

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E LISTE OPERATORIE

Dott.ssa Sofia Usai
UOC Chirurgia generale e d'Urgenza
P.O. Santa Maria della Stella – Orvieto
USL Umbria 2

IN CHE MODO L'AI PUO' MIGLIORARE LE LISTE OPERATORIE?

- 1. rendendo la programmazione più efficiente,**
- 2. riducendo i tempi di attesa**
- 3. ottimizzando l'uso delle risorse.**

Esistono già soluzioni applicate in ospedali e centri chirurgici, ma mancano ancora strumenti pienamente integrati che gestiscano in modo dinamico tutte le variabili cliniche logistiche ed umane

OBIETTIVI:

- **PRIORITARIZZAZIONE DEI PAZIENTI** → algoritmi di scoring che assegnano priorità in base a gravità clinica, urgenza e disponibilità di risorse
- **OTTIMIZZAZIONE DELLE RISORSE** → IA analizza la disponibilità di sale, anestesisti, chirurghi e strumenti, riducendo sprechi e tempi morti

- **PREVISIONI ACCURATE** → modelli predittivi che stimano la durata degli interventi e possibili complicazioni, migliorando la pianificazione
- **RIDUZIONE DELLE LISTE D'ATTESA** → simulazioni meccaniche e machine learning, individuando slot liberi e riorganizzando le agende
- **SUPPORTO DECISIONALE** → sistemi integrati che aiutano i direttori sanitari a prendere decisioni basate su dati reali ed aggiornati

TECNOLOGIE E TOOL GIA' IN USO

- Piattaforme di **MACHINE LEARNING** per la programmazione delle sale operatorie, con focus sulla riduzione delle inefficienze
- **SOFTWARE DI GESTIONE CON IA INTEGRATA** → sistemi che adottano algoritmi di punteggio per ordinare le liste di attesa e distribuire equamente le risorse
- **APPLICAZIONI DI CHIRURGIA DIGITALE** → combinazioni di IA, AR e robotica per rendere gli interventi più sicuri e ridurre errori

..... esempio già esistente, in uso attualmente presso
l’Ospedale di Stoccarda

- piattaforma **cloud-based** con interfaccia intuitiva
- compatibile con i sistemi informativi ospedalieri esistenti
- include strumenti per la **gestione della privacy e della sicurezza dei dati**.

1. Pianificazione basata su IA

- Utilizza algoritmi di *machine learning* per prevedere la durata degli interventi chirurgici.
- Consente di creare **programmazioni giornaliere e a lungo termine** ottimizzate.
- Riduce i tempi morti e migliora l'uso delle risorse (sale, strumenti, personale).

2. Gestione operativa in tempo reale

- Aggiornamenti live sull'avanzamento degli interventi
- Visualizzazione dello stato delle sale operatorie e delle attività in corso
- Possibilità di **riprogrammare interventi** in caso di ritardi o emergenze

3. Ottimizzazione delle risorse

- Coordinamento tra sale operatorie, PACU (Post-Anesthesia Care Unit), e sterilizzazione
- Integrazione con altri sistemi Getinge come **T-DOC** (gestione dei materiali sterili) e **Tegris** (integrazione tecnologica in sala)

4. Analisi delle performance

- Reportistica dettagliata su tempi, utilizzo delle sale, efficienza del personale
- Supporto alle decisioni per i responsabili di reparto e amministratori sanitari

VANTAGGI PRINCIPALI

- **Riduzione delle liste d'attesa** grazie a una pianificazione più precisa.
- **Miglioramento del coordinamento** tra reparti e team chirurgici.
- **Aumento della produttività** e riduzione dei costi operativi.
- **Supporto alla sicurezza del paziente**, evitando sovraccarichi e ritardi.

ESEMPI PRATICI D'USO

- Un responsabile può visualizzare l'intero flusso chirurgico della giornata e intervenire in tempo reale.
- In caso di emergenza o ritardo, il sistema ricalcola automaticamente l'agenda e notifica il personale.
- I dati storici vengono analizzati per migliorare la pianificazione futura.

> [Br J Anaesth.](#) 2022 May;128(5):829-837. doi: 10.1016/j.bja.2021.12.039. Epub 2022 Jan 26.

Continuous real-time prediction of surgical case duration using a modular artificial neural network

York Jiao ¹, Bing Xue ², Chenyang Lu ², Michael S Avidan ³, Thomas Kannampallil ⁴

Affiliations + expand

PMID: 35090725 PMCID: [PMC9074795](#) DOI: [10.1016/j.bja.2021.12.039](#)

- Poter **predire la durata delle procedure chirurgiche** potrebbe influire su decisioni perioperatorie, aumentare l'efficienza operatoria e ridurre i costi del personale
- Gli autori hanno sviluppato un approccio **machine learning** in grado di integrare continuamente informazioni pre- ed intraoperatorie per poter fare previsioni sulla durata chirurgica

- Utilizzando dati da 70.826 casi in 8 ospedali, è stata sviluppata una rete neurale modulare artificiale (che ha dimostrato di essere superperformante rispetto ad un modello Bayesiano) in grado di fornire supporto real-time per decisioni perioperatorie in grado di ridurre i costi chirurgici ed organizzare i tempi

Table 1 Patient and surgery characteristics.

	Main training data set	Main test data set	Holdout train	Holdout test
Number of cases	59 926	9092	1554	254
Mean scheduled duration (min)	125.64	128.06	90.79	89.49
Mean actual duration (min)	119.53	121.65	82.21	80.31
Unique procedure names	30 624	5655	1072	214
Number of procedures performed only once	27 410	5058	978	201
Unique surgeons	803	536	72	48
Unique anaesthetising locations	37	32	1	1
Elective cases (%)	54 914 (92)	7991 (88)	1306 (84)	218 (86)
Last cases (%)	38 079 (64)	5801 (64)	843 (54)	134 (53)
Service				
Gastroenterology	16 075	2424	1	0
Orthopaedic surgery	9886	1514	648	106
Ophthalmology	4649	715	0	0
General surgery	4355	678	351	56
Otolaryngology	4082	579	0	0
Urology	3289	496	115	17
Obstetrics/gynaecology	3107	476	344	53
Cardiothoracic surgery	2651	383	0	0
Neurosurgery	2123	360	0	0
Plastic surgery	2068	306	21	1
Vascular surgery	1340	204	1	0
Trauma surgery	1104	180	0	0
Transplant surgery	558	95	0	0
Other	4639	682	73	21

Gli autori hanno sviluppato e testato un **modello di rete neurale artificiale modulare (MANN)** per prevedere in tempo reale la durata degli interventi chirurgici.

• **DATI UTILIZZATI:** 70.826 interventi chirurgici registrati in 8 ospedali del sistema BJC HealthCare (St. Louis, USA).

• **VARIABILI CONSIDERATE:**

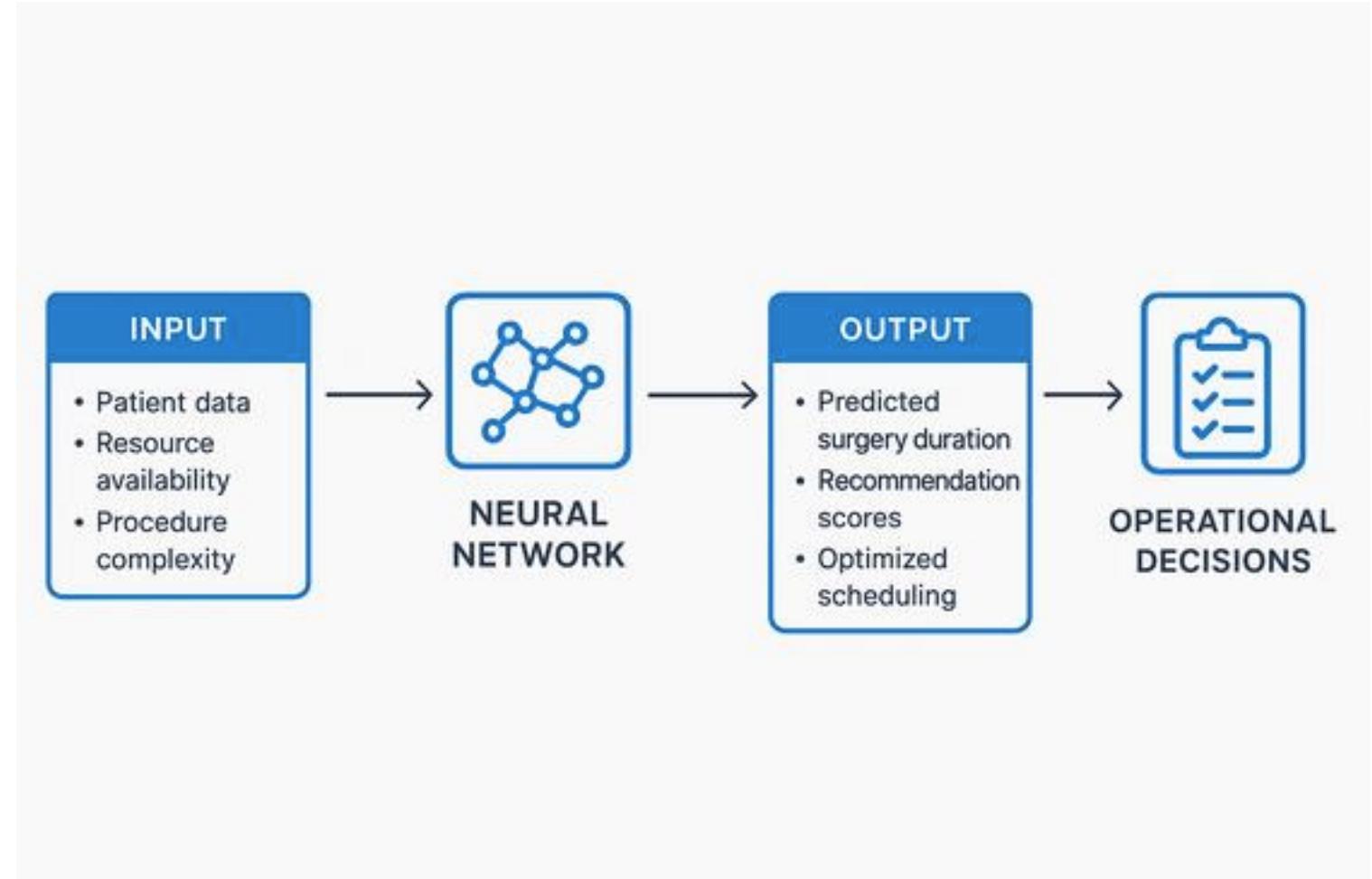
- **Preoperatorie:** nome della procedura, urgenza, chirurgo, anestesista, sala operatoria, ecc.
- **Intraoperatorie:** farmaci somministrati, eventi (induzione, uso del laccio, ecc.), parametri vitali (frequenza cardiaca, ossigeno inspirato, BIS, ecc.).

Architettura del modello:

Variabili categoriche →
trasformate con *vector embedding*

Dati temporali intraoperatori
→ gestiti con *LSTM* (reti
ricorrenti)

Tutto concatenato e
processato da una rete
densa multilayer.



Confronto:

- MANN vs approccio Bayesiano vs durata programmata (naïve).

Metriche:

- CRPS (Continuous Ranked Probability Score):** misura l'errore temporale in minuti.
- Scenario clinico simulato:** capacità di prevedere se un intervento sarebbe finito oltre le 15:00 (fine turno), utile per evitare straordinari del personale.
- Analisi di trasferibilità:** test su ospedali diversi per valutare la generalizzabilità del modello.

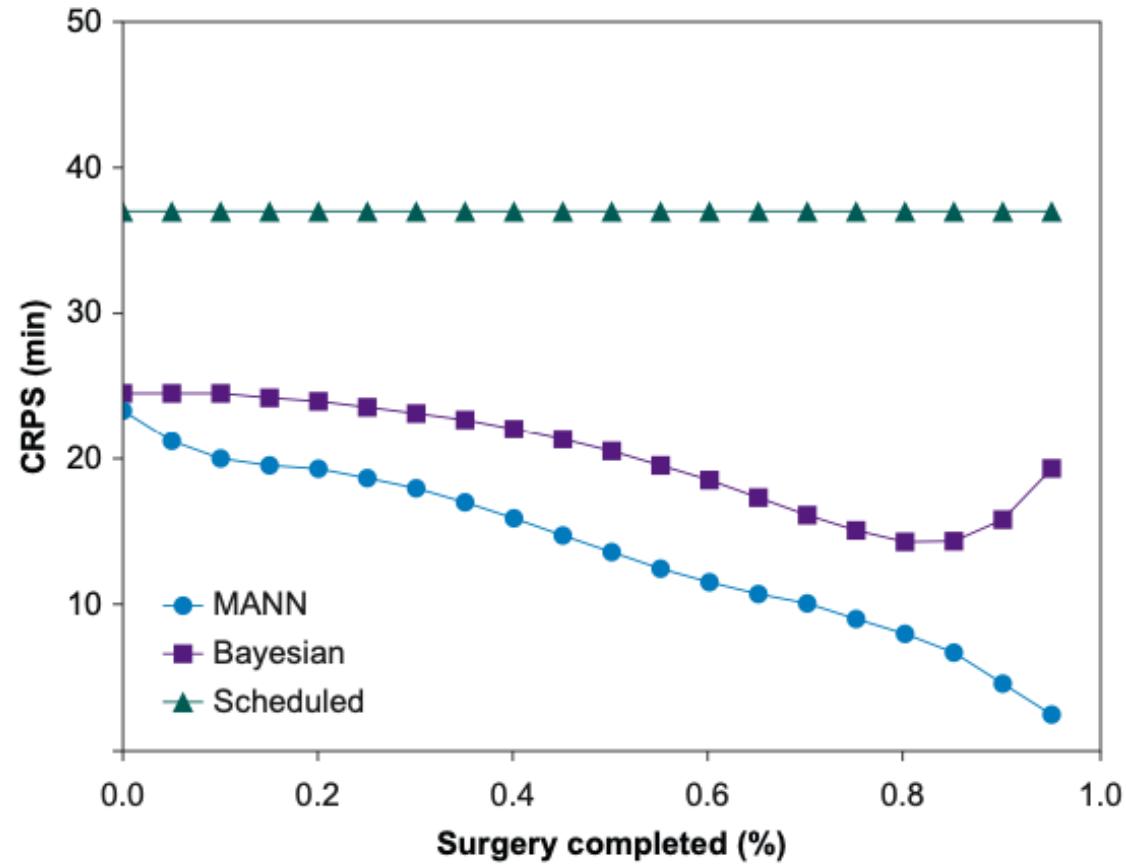


Fig 3. Time error of different approaches to predicting surgical duration. CRPS, continuous ranked probability score; MANN, modular artificial neural network.

RISULTATI PRINCIPALI

• Accuratezza globale:

- MANN ha avuto l'errore medio più basso ($CRPS \approx 13,8$ min).
- Bayesiano: $CRPS \approx 20,3$ min.
- Durata programmata: $CRPS \approx 37$ min. → La rete neurale è stata significativamente più precisa ($\approx 6,4$ min di miglioramento rispetto al Bayesiano).

• Previsione di straordinari (oltre le 15:00):

- A 1h dalla fine del turno, MANN ha raggiunto **89% di accuratezza**, contro 80% del Bayesiano e 78% del naïve.
- Sensibilità e specificità migliori, con meno falsi positivi (meno cambi di staff inutili).

• **TRASFERIBILITÀ:**

- Il modello ha mantenuto buone prestazioni anche in ospedali comunitari con volumi più bassi
- La versione “transfer-MANN” (riaddestrata parzialmente) ha avuto performance superiori rispetto a un modello isolato

• **IMPLICAZIONI ECONOMICHE:**

- Migliore previsione → riduzione di ore di straordinario e costi associati
- Evita cambi di staff non necessari, migliorando sicurezza e soddisfazione del personale

- Una **rete neurale modulare che integra dati preoperatori e intraoperatori** è molto più efficace di approcci tradizionali (Bayesiani o basati solo sulla durata programmata)
- Offre **supporto decisionale in tempo reale** per i manager di sala
- Può ridurre costi, straordinari e migliorare l'efficienza del blocco operatorio.
- È **generalizzabile** anche in contesti diversi (non solo ospedali accademici).



www.surgicalneurologyint.com



Surgical Neurology International

Editor-in-Chief: Nancy E. Epstein, MD, Professor of Clinical Neurosurgery, School of Medicine, State U. of NY at Stony Brook.

SNI: Computational

Editor

Pieter L. Kubben, MD, PhD

Maastricht University Medical Center, Maastricht, The Netherlands



Original Article

Optimizing neurosurgical operating room schedule: Integrating machine learning models for operative time prediction and schedule design

Karim Rizwan Nathani¹, Laura A. Machlab¹, Hendrik L. von Kentzinsky¹, Emily Feng¹, Nishantha Michael Jayasuriya¹, Ali-Muhammad Nathani², Sufyan Ibrahim¹, Archis Bhandarkar¹, Paul C. Timm¹, Rushna Ali¹, Rabih G. Tawk³, Brett Freedman⁴, Mohamad Bydon⁵

¹Department of Neurologic Surgery, Mayo Clinic, Rochester, ²Department of Mathematics and Computer Science, Southwest Minnesota State University, Marshall, Minnesota, ³Department of Neurologic Surgery, Mayo Clinic, Jacksonville, Florida, ⁴Department of Orthopedic Surgery, Mayo Clinic, Rochester, Minnesota, ⁵Department of Neurological Surgery, University of Chicago, Chicago, United States.

PROBLEMI AFFRONTATI

- La programmazione delle sale operatorie (OR) si basa spesso su stime soggettive dei chirurghi
- Errori di previsione portano a sprechi di tempo e risorse: ogni minuto di sala operatoria costa circa 36 \$.
- Nei grandi sistemi ospedalieri (es. Mayo Clinic con 140 OR) l'impatto economico è enorme.

OBIETTIVO

- Creare un modello predittivo di durata degli interventi neurochirurgici.
- Integrare il modello in un sistema di scheduling per ridurre tempi morti e migliorare l'utilizzo delle risorse.

METODOLOGIA

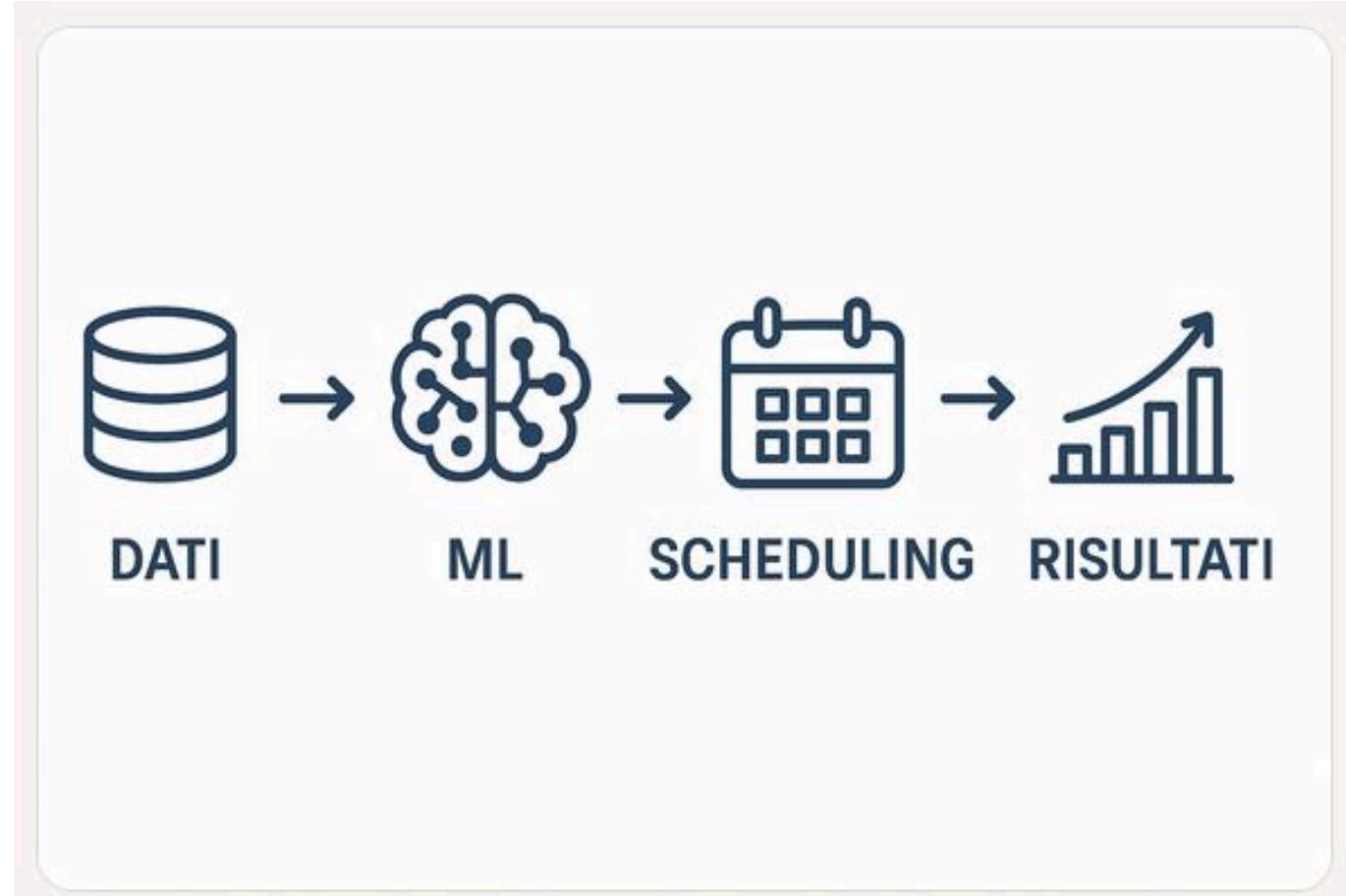
→ **Dataset:** 40.655 pazienti (2018–2023) da tre centri Mayo Clinic.

• Variabili: età, sesso, BMI, comorbidità, CPT codes (per classificare i tipi di intervento).

→ **Modelli testati:**

- Linear Regression (LR)
- Support Vector Regression (SVR)
- Deep Neural Network (DNN)
- Extreme Gradient Boosting Regression (XGBR)

→ **Algoritmo di scheduling:** *First Fit Decreasing bin-packing* (ogni sala = “contenitore” da 9,5 ore; ogni intervento = “oggetto” con durata prevista + 25 min di pulizia).



-  **DATI:** raccolta dal registro multicentrico (variabili cliniche e demografiche).
-  **ML:** applicazione dei modelli (LR, SVR, DNN, XGBR).
-  **SCHEDULING:** integrazione con algoritmo *First Fit Decreasing bin-packing*.
-  **RISULTATI:** riduzione sprechi, maggiore efficienza, ottimizzazione delle sale operatorie.

RISULTATI

→ **XGBR** è il modello migliore:

- RMSE = 52.24 min
- MAE = 37.25 min
- $R^2 = 0.76$

→ Simulazione con 30 interventi:

- Cranici programmati in 4 giorni
- Spinali programmati in 6 giorni
- Residuo minimo di tempo non utilizzato (86 min craniale, 171 min spinale).

→ Errori più bassi per procedure semplici (es. neuroplastica periferica, MAE ≈ 10 min).

→ Errori più alti per procedure complesse (es. tumori infratentoriali, MAE ≈ 94 min).

Model	RMSE (min)	MAE (min)	R ²
LR	66.51	44.57	0.63
SVR	56.58	40.74	0.72
DNN	61.38	42.11	0.68
XGBR	52.24	37.25	0.76

RMSE (errore quadratico medio)

MAE (errore assoluto medio)

R² (capacità del modello di spiegare la variabilità)

Il modello **XGBoost** risulta il più performante, con:

- RMSE: 52.24 min
- MAE: 37.25 min
- R²: 0.76

- L'integrazione di ML migliora la precisione delle stime e l'efficienza della programmazione
- Riduce sprechi, tempi di attesa e rischio di sovra/sotto-utilizzo delle sale
- Modelli specifici per la neurochirurgia sono più accurati rispetto a modelli generici.
- Potenziale impatto positivo su costi, outcome clinici e soddisfazione dei pazienti.

STRENGTHPOINTS

Grande dataset multicentrico.
Confronto tra diversi algoritmi ML.
Integrazione con un algoritmo pratico di scheduling.
Applicazione reale simulata su casi test.

LIMITATIONS

Errori elevati per procedure complesse → servono più variabili cliniche (es. imaging, complessità tecnica).
Studio retrospettivo, non ancora validato in trial prospettici.
Applicazione limitata a un singolo sistema ospedaliero (Mayo Clinic).

SPUNTI DI RIFLESSIONE

Questo approccio potrebbe essere esteso ad altre specialità chirurgiche.
L'uso di ML nella sanità non è solo tecnologico, ma anche organizzativo: riduce costi e migliora la qualità percepita dai pazienti.
La sfida futura sarà integrare dati clinici più granulari e validare il modello in contesti diversi.

> [J Med Syst.](#) 2024 Feb 14;48(1):19. doi: 10.1007/s10916-024-02038-2.

Artificial Intelligence in Operating Room Management

Valentina Bellini ¹, Michele Russo ¹, Tania Domenichetti ¹, Matteo Panizzi ¹, Simone Allai ¹,
Elena Giovanna Bignami ²

Affiliations + expand

PMID: 38353755 PMCID: [PMC10867065](#) DOI: 10.1007/s10916-024-02038-2

→ Algoritmi di machine learning come XG-boost, random forest e neural networks hanno dimostrato la loro efficacia nel migliorare l'accuratezza predittiva e l'utilizzazione delle risorse.

25-28 NOVEMBRE 2025
AREZZO FIERE E CONGRESSI

20
Years
2005-2025

Impatto e potenziale

- Miglioramento dell'efficienza ospedaliera
- Riduzione dei tempi di attesa e dei costi
- Ottimizzazione delle risorse umane e materiali
- Potenziale per migliorare gli outcome dei pazienti

Sfide e ostacoli

- **Accesso ai dati e privacy**
- **Scarsa familiarità dei clinici con ML** → esitazione nell'adozione
- **Preoccupazioni etiche e legali** (responsabilità, decisioni automatizzate)
- **Mancanza di validazione clinica** in ambienti reali
- **Comunicazione interdisciplinare** tra ingegneri e medici spesso carente

Performance

Alcuni modelli hanno raggiunto **accuratezza >90%** nella previsione della domanda giornaliera di sala operatoria

I modelli personalizzati per reparto o chirurgo hanno mostrato **prestazioni superiori** rispetto ai modelli generici

Solo 1 studio è un trial clinico randomizzato → serve più validazione sperimentale

COSA MANCA ANCORA???

- **INTEGRAZIONE COMPLETA** → molti sistemi operano in silos (solo pianificazione o solo imaging). Serve un ecosistema unico che gestisca tutto il percorso chirurgico
- **STANDARDIZZAZIONE** → mancano protocolli condivisi tra ospedali per l'uso dell'IA nella gestione delle liste operatorie

- **GESTIONE DELLE VARIABILI UMANE** → assenze improvvise di personale, emergenze ed imprevisti non sempre sono gestiti in tempo reale dai sistemi attuali
- **TRASPARENZA ED ACCETTAZIONE CLINICA** → alcuni chirurghi ed amministratori sono ancora diffidenti verso algoritmi «black box»
- **SCALABILITÀ** → molte soluzioni sono piloti o progetti locali; la diffusione su larga scala è ancora limitata

OPPORTUNITA' FUTURE

- **IA PREDITTIVA INTEGRATA** con cartelle cliniche elettroniche per aggiornare automaticamente le liste
- **SISTEMI DI SIMULAZIONE MULTI-VARIABILE** che tengano conto di imprevisti e ricalcolino in tempo reale
- **DASHBOARD UNIFICATE** per chirurghi ed amministratori, con analisi predittive e suggerimenti di riorganizzazione

....ma soprattutto...

- **COLLABORAZIONE UOMO-MACCHINA → IA come assistente decisionale, non sostituto, per garantire fiducia ed adozione**

Nella pratica, l'IA sta già rivoluzionando la gestione delle liste operatorie, ma la vera sfida è PASSARE DA SOLUZIONI FRAMMENTATE A PIATTAFORME INTEGRATE che rendano l'intero processo chirurgico più fluido, equo, sostenibile.

Grazie per l'attenzione