypotension Prediction in Hemodialysis Patients	Studio osservazionale prospettico	279 pazienti, 780 sessioni di HD, 25 variabili cliniche incluse comorbidità e parametri pre-HD	Deep Neural Network (DNN), regressione lineare	Identificare variabili cliniche predittive di IDH e sviluppare un modello AI predittivo	Il DNN ha mostrato buona sensibilità e accuratezza (64,97%). Le variabili selezionate erano coerenti con l'esperienza clinica
Mendoza-Pitti et al. / Spagna / 2022	Machine-Learning Model to Predict the Intradialytic Hypotension Based on Clinical-Analytical Data	Studio retrospettivo	299 pazienti, 22.234 sessioni HD. Variabili cliniche e analitiche raccolte all'inizio della sessione e nei test precedenti	XGBoost, rete neurale	Prevedere il rischio di IDH tramite ML e identificare i parametri clinici rilevanti	XGBoost ha ottenuto AUROC 0,969 e AUPRC 0,945. Efficace supporto al processo decisionale clinico
Zhang M. et al. / Taiwan / 2024	Construction and Explanation Analysis of a Hypotension Risk Prediction Model in Hemodialysis Based on Machine Learning	Studio osservazionale	1075 pazienti, oltre 4 milioni di record di HD. Analisi di 13 variabili chiave	TreeSHAP + Random Forest	Sviluppare modello predittivo basato su misurazioni pre-HD	Accuratezza del 92% e AUC di 0,95. Modello interpretabile utile per la gestione preventiva dell'IDH
Othman et al. / Egitto / 2022	Early prediction of hemodialysis complications employing ensemble techniques.	Studio osservazionale comparativo	215 pazienti, 6000 sessioni HD, 50 variabili incluse condizioni ambientali e alimentari	Ensemble (RF, SVC, MLP, KNN, DT)	Valutare modelli AI per predizione precoce di complicanze (IDH, ipertensione, dispnea)	RF ha ottenuto accuratezza del 98%. Modello efficace anche in ambienti con variabili non cliniche
Huang J.C. et al. / Taiwan / 2020	Predictive modeling of blood pressure during hemodialysis: a comparison of linear model, random forest, support vector regression, XGBoost, LASSO regression and ensemble method	Studio retrospettivo	200 pazienti, oltre 7000 record PA. Analisi su delta UF, conduttività, temperatura	RF, XGBoost, LASSO, SVR, ensemble	Prevedere l'andamento della pressione arteriosa durante HD	Il metodo ensemble ha raggiunto le migliori performance (R2=0,50, RMSE=16,01)
Li Y. et al. / Cina / 2022	Intradialytic hypotension prediction using covariance matrix-driven whale optimizer with orthogonal structure-assisted extreme learning machine	Studio osservazionale	156 pazienti, 1239 sessioni HD, PA misurata 5 volte per sessione	bCOWOA-KELM	Prevedere IDH mediante ottimizzazione e selezione feature	Accuratezza del 92,41%. Le caratteristiche selezionate erano clinicamente significative
Lee H. et al. / Corea / 2021	Deep Learning Model for Real-Time Prediction of Intradialytic Hypotension	Studio retrospettivo	1.600.531 record HD con timestamp. 3 definizioni di IDH	Rete neurale ricorrente (RNN), LightGBM	Prevedere IDH entro 1h dalla seduta HD	AUC 0,94 per IDH1, 0,87 per IDH2. RNN superiore ad altri modelli
Yang IN et al. / Taiwan / 2024	Personalized prediction of intradialytic hypotension in clinical practice: Development and evaluation of a novel AI dashboard incorporating risk factors from previous and current dialysis sessions.	Studio osservazionale	412 pazienti, 68.552 sessioni HD. 30 variabili incluse dati storici	XGBoost, LR, RF, SVM, LightGBM	Dashboard per previsione rischio IDH entro 60 min in tempo reale	XGBoost AUC 0,936, sensibilità 0,858. Dashboard utile per decisioni cliniche tempestive
Hong D. et al. / Cina / 2023	Construction of an Early Alert System for Intradialytic Hypotension before Initiating Hemodialysis Based on Machine Learning	Studio retrospettivo	3906 pazienti, 314.534 sessioni HD. 19 parametri clinici	RF, Gradient Boosting, Logistic Regression	Costruire sistema di allerta precoce basato su AI	RF ha raggiunto AUC 0,812. Predizione efficace pre-HD con variabili cliniche
Gervasoni et al. / Portogallo-Spagna / 2023	Development and validation of AI-based triage support algorithms for prevention of intradialytic hypotension.	Studio di sviluppo e validazione	5973 pazienti, 1.249.813 sessioni, 86 variabili cliniche	XGBoost	Prevedere IDH in seduta successiva e rischio mensile	AUC 0,84 per rischio mensile; 4 categorie di rischio identificate
Yun D. et al. / Corea / 2023	Real-time dual prediction of intradialytic hypotension and hypertension using an explainable deep learning model.	Studio osservazionale	11.110 pazienti, 302.774 sessioni HD. 66 variabili	Temporal Fusion Transformer (TFT)	Prevedere IDH e ipertensione in tempo reale	AUROC: 0,953 (IDH-1), 0,892 (IDH-2), 0,889 (IDHTN). Elevata precisione e interpretabilità
Gomez-Pulido et al. / Spagna / 2021	Predicting the Appearance of Hypotension During Hemodialysis Sessions Using Machine Learning Classifiers	Studio osservazionale	758 pazienti, 98.015 sessioni. 28 parametri clinici misurati a intervalli orari	Decision Tree (DT), SVM	Prevedere comparsa di ipotensione o insufficienza cardiaca	Accuratezza 75-81% (DT), 74-80% (SVM). Specificità >90%
Zhang H. et al. / USA / 2023	Real-time prediction of intradialytic hypotension using machine learning and cloud computing infrastructure	Studio multicentrico	693 pazienti, 42.656 sessioni, 99 variabili cliniche + macchina HD	XGBoost	Predire IDH con anticipo 15-75 min	AUROC 0,887. Predizione real-time efficace per intervento clinico
Dong J. / Cina / 2023	Machine learning-based intradialytic hypotension prediction of patients undergoing hemodialysis: A multicenter retrospective study	Studio multicentrico retrospettivo	62.227 sessioni HD. Dati demografici e clinici raccolti di routine	LightGBM, LDA, SVM, XGBoost	Costruzione di due modelli (IDH-A e IDH-B) per rischio post e pre-seduta	LightGBM AUC 0,82 (IDH-A), 0,68 (IDH-B). Affidabile per previsione rischio
Lee H. et al. / Corea / 2023	Prediction of intradialytic hypotension using pre-dialysis features-a deep learning-based artificial intelligence model.	Studio osservazionale multicentrico	2007 pazienti, 943.220 sessioni. 36 variabili cliniche pre-HD	1D-CNN, LR, RF, XGBoost	Prevedere IDH combinando dati di 3 sessioni precedenti	1D-CNN ha superato altri modelli. Accuratezza elevata con dati pre-HD
Hyung W.K. et al. / Corea / 2022	Deep Learning Model for Predicting Intradialytic Hypotension Without Privacy Infringement: A Retrospective Two-Center Study	Studio retrospettivo a due centri	387 pazienti, 63.640 sessioni HD. Dati solo da macchina HD	CNN, RF, XGBoost	Prevedere IDH con dati esclusivamente tecnici	AUROC 0,905 (Nadir90), 0,864 (Fall20). Modello efficace senza violazione della privacy
Vaid A. et al. / USA / 2023	Deep Learning on Electrocardiograms for Prediction of In-hospital Intradialytic Hypotension in Patients with ESKD.	Studio multicentrico	9800 pazienti, 86.362 ECG pre-HD. Età media 63 anni	Rete neurale su dati ECG	Prevedere IDH tramite segnali ECG precedenti HD	AUROC 0,76, AUPRC 0,35. Sensibilità 0,8 con specificità 0,59. Accuratezza moderata con potenziale di utilizzo clinico