

# INDICE

## ABSTRACT

<b>1. INTRODUZIONE.....</b>	<b>1</b>
1.1 SISTEMA DI EMERGENZA- PRONTO SOCCORSO.....	2
1.2 IL TRIAGE.....	3
1.2.1 IL TRIAGE IN ITALIA.....	4
1.2.2 IL TRIAGE NEL MONDO.....	6
1.3 L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE.....	9
1.3.1 L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE IN MEDICINA.....	10
<b>2. OBIETTIVI.....</b>	<b>11</b>
<b>3. MATERIALI E METODI.....</b>	<b>12</b>
3.1 MODELLO PICOM.....	12
3.2 MOTORI DI RICERCA E STRINGHE DI RICERCA.....	12
3.3 CRITERI DI INCLUSIONE/ESCLUSIONE.....	14
3.4 FLOW CHART.....	16
<b>4. RISULTATI.....</b>	<b>17</b>
4.1 TABELLA ESTRAPOLATIVA DEI DATI.....	17
<b>5. DISCUSSIONE.....</b>	<b>39</b>
<b>6. CONCLUSIONI.....</b>	<b>44</b>

## BIBLIOGRAFIA

## SITOGRAFIA



# ABSTRACT

## BACKGROUND

Il triage è un processo cruciale del Servizio Sanitario, fondamentale per assicurare il giusto livello di cure in base alla gravità delle condizioni dei pazienti, ottimizzando i tempi di trattamento e l'utilizzo delle risorse. Gli attuali strumenti di triage non garantiscono ancora un impeccabile grado di accuratezza nel predire alcuni *outcomes*, tra cui utilizzo delle risorse, necessità di ricovero, o condizione clinica dei pazienti, aumentando così la possibilità di situazioni come sovraffollamento e prolungamento dei tempi di attesa, spreco di risorse o assegnazione errata del codice di priorità, con conseguente aumento della mortalità. A questo si aggiunge il continuo aumento annuo degli accessi al Dipartimento d'Emergenza e la sempre maggiore carenza di risorse, che mettono di conseguenza in crisi il Sistema Sanitario, rendendo così necessaria la messa in atto di soluzioni.

L'obiettivo di questa revisione è indagare se l'utilizzo di una tecnologia sempre più all'avanguardia, ovvero l'Intelligenza Artificiale, potrà supportare gli infermieri triagisti nella loro pratica quotidiana, col fine di migliorare il *workflow* all'interno del Pronto Soccorso e ridurre l'incidenza di esiti negativi, sia per i professionisti che per i pazienti.

## MATERIALI E METODI

È stata condotta una revisione della letteratura attraverso la stesura di un modello PICOM all'interno delle banche dati MEDLINE, con motore di ricerca PubMed, e Google Scholar, oltre che una ricerca manuale per argomento in entrambe le banche dati.

Sono stati applicati i seguenti criteri di inclusione: Studi su soggetti umani; Accesso al *free full text*; Qualsiasi tipologia di studio; Articoli degli ultimi 5 anni (2018-2023); Lingua inglese; Qualsiasi tipo di *outcome* misurato, purché sia relativo al triage e raggiunto con il supporto dell'IA; Qualsiasi intervento effettuato, purché sia relativo al triage e condotto mediante l'utilizzo dell'IA. I criteri di esclusione applicati sono invece i seguenti: Studi su soggetti animali; Mancato accesso al *free full text*; Articoli pubblicati negli anni precedenti al 2018; Lingua inglese non disponibile; Studi che hanno approfondito l'utilizzo dell'intelligenza artificiale in specifiche condizioni cliniche e specializzazioni della medicina (dermatologia, oftalmologia, pneumologia, radiologia,

etc..), che quindi non migliorano la capacità dell'infermiere triagista di determinare, in tempi brevissimi, il grado di criticità di un paziente; *Outcomes* raggiunti senza l'utilizzo dell'IA; Interventi effettuati senza l'utilizzo dell'IA.

## **RISULTATI**

Successivamente alla stesura della Flow-chart e alla selezione degli studi, secondo i criteri sopracitati, sono stati inclusi nella revisione un totale di 15 articoli, riassunti in una tabella estrapolativa dei dati. I principali *outcomes* misurati dagli autori sono: necessità di risorse per singolo paziente; necessità di ricovero ospedaliero; mortalità; tempo medio di triage; grado di severità delle condizioni cliniche; capacità dell'uomo di individuare gli errori commessi dall'Intelligenza Artificiale; *overtriage* e *undertriage*.

## **CONCLUSIONI**

Dall'analisi dei dati, ottenuti dai 15 articoli revisionati, si evince come l'IA sarà in grado di migliorare la capacità di *decision making* dei professionisti e ottimizzare il *workflow* all'interno del Dipartimento d'Emergenza. Si prevede infatti che, attraverso la collaborazione con questa innovazione, si potrà migliorare l'assistenza erogata, soprattutto in casi di scarsità di risorse, di mancata esperienza dei professionisti oppure di sovraffollamento del Pronto Soccorso. Tuttavia ulteriori studi si rendono necessari al fine di superare alcune difficoltà che ostacolano l'implementazione di questa tecnologia sul campo, come ad esempio la necessità di avere un certo grado di controllo sull'IA in modo da non abbassare il livello di critica e di attenzione, ottenibile solamente mediante una adeguata formazione, oppure l'importanza di aumentare ancora di più l'accuratezza predittiva di tale tecnologia, in modo da evitare casi di *overtriage* e *undetriage*.

PAROLE CHIAVE: intelligenza artificiale, machine learning, triage, nursing triage

## Abbreviazioni

- ATC: Australasian Triage Category;
- AUC: Area Under the Curve;
- AVPU: Alert-Verbal-Pain-Unresponsive;
- BERT-KTAS: Bidirectional Encoder Representation from Transformers-KTAS
- CDSSs: Clinical Decision Support Systems;
- CER: Character Error Rate;
- ChatGPT: Chat Generative Pre-trained Transformer;
- CTAS: Canadian Triage and Acuity Scale;
- DEA: Dipartimento di Emergenza-Urgenza ed Accettazione;
- DM: Decreto Ministeriale;
- DNN: Deep Neural Network;
- DPR: Decreto del Presidente della Repubblica;
- ESI: Emergency Severity Index;
- GAP: GCS-Age-Arterial Pressure;
- GCS: Glasgow Coma Scale;
- GCS-m: GCS-motor;
- IA: Intelligenza Artificiale;
- ICD: International Classification of Diseases;
- KTAS: Korean Triage and Acuity Scale;
- MGAP: Mechanism-GCS-Age-Arterial Pressure;
- MTS: Manchester Triage Scale;
- MWES: Modified Early Warning Score;
- NEWS: National Early Warning Score;
- NTS: New Trauma Scale;
- PRISMA: Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses;
- PS: Pronto Soccorso;
- qSOFA: Quick Sepsis-related Organ Failure Assessment
- RTS: Revised Trauma Score;
- SHAP: Shapley Additive explanation;

- SOFA: Sepsis-related Organ Failure Assessment
- TRIAGES: Trauma Rating Index in Age, GCS, Respiratory rate and Systolic Blood Pressure;
- TRISS: Trauma and Injury Severity Score;
- UTI: Unità di Terapia Intensiva;
- XGBoost: eXtreme Gradient Boosting;

# 1. INTRODUZIONE

L'Intelligenza Artificiale (IA), in un futuro non molto lontano, potrà sostenere e supportare i professionisti in una pratica critica e vitale propria del Servizio d'Emergenza e Urgenza, il *triage*. Tale studio nasce da un'esperienza vissuta durante il periodo di tirocinio presso l'Unità Operativa di Pronto Soccorso, nella quale sono state rilevate alcune criticità e problematiche relative all'attività quotidiana della stessa, soprattutto mediante l'ascolto delle testimonianze di pazienti e professionisti sanitari. Tra queste le principali sono:

- sovraffollamento delle sale d'attesa, un fenomeno a livello internazionale (Hoot et al., 2008), causato da numerosi fattori, tra cui il rallentamento del flusso di triage dovuto ad una sempre in aumento complessità dei pazienti o alla carenza di personale (Derlet et al., 1999). Questo porta di conseguenza ad un prolungamento dei tempi di attesa con aumento della probabilità di eventi avversi, tra cui episodi di violenza contro i professionisti, stimati sui 3000 casi l'anno di cui l'82.7% durante l'attività di triage (Simeu, 2023), oppure dilazionamento dei trattamenti vitali per pazienti a cui è stato associato un codice di gravità non adeguato, con possibile aumento della mortalità (Baricchi et al., 2011);
- aumentato rischio di burnout dello staff causato dalla sempre maggiore pressione, psicologica, emozionale e fisica, determinata dai tempi brevissimi nei quali devono prendere delle decisioni, in questo caso cruciali (Moukarzel et al., 2019);
- necessità di allocare correttamente le risorse al fine di garantire la massima efficienza nel trattamento dei pazienti e ridurre così i tempi d'attesa, evitando esami e procedure superflue (Kanzaria et al., 2015);
- eventualità di errore nella determinazione del codice di priorità dovuto all'incertezza insita nel processo stesso di triage, pur essendo gli infermieri formati appositamente per tale pratica, con la possibilità di insorgenza di eventi sentinella, come rimarcato dalla Raccomandazione Ministeriale n. 15 del 2013, denominata "Morte o grave danno conseguente a non corretta identificazione del codice triage nella Centrale Operativa 118 e/o all'interno del Pronto Soccorso".

Una recente rilevazione del 2022, ad opera di Simeu (Società Italiana di Medicina d'Emergenza e Urgenza), evidenzia come il Pronto Soccorso italiano sia allo stremo a

causa di un incremento del numero degli accessi (20% in più rispetto al 2021) e della diminuzione degli operatori (dimissione dal P.S. di circa 100 medici al mese e non minore per infermieri). Risulta quindi necessaria, come rimarcato da Fabio De Iaco, Presidente Nazionale Simeu, in un'intervista a TrendSanità, la messa in atto di soluzioni e provvedimenti per risolvere quella che risulta essere una vera e propria crisi del Sistema Sanitario.

## 1.1 SISTEMA DI EMERGENZA - PRONTO SOCCORSO

Il Sistema di Emergenza-Urgenza in ambito sanitario, considerato come insieme di funzioni di soccorso, trasporto e comunicazione, con il fine di garantire assistenza in casi critici, nasce in Italia grazie al D.P.R. 27.03.1992, denominato "*Atto di indirizzo e coordinamento alle regioni per la determinazione dei livelli di assistenza sanitaria di emergenza*". Con questo vengono organizzate le attività di emergenza e urgenza, che si suddividono nel sistema di allarme sanitario, assicurato dalla Centrale Operativa tramite numero telefonico unico nazionale 118, e nel sistema di accettazione e di emergenza sanitaria, costituito dal servizio di Pronto Soccorso e dal Dipartimento di Emergenza. Vengono inoltre definite le funzioni svolte dal Pronto Soccorso, all'interno del quale deve essere garantito il primo accertamento mediante interventi diagnostico-terapeutici strumentali e di laboratorio in urgenza, compatibili con le specializzazioni di cui è dotato, oltre che gli interventi fondamentali per la stabilizzazione delle funzioni vitali dei pazienti. Successivamente con il D.M. 70 del 20.04.2015, denominato "*Regolamento recante definizione degli standard qualitativi, strutturali, tecnologici e quantitativi relativi all'assistenza ospedaliera*", sono state individuate le varie tipologie di strutture ospedaliere, necessarie per rispondere alle diverse necessità assistenziali, articolate su quattro livelli:

- Ospedale sede di Pronto Soccorso, il quale presenta un bacino di utenza compreso tra 80.000 e 150.000 abitanti ed un numero di accessi annuo superiore a 20.000 unità;
- Presidi Ospedalieri in zone particolarmente disagiate, per garantire assistenza efficace in luoghi nei quali vengono superati i tempi limite per il raggiungimento di centri *hub* o *spoke*, anche di regioni confinanti;



- Ospedale sede di D.E.A. (Dipartimento di Emergenza-Urgenza e Accettazione) di I Livello (*spoke*), con un bacino di utenza compreso tra 150.000 e 300.000 abitanti e un numero di accessi superiore a 45.000 unità;
- Ospedale sede di D.E.A. di II Livello (*hub*), il quale gestisce un *target* di 600.000 fino a 1.200.000 abitanti e accessi annui superiori a 70.000 unità.

Il Pronto Soccorso gestisce quei casi che richiedono interventi diagnostici e terapeutici in tempi brevi non risolvibili in altri modi, come ad esempio attraverso la rete territoriale, costituita dai medici di medicina generale, dai pediatri di libera scelta e dai medici della continuità assistenziale. L'accesso ad esso è regolato da un sistema di valutazione della severità degli assistiti, il *triage*.

## 1.2 IL TRIAGE

La pratica del *triage*, come riportato da Phil Nestor in una pubblicazione del 2003 sul "*Journal of Emergency Primary Health Care*", nasce nel XVII secolo per esigenze di guerra. A tale periodo risalgono infatti i primi documenti riguardanti l'attività sistematica di distribuzione delle cure mediche a soldati feriti o malati, assicurata da chirurghi militari direttamente sul campo di battaglia. In particolare, la maggioranza degli studiosi associa il primo modello formale di *triage* al capo-chirurgo dell'armata francese napoleonica, *Baron Dominique-Jean Larrey*, il quale ha evidenziato la necessità di valutare, classificare e trattare il prima possibile le vittime che richiedevano assistenza immediata durante lo scontro, senza aspettare le ore oppure i giorni successivi. Difatti il termine *triage* deriva dalla parola francese "*trier*", che significa scegliere, filtrare, classificare. Interessante una frase da lui pronunciata, riportata da Iserson et al. in una dettagliata revisione del 2007 sulla storia del *triage*, la quale va a costituire la regola su cui si fonda l'attività di selezione dei pazienti da trattare: "Coloro che sono gravemente feriti dovrebbero ricevere le prime attenzioni, senza distinzione di rango. Coloro che sono invece feriti in misura minore dovranno attendere finché i loro commilitoni non siano stati operati e medicati, altrimenti questi ultimi non sopravviverebbero ulteriore tempo e difficilmente fino al giorno seguente". Le sale d'attesa dei Pronto Soccorso ad oggi potrebbero essere paragonate ad un campo di battaglia, data la presenza di una moltitudine

di pazienti che presentano un'enorme varietà di condizioni cliniche, tra le quali le più critiche devono essere riconosciute e trattate immediatamente.

### 1.2.1 IL TRIAGE IN ITALIA

Il *Triage*, secondo le “*Linee di indirizzo Nazionali sul Triage Intraospedaliero*” introdotte con l’Accordo Stato-Regioni del 25.10.2001, è uno strumento organizzativo con la funzione di governo degli accessi al Pronto Soccorso, mediante la definizione del livello di priorità con cui il paziente verrà visitato dal medico. Secondo il suddetto documento l’attività di *trriage* deve essere svolta da un infermiere esperto e specificatamente formato per tale funzione, capace di determinare un codice di gravità per ogni paziente in base a segni, sintomi, rischio evolutivo e disponibilità di risorse, al fine di evidenziare un rischio o uno stato di pericolo per la vita. Con l’aggiornamento delle Linee Guida, effettuato dal Ministero della Salute nel 2019, si vede l’introduzione di una nuova codifica, l’azzurro, la quale, unendosi alle altre quattro già presenti, va a costituire un sistema di triage basato su 5 livelli (Figura 1), uno dei modelli più affidabili e validi per la corretta classificazione degli assistiti (Christ et al., 2010).

Codice		Denominazione	Definizione	Tempo Massimo di attesa per l'accesso alle aree di trattamento
Numero	Colore			
1	ROSSO	EMERGENZA	INTERRUZIONE O COMPROMISSIONE DI UNA O PIÙ FUNZIONI VITALI	ACCESSO IMMEDIATO
2	ARANCIONE	URGENZA	RISCHIO DI COMPROMISSIONE DELLE FUNZIONI VITALI. CONDIZIONE CON RISCHIO EVOLUTIVO O DOLORE SEVERO	ACCESSO ENTRO 15 MINUTI
3	AZZURRO	URGENZA DIFFERIBILE	CONDIZIONE STABILE SENZA RISCHIO EVOLUTIVO CON SOFFERENZA E RICADUTA SULLO STATO GENERALE CHE SOLITAMENTE RICHIEDE PRESTAZIONI COMPLESSE	ACCESSO ENTRO 60 MINUTI
4	VERDE	URGENZA MINORE	CONDIZIONE STABILE SENZA RISCHIO EVOLUTIVO CHE SOLITAMENTE RICHIEDE PRESTAZIONI DIAGNOSTICO TERAPEUTICHE SEMPLICI MONO-SPECIALISTICHE	ACCESSO ENTRO 120 MINUTI
5	BIANCO	NON URGENZA	PROBLEMA NON URGENTE O DI MINIMA RILEVANZA CLINICA	ACCESSO ENTRO 240 MINUTI

Figura 1: Nuova codifica di priorità e relativi tempi di attesa; Fonte: *Ministero della Salute, 2019*

In Italia il sistema per la classificazione dei pazienti è basato sul concetto di “*triage globale*”, ovvero sulla raccolta di dati sia oggettivi che soggettivi, tenendo conto delle risorse disponibili. Tale metodologia può essere suddivisa in quattro fasi principali, come riportate dal Gruppo Formazione Triage (2023):

1- Fase della Valutazione sulla porta, dove l’infermiere analizza, mediante l’osservazione visiva della persona, la condizione clinica apparente di quest’ultima (colorito cutaneo, andatura, postura, interazione con gli altri e con l’ambiente, espressione del viso);

2- Fase della Raccolta dati, sia soggettivi, quindi riferiti dal paziente o accompagnatori, sia oggettivi, mediante esame fisico e rilevazione dei parametri vitali. Due scale di valutazione molto importanti sono utilizzate in questa fase: la *Glasgow Coma Scale* (GCS), una scala di valutazione dello stato neurologico dei pazienti, coniata nel 1974 dai professori *Graham Teasdale* e *Bryan Jennet* (Jain et al., 2023), e la *Revised Trauma Score* (RTS), una scala consigliata dall’ “*American College of Surgeons*” per il giudizio dei pazienti sulla base del punteggio GCS, della pressione arteriosa sistolica e della frequenza respiratoria (Reynolds et al., 2017);

3- Fase della Decisione di *Triage*, mediante l’attribuzione del codice di triage, quindi decisione della priorità con cui il paziente accederà al trattamento (es. visita medica);

4- Fase della Rivalutazione, nella quale l’infermiere triagista rivaluta periodicamente gli utenti, già sottoposti a triage, in base al codice di priorità assegnato, modificandolo se reso necessario.

Negli ultimi anni, in seguito alle indicazioni dettate dalla Conferenza Stato-Regioni del 07.02.2003, sono state introdotte delle modalità di triage particolari, rivolte soprattutto a pazienti che richiedono prestazioni a bassa complessità, con l’obiettivo di migliorare il *workflow* all’interno del Pronto Soccorso, sulla base di protocolli locali. Tra queste troviamo il *See and Treat*, un modello organizzativo nel quale un infermiere con formazione specifica tratta il paziente e lo dimette, previo confronto con il medico, e il *Fast Track*, un sistema di risposta a urgenze minori mono-specialistiche (dermatologia, otorinolaringoiatria, ginecologia, odontoiatria) in cui il paziente viene inviato allo specialista direttamente dal *triage*, attenendosi a dei criteri di inclusione ed esclusione.

## 1.2.2 IL TRIAGE NEL MONDO

Il significato del *triage* rimane lo stesso quando applicato in diversi contesti, ma può assumere molteplici forme. Ciò si può notare dalla moltitudine di modelli di valutazione esistenti nei vari Paesi, tutti con lo stesso obiettivo di predire nel modo più accurato possibile gli *outcomes* negativi, oltre che migliorare il comfort e il flusso di lavoro all'interno del Dipartimento d'Emergenza, sia per gli utenti che per i professionisti. Risulta importante la citazione dei suddetti modelli poiché è con essi che l'Intelligenza Artificiale dovrà confrontarsi per sviluppare e migliorare la sua capacità di previsione. I principali tra questi sono:

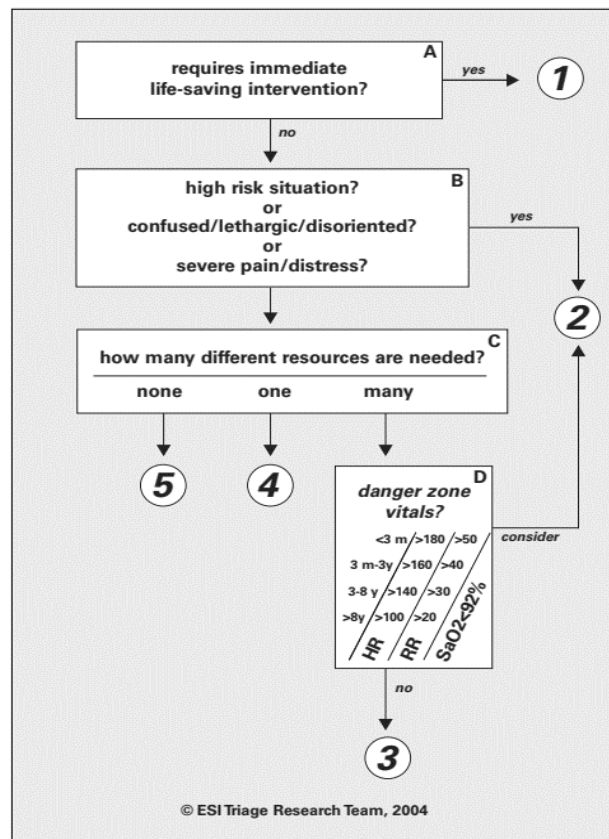
- *Australasian Triage Scale (ATS)*, una scala di valutazione conosciuta dall' "*Australasian College for Emergency Medicine*" verso la fine degli anni novanta. Si tratta di un modello per il triage di pazienti adulti su 5 livelli, basato su predittori clinici di severità (vie aeree, respirazione, circolazione e stato neurologico), dove ad ognuno di essi è associato un tempo limite per il trattamento (Figura 2). Tale modello però presenta un'affidabilità complessiva accettabile nel categorizzare i pazienti (Ebrahimi et al., 2015), che si riduce in casi di disturbi mentali o gravidanza (Gerdtz et al., 2009);

Australasian Triage Scale Category	Treatment Acuity (Maximum waiting time for medical assessment and treatment)	Performance Indicator Threshold
ATS 1	Immediate	100%
ATS 2	10 minutes	80%
ATS 3	30 minutes	75%
ATS 4	60 minutes	70%
ATS 5	120 minutes	70%

Figura 2: algoritmo *Australasian Triage Scale*; Fonte: *Australasian College for Emergency*

- *Emergency Severity Index (ESI)*, un modello di triage statunitense sviluppato nel 1998 dai medici d'urgenza *Richard Wuerz* e *David Eitel* (*ESI Implementation Handbook Version 4, 2005*). Si tratta di una scala a 5 livelli, dove 5 indica la minor gravità e 1 la maggiore, che ha dimostrato eccellente accuratezza nel predire il tasso di ospedalizzazione dei pazienti, oltre che la possibilità di predire la necessità di risorse, il tempo medio di permanenza in Pronto Soccorso e la mortalità a sei mesi (Tanabe et al.,

2004). I segni vitali presi in considerazione per la determinazione del livello di severità riguardano lo stato circolatorio e respiratorio, come riportato dallo schema nella *Figura 3*, mentre nella *Figura 4* troviamo delle note che chiarificano alcuni passaggi dell'algoritmo ESI, fondamentali per la comprensione di come questa scala può essere efficace nel determinare quali risorse saranno necessarie per il trattamento di un singolo paziente (ESI Implementation Handbook Version 4, 2005);



*Figura 3: Algoritmo ESI; Fonte: ESI Implementation Handbook Version 4;*

**Notes:**

A. **Immediate life-saving intervention required:** airway, emergency medications, or other hemodynamic interventions (IV, supplemental O2, monitor, ECG or labs DO NOT count); and/or any of the following clinical conditions: intubated, apneic, pulseless, severe respiratory distress, SPO<sub>2</sub><90, acute mental status changes, or unresponsive.  
**Unresponsiveness** is defined as a patient that is either:  
 (1) nonverbal and not following commands (acutely); or  
 (2) requires noxious stimulus (P or U on AVPU) scale.

B. **High risk situation** is a patient you would put in your last open bed.  
**Severe pain/distress** is determined by clinical observation and/or patient rating of greater than or equal to 7 on 0-10 pain scale.

C. **Resources:** Count the number of different types of resources, not the individual tests or x-rays (examples: CBC, electrolytes and coags equals one resource; CBC plus chest x-ray equals two resources).

Resources	Not Resources
<ul style="list-style-type: none"> <li>Labs (blood, urine)</li> <li>ECG, X-rays</li> <li>CT-MRI-ultrasound-angiography</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>History &amp; physical (including pelvic)</li> <li>Point-of-care testing</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>IV fluids (hydration)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Saline or heplock</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>IV or IM or nebulized medications</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>PO medications</li> <li>Tetanus immunization</li> <li>Prescription refills</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>Specialty consultation</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Phone call to PCP</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>Simple procedure =1 (Iac repair, foley cath)</li> <li>Complex procedure =2 (conscious sedation)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Simple wound care (dressings, recheck)</li> <li>Crutches, splints, slings</li> </ul>

D. **Danger Zone Vital Signs**  
 Consider uptriage to ESI 2 if any vital sign criterion is exceeded.  
**Pediatric Fever Considerations**  
 1 to 28 days of age: assign at least ESI 2 if temp >38.0 C (100.4F)  
 1-3 months of age: consider assigning ESI 2 if temp >38.0 C (100.4F)  
 3 months to 3 yrs of age: consider assigning ESI 3 if: temp >39.0 C (102.2 F), or incomplete immunizations, or no obvious source of fever

© ESI Triage Research Team, 2004 – (Refer to teaching materials for further clarification)

Figura 4: note di chiarimento scala ESI; Fonte: *ESI Implementation Handbook Version 4*;

- *Korean Triage and Acuity Scale (KTAS)*, un sistema di triage a 5 livelli sviluppato in Korea nel 2012, per la classificazione dei pazienti attraverso un algoritmo che va a valutare la prima impressione, anamnesi infettiva, sintomi principali e considerazioni primarie e secondarie (Joonbum Park et Taeho Lim, 2017). Di seguito è riportato lo schema riassuntivo del processo decisionale (Figura 5).

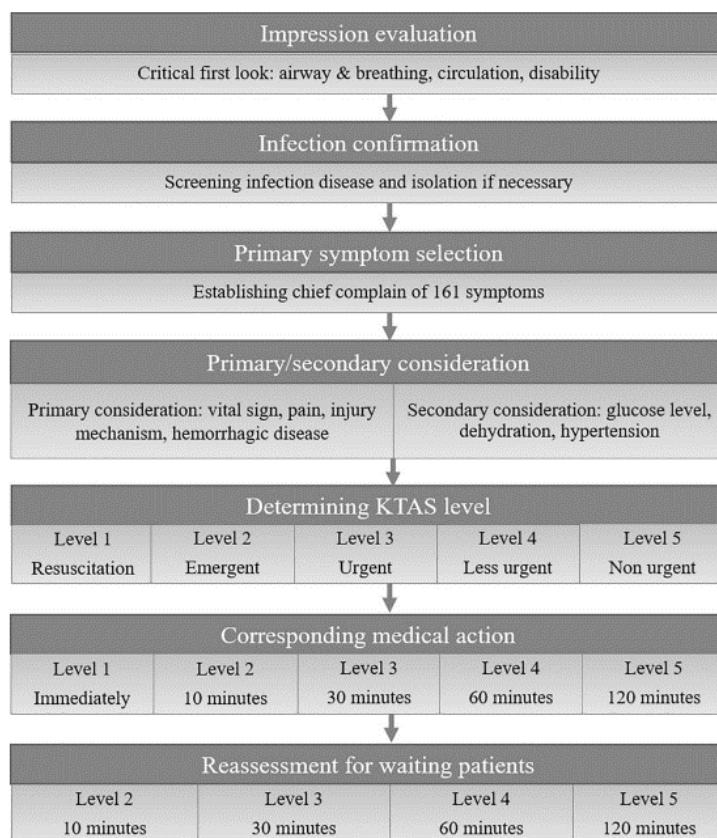


Figura 5: algoritmo scala KTAS; Fonte: *Joonbum Park et Taeho Lim*;

Secondo diverse ricerche la scala KTAS possiede una buona accuratezza e sensibilità, ma in alcune di esse presenta una scarsa specificità, causa di *undertriage* e *overtriage*, legata soprattutto alla valutazione del dolore (Sun-Hee Moon et al., 2019) (Heejung Choi et al., 2019).

Esistono numerosi altri sistemi di triage, come la MTS per il Regno Unito o la CTAS, dalla quale prende spunto la KTAS, ma di questi e di quelli precedentemente citati nessuno ha ancora raggiunto la perfezione predittiva, risultando nella possibilità di *outcomes* negativi, come riportato da uno studio, risalente al 2018, di Hinson et al.

### 1.3 L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

Il termine “Intelligenza Artificiale” è stato coniato nella “Conferenza di Dartmouth” del 1956, organizzata da *Marvin Minsky*, *Shannon & Nathan Rochester* ed infine da *John McCarty*, il quale la definì come “la scienza e l’ingegneria della creazione di macchine

intelligenti”. Ad oggi l’IA è una tecnologia avanzata in grado di eseguire funzioni cognitive proprie del cervello umano, come ad esempio percepire, ragionare, apprendere ed interagire, mediante l’analisi di algoritmi complessi e l’autoapprendimento (Mustafa Ergen, 2019). Questa scienza ha visto applicazione in numerosi ambiti tra cui l’arte (Mikalonytè et al., 2022), il marketing (Javaid et al., 2022) e la manifattura (Li et al., 2017), ma il settore rilevante per questa revisione è quello sanitario.

### 1.3.1 L’INTELLIGENZA ARTIFICIALE IN MEDICINA

L’IA in ambito sanitario ha subito una drastica evoluzione negli ultimi 50 anni (Kaul et al., 2020), soprattutto per rispondere alla sfida principale che si pone, tutt’oggi, di fronte alla medicina moderna, ovvero la comparsa di problemi clinici sempre più complessi e la presenza di un’enorme quantità di informazioni e conoscenze da analizzare per risolverli. Così gli studiosi si sono focalizzati sullo sviluppo di programmi, fondati sull’IA, con lo scopo ultimo di supportare i professionisti della salute in compiti che richiedono conoscenza e analisi di grandi quantità di dati, come ad esempio nella formulazione di diagnosi o nella previsione di *outcomes* (Ramesh et al., 2004). Le applicazioni dell’Intelligenza Artificiale in medicina si suddividono in due branche principali: la branca “fisica”, che vede l’implementazione di oggetti fisici come dispositivi o robot intelligenti, specie a supporto alla chirurgia (Zhou et al., 2020), e la branca “virtuale”, importante per questa revisione, rappresentata da tutti quegli algoritmi matematici in grado di aumentare la propria conoscenza attraverso l’esperienza, tutti compresi nel termine generico di “*machine learning*” (Hamet e Tremblay, 2017). Un esempio per capire meglio questo tipo di tecnologia è un progetto proposto nel 2012 da *Google* riguardo lo sviluppo di un cervello artificiale, ovvero un sistema in grado di riconoscere gatti in base alle loro sembianze, attraverso un *training* autologo basato sull’analisi di milioni di video pubblicati sulla piattaforma *YouTube*, dimostrando crescente efficacia nel tempo. Il risultato di quest’ultimo approccio è però strettamente dipendente dalla quantità di dati che sono messi a disposizione dell’IA, data l’enorme varietà di sintomi e patologie che si presentano giornalmente davanti ai professionisti della salute (Amisha et al., 2019). Il *machine learning* racchiude all’interno una grande quantità di algoritmi (*deep learning*, *logistic regression*, *decision tree*, *k-nearest neighbors*, *random forest*, *XGBoost*), diversi tra loro nel funzionamento di base, ma tutti in grado di apprendere e migliorare la propria



performance autonomamente, senza essere programmati in modo specifico (Iqbal H. Sarker, 2021).

Date le problematiche, precedentemente citate, riguardo la pratica del triage, e la ancora non raggiunta perfezione predittiva delle scale tradizionali ad oggi presenti, si evidenzia la necessità di incrementare ulteriormente l'accuratezza e l'efficienza dell'attività di triage, mediante l'implementazione di soluzioni. Tra queste viene individuata l'Intelligenza Artificiale e nella presente revisione ne viene analizzato il contributo che può fornire al fine di migliorare l'attività degli infermieri triagisti.

## **2. OBIETTIVI**

Gli obiettivi dello studio sono:

- indagare se l'intelligenza artificiale potrà essere una tecnologia utile per supportare la pratica quotidiana dell'infermiere di triage, al fine di migliorare il flusso di lavoro all'interno del Dipartimento d'Emergenza e ridurre l'incidenza di esiti negativi, sia per i professionisti che per i pazienti;
- individuare quali sono le criticità associate all'implementazione di questa innovazione;

### 3. MATERIALI E METODI

#### 3.1 MODELLO PICOM,

Quesito di ricerca: L'utilizzo dell' intelligenza artificiale può migliorare il triage infermieristico?	
P	Triage infermieristico
I	Utilizzo dell'intelligenza artificiale
C	-----
O	Miglioramento del triage infermieristico
M	Revisione della letteratura

Tabella 1: Modello PICOM

#### 3.2 MOTORI DI RICERCA E STRINGHE DI RICERCA

Per la ricerca degli articoli sono stati consultate due banche dati: MEDLINE, con motore di ricerca PubmMed, e Google Scholar. L'indagine sul database MEDLINE è stata effettuata utilizzando la seguente stringa di ricerca: "artificial intelligence" AND "trriage". Questa ha prodotto un numero eccessivo di risultati (489) così si è optato per l'effettuazione di una prima scrematura utilizzando l'operatore Booleano "NOT", per cui la stringa di ricerca successivamente si presenta così: "(((((((*"artificial intelligence"*) AND (*"trriage"*)) NOT (*ophthalmology*)) NOT (*radiology*)) NOT (*pneumo\**)) NOT (*diabe\**)) NOT (*dermatology*)) NOT (*imag\**)) NOT (*disease*)". Questo intervento ha permesso la riduzione dei risultati ottenuti dalla ricerca, facilitandone lo svolgimento.

L'esplorazione sull'archivio Google Scholar è stata condotta attraverso la seguente stringa di ricerca: "*allintitle: artificial intelligence in triage*".

Infine è stata effettuata una ricerca su entrambe le risorse web attraverso parole chiave utilizzate in forma libera: "*machine learning AND deep learning AND artificial*

*intelligence*"; *"artificial intelligence AND emergency department"*; *"artificial intelligence AND triage AND emergency department"*; *"machine learning AND triage"*; *"predictive models AND triage"*; *"artificial intelligence"*; *"triage"*; *"nursing triage"*; *"deep learning"*; *"machine learning"*; *"artificial neural networks"*; *"conventional neural networks"*; *"logistic regression"*; *"XGBoost"*; *"random forest"*. Le suddette stringhe di ricerca sono state utilizzate per la ricerca di diverse fonti bibliografiche, con il fine di sostenere la completezza e la fondatezza della revisione.

Motore di ricerca	Stringhe di ricerca	Risultati ottenuti senza l'uso dei filtri	Risultati ottenuti con l'uso dei filtri
Pubmed	<i>(((((("artificial intelligence") AND ("triage")) NOT (ophthalmology)) NOT (radiology)) NOT (pneumo*)) NOT (diabe*)) NOT (dermatology)) NOT (imag*)) NOT (disease)</i>	150	97
Google Scholar	<i>allintitle: artificial intelligence in triage</i>	54	39

Tabella 2: stringhe di ricerca con relativi risultati

Alla stringa di ricerca condotta su Pubmed sono stati applicati i seguenti filtri: *"Last 5 years"*; *"Free full text"*; *"English"*. Alla stringa di ricerca utilizzata su Google Scholar è stato applicato solamente il filtro 2018-2023.

La comparazione non è un parametro che è stato possibile valutare in ciascun articolo pertanto non è stato inserito all'interno della stringa di ricerca.

### 3.3 CRITERI DI INCLUSIONE/ESCLUSIONE

Sono stati individuati dei criteri di inclusione, che sono:

- Soggetti umani;
- Accesso al *free full text*;
- Qualsiasi tipologia di studio;
- Articoli degli ultimi 5 anni (2018-2023);
- Lingua inglese;
- Qualsiasi tipo di *outcome* misurato, purché sia relativo al triage e raggiunto con il supporto dell'IA;
- Qualsiasi intervento effettuato, purché sia relativo al triage e condotto mediante l'utilizzo dell'IA;

Invece i criteri di esclusione individuati sono:

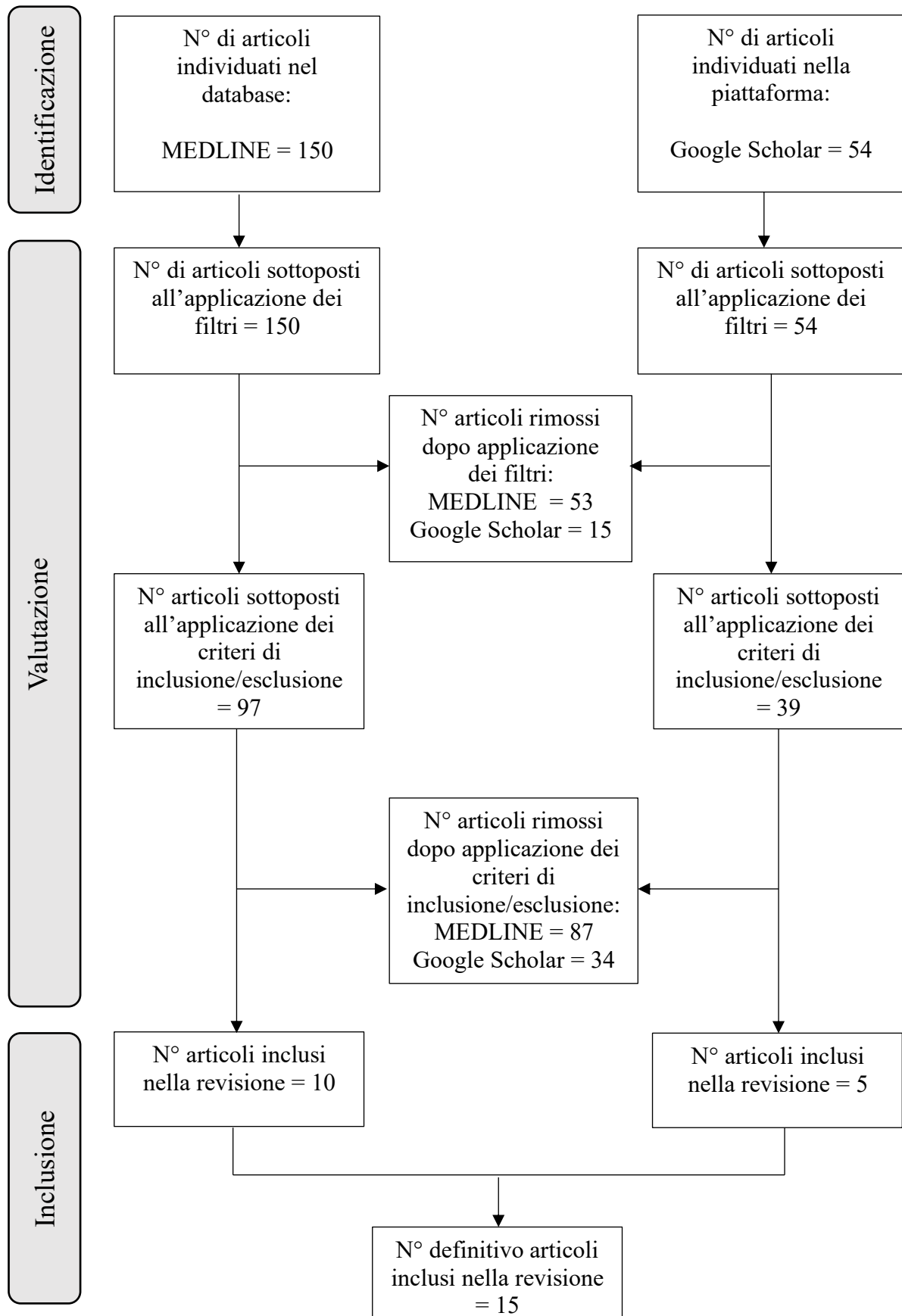
- Soggetti animali;
- Mancato accesso al *free full text*;
- Studi pubblicati negli anni precedenti al 2018;
- Lingua inglese non disponibile;
- Studi che hanno approfondito l'utilizzo dell'intelligenza artificiale in specifiche condizioni cliniche e specializzazioni della medicina (dermatologia, oftalmologia, pneumologia, radiologia, etc.), che quindi non sono compresi nell'obiettivo dello studio;
- *Outcome* raggiunti senza l'utilizzo dell'IA;
- Interventi effettuati senza l'utilizzo dell'IA.

	<b>CRITERI INCLUSIONE</b>	<b>CRITERI ESCLUSIONE</b>
<b>POPOLAZIONE</b>	Soggetti umani	Soggetti animali
<b>INTERVENTO</b>	Utilizzo dell'intelligenza artificiale applicata al triage	Utilizzo dell'intelligenza artificiale in ambiti diversi dal triage
<b>COMPARAZIONE</b>	-----	-----
<b>OUTCOME</b>	Qualsiasi purché raggiunto con l'uso dell'IA	Qualunque che sia raggiunto senza l'uso dell'IA
<b>TIPO DI STUDI</b>	Qualsiasi studio	-----
<b>DATA PUBBLICAZIONE</b>	2018-2023	Pubblicazione precedente al 2018
<b>LINGUA</b>	INGLESE	INGLESE NON DISPONIBILE
<b>ACCESSO AL FREE FULL TEXT</b>	Ottenuto	Non ottenuto

Tabella 3: criteri di inclusione ed esclusione

La selezione degli articoli è stata svolta verificando la pertinenza con i suddetti criteri di inclusione/esclusione ed utilizzando la funzione filtro disponibile su Pubmed e Google Scholar. Nella ricerca effettuata con Pubmed, attraverso la stringa citata precedentemente, sono stati individuati 150 articoli. Dopo applicazione dei filtri il numero è diminuito fino a 97 articoli ed infine mediante scrematura secondo i criteri di inclusione/esclusione 10 articoli sono stati inclusi nella revisione. Nell'indagine su Google Scholar, dopo inserimento della suddetta stringa, sono stati evidenziati 54 articoli. Dopo l'applicazione del filtro il numero di articoli risulta 39 ed infine, a seguito della discriminazione secondo i criteri di inclusione/esclusione, sono stati individuati 5 articoli pertinenti per la revisione. Successivamente è stata compilata una tabella per riassumere e analizzare i risultati ottenuti dalla lettura degli articoli.

### 3.4 FLOW CHART



## 4. RISULTATI

### 4.1 TABELLA ESTRAPOLATIVA DEI DATI

n°	ARTICOLO	AUTORE	TIPO DI STUDIO	OBIETTIVO DELLO STUDIO	INTERVENTI EFFETTUATI	ESITI MISURATI	RISULTATI PRINCIPALI
1	The effects of applying artificial intelligence on triage in the emergency department: A systematic review of prospective studies	- Gumhee Baek, Dain Baik, Nayeon Yi - Research Square - 2023	Revisione sistematica	Identificare gli effetti dell'intelligenza artificiale, associata al triage, in studi prospettici.	Revisione sistematica, mediante checklist PRISMA, di 8 articoli a partire da 1633 articoli individuati.	- Grado di accuratezza nelle previsioni degli algoritmi di IA utilizzati. - Tempo medio di triage; - Possibilità di <i>undertriage</i> e <i>overtriage</i> .	- Accuratezza maggiore dell'80% fino a 99.9%, mentre solamente un algoritmo di IA ha ottenuto un'accuratezza del 33.9%; - Il tempo di triage in uno studio è risultato inferiore di 27 secondi rispetto al triage manuale; - Le percentuali di <i>overtriage</i> e <i>undertriage</i> riportate da uno studio non sono soddisfacenti, rispettivamente del 57.1% e 8.9%, anche se i pazienti sono stati classificati correttamente nel 94.7% dei casi senza esporli a rischi potenziali.

2	The Reliability of an Artificial Intelligence Tool, 'Decision Trees', in Emergency Medicine Triage	<p>- Alp Giray Aydin, Oktay Eray, Ali Vefa Sayrac, Alten Oksay, Umit Deniz Ulusar</p> <p>- Research Square</p> <p>- 2020</p>	Studio retrospettivo prospettico	Testare la validità nel triage d'emergenza, di uno strumento di IA basato sul modello "Decision Trees".	Effettuato uno studio prospettico, in un ospedale paragonabile ad un presidio ospedaliero di base italiano, con un campione di n°1999 pazienti. Sviluppato un nuovo modello di IA in grado di effettuare una previsione a partire da alcune variabili, tra cui: età, sesso, sintomi principali, comorbidità, pressione arteriosa, temperatura corporea, frequenza cardiaca e respiratoria, punteggio GCS e severità dolore (assente, lieve, moderato, severo). Successivamente il modello è stato comparato ad un triage, effettuato manualmente da otto paramedici ed un infermiere, mediante scala ATS.	<p>- Percentuale di accuratezza globale dell'IA;</p> <p>- Tasso di congruenza tra il modello "Decision Trees" e la scala ATS.</p>	L'accuratezza globale del modello è risultata del 99.9%, con un solo caso classificato erroneamente, mentre il tasso di congruenza con il triage effettuato mediante scala ATS è risultato eccellente.
---	--	--	----------------------------------	---	---	---	--



3	An Artificial Intelligence Based Application for Triage Nurses in Emergency Department, Using the Emergency Severity Index Protocol	<p>- Vasiliki Diamantidou George Kipourgos, Anastasios Tzenalis,, Constantinos Koutsojannis, Ioannis Hatzilygeroudis</p> <p>- International Journal of Caring Sciences</p> <p>- 2022</p>	Studio retrospettivo prospettico	Sviluppare un'applicazione semplice da utilizzare, denominata <i>i-TRIAGE</i> , per assistere gli infermieri di triage nell'effettuare scelte veloci ed accurate. In aggiunta il modello dovrà essere in grado di suggerire quale medico dovrà risolvere gli eventuali problemi riscontrati, data la mancanza di un sistema di specializzazione della medicina in Grecia	Le informazioni utilizzate per sviluppare e testare i modelli sono state estrapolate dal triage effettuato su 616 pazienti recatisi all'Ospedale Universitario di Patras, in Grecia. Sono stati sviluppati due modelli di IA: il primo modello prevede l'utilizzo del <i>machine learning</i> per categorizzare i pazienti e determinare quale medico debba prendere in carico il trattamento, mediante la definizione di sottosistemi (patologico, muscoloscheletrico, neurologico, cardiologico, urologico, otorinolaringologico, dermatologico, Team di Rianimazione) Il secondo modello, basato sull'algoritmo <i>fuzzy clips</i> , ha l'obiettivo di classificare i pazienti, ispirandosi alla scala ESI	<p>- Percentuale di successo nella categorizzazione dei pazienti nei vari sottosistemi, mediante il modello di <i>machine learning</i>;</p> <p>- Tasso di corretta classificazione con il modello <i>fuzzy clips</i> del punteggio ESI</p>	<p>Il tasso di corretta categorizzazione, mediante <i>machine learning</i>, è risultato del 72-95% e in totale ha categorizzato erroneamente solamente un caso su 616.</p> <p>- I parametri di valutazione del modello <i>fuzzy clips</i> hanno raggiunto risultati soddisfacenti ed una buona efficacia, in particolare:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- accuratezza = 99%;</li> <li>- precisione = 93%;</li> <li>- sensibilità = 99%;</li> <li>- specializzazione = 99%.</li> </ul>
---	---	--	----------------------------------	--	---	--	--

4	Support Systems of Clinical Decisions in the Triage of the Emergency Department Using Artificial Intelligence: The Efficiency to Support Triage	<p>Karlafti Eleni, Anagnostis Athanasios, Simou Theodora, Sevasti Kollatou Angeliki, Paramythiotis Daniel, Kaiafa Georgia, Didaggelos Triantafyllos, Savvopoulos Christos, Fyntanidou Varvara</p> <p>- Acta medica Lituania - 2023</p>	Studio retrospettivo prospettico	Investigare l'efficacia dell'IA nel supportare l'attività di triage nel Dipartimento d'Emergenza.	Sono state raccolte informazioni riguardo 332 pazienti che hanno avuto accesso, tra Ottobre e Dicembre 2021, al Dipartimento d'Emergenza dell'Ospedale Universitario AHEPA, in Grecia. Successivamente è stato sviluppato un modello, basato sull'algoritmo di IA denominato <i>Artificial Neural Network</i> , in grado di classificare autonomamente la gravità dei pazienti, in base a 23 variabili, riguardanti i segni vitali e la storia medica dei pazienti.	Accuratezza della previsione del punteggio ESI	Il modello sviluppato ha raggiunto un'accuratezza complessiva, misurata tramite <i>F1 score</i> , del 72.2%.
---	---	--	----------------------------------	---	---	--	--

5	Exploring the Effectiveness of Artificial Intelligence, Machine Learning and Deep Learning in Trauma Triage: A Systematic Review and Meta-analysis	<p>- Oluwasemilore Adebayo, Zunira Areeba Bhuiyan, Zubair Ahmed</p> <p>- Social Science Research Network (SSRN)</p> <p>- 2022</p>	Revisione sistematica e meta-analisi	Indagare l'efficacia di modelli basati sull'IA nel predire, in comparazione ad alcuni strumenti convenzionali, <i>outcomes</i> di pazienti traumatizzati durante il triage.	Effettuata una ricerca, su vari database (PubMed, MEDLINE, ProQuest, Embase), di articoli, pubblicati tra Gennaio 2010 e Giugno 2022, riguardanti l'utilizzo del <i>machine learning</i> o <i>deep learning</i> nel triage di pazienti traumatizzati. Dalla suddetta ricerca sono stati inclusi 14 articoli nella revisione sistematica e 10 nella meta-analisi. Effettuata una comparazione tra gruppo sperimentale e gruppo di controllo, sottoposti a triage rispettivamente con i modelli di IA e con gli strumenti tradizionali.	<p>Gli outcomes misurati nella comparazione sono:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Mortalità;</li> <li>- Tasso di ospedalizzazione;</li> <li>- Tasso di ricovero in Terapia Intensiva;</li> </ul> <p>dove la mortalità è considerato dagli autori come <i>outcome</i> primario, mentre gli altri due come secondari.</p>	La meta-analisi evidenzia come gli algoritmi di IA hanno dimostrato una performance migliore rispetto alle scale di triage tradizionali in tutti e tre gli <i>outcomes</i>
---	--	---	--------------------------------------	---	---	--	--

6	Artificial intelligence algorithm to predict the need for critical care in prehospital emergency medical services	Da-Young Kang, Kyung-Jae Cho, Oyeon Kwon, Joon-myung Kwon, Ki-Hyun Jeon, Hyunho Park, Yeha Lee, Jinsik Park, Byung-Hee Oh - Scandinavian Journal of Trauma, Resuscitation and Emergency Medicine; - 2020	Studio retrospettivo prospettico	Sviluppare e validare un algoritmo di IA, basato sul <i>deep learning</i> , in grado di predire accuratamente la necessità di cure intensive di pazienti negli “ <i>Emergency Medical Services</i> ” (EMSs) un sistema di risposta ad emergenze pre-ospedaliere (sito EMS, 2023).	Attraverso un’analisi del Sistema Informativo Nazionale del Dipartimento d’Emergenza della Korea sono state raccolte informazioni provenienti da 151 Dipartimenti d’Emergenza. Il campione utilizzato per la ricerca iniziale di sviluppo comprende 8.981.181 pazienti che hanno avuto accesso ai suddetti Dipartimenti d’Emergenza tra Gennaio 2014 e Dicembre 2016, mentre il campione per il test dell’algoritmo consta di 2728 pazienti tra Settembre 2018 e Febbraio 2019, con gli stessi criteri di esclusione. Dopo la creazione di vari modelli di IA è stata effettuata una comparazione con scale convenzionali di triage, utilizzati da esperti, tra cui <i>ESI</i> , <i>KTAS</i> , <i>MEWS NEWS</i> .	<i>L’endpoint</i> misurato dallo studio è la necessità di cure intensive, inteso come tasso di accesso in Terapia Intensiva, calcolato tramite AUC ( <i>Area Under the Curve</i> ), un sistema di valutazione dell’abilità predittiva degli algoritmi di apprendimento automatico (Jin Huang and Charles X.Ling, 2005)	L’AUC dell’algoritmo di IA ha evidenziato una <i>performance</i> migliore rispetto le scale tradizionali di triage, superata solamente dagli algoritmi di IA “ensemble” IA + ESI ed IA + KTAS. Con questi ultimi due modelli è stata inoltre dimostrata la superiorità di accuratezza fornita dalla combinazione dell’IA con l’opinione degli esperti (punteggio ESI o KTAS).  Gli algoritmi di triage basati sull’IA hanno predetto accuratamente la necessità di cure intensive in situazioni di soccorso pre-ospedaliero, superando la performance di scale di triage convenzionali.
---	---	--	----------------------------------	---	---	--	---

7	Artificial Intelligence Technology-Based Medical Information Processing and Emergency First Aid Nursing Management	<p>- Qing Liu, Liping Yang, Qingrong Peng</p> <p>-Computational and Mathematical Methods in Medicine</p> <p>- 2022</p>	Studio retrospettivo prospettico	Esplorare una nuova possibilità di gestione delle informazioni mediche e delle cure nel primo soccorso mediante l'Intelligenza Artificiale, al fine di migliorare l'efficienza dei Dipartimenti d'Emergenza e delle prime cure in emergenza.	Lo studio è suddiviso in due parti principali: nella prima sezione viene testato un sistema di gestione dell'emergenza, basato sull'IA, a partire dal soccorso extraospedaliero dove, mediante dispositivi wireless ad alta velocità di comunicazione, i segni vitali e le informazioni fondamentali del paziente vengono trasmesse in tempo reale al team di emergenza ospedaliero, il quale è così in grado di prepararsi al meglio prima dell'arrivo della vittima. Per la seconda parte dello studio sono stati selezionati 255 pazienti, suddivisi casualmente in un gruppo di controllo e in uno sperimentale, attraverso i quali verrà testata l'efficienza di un algoritmo di IA, basato sull' <i>artificial neural network</i> e sul <i>natural language processing</i> , utilizzato nel gruppo sperimentale, confrontandolo con un triage manuale tradizionale, applicato invece nel gruppo di controllo.	<p>Per la prima parte dello studio viene misurato il tasso di successo nell'individuazione di alcune complicanze in ambito extra-ospedaliero, tra cui <i>shock</i> emorragico, coma, dispnea e danno viscerale, per cui sarà necessario un pronto intervento ospedaliero.</p> <p>Nella seconda parte gli <i>endpoint</i> misurati sono il tempo medio di triage e il tasso di coincidenza con una classificazione effettuata da esperti, ritenuta la migliore possibile.</p>	<p>Il tasso di successo nell'individuazione di complicanze nel primo soccorso è risultato accurato e ha dimostrato un trend in incremento in tre anni successivi, rispettivamente di 91,8%, 93.4% e 94.2%. Riguardo la performance dell'algoritmo di IA, comparata ai modelli tradizionali di triage rispetto i due outcomes, è risultato:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- il tempo medio di triage del gruppo sperimentale e di controllo è rispettivamente di 8:16 ± 2:07 minuti e 19:21 ± 6:36 minuti, con una differenza statisticamente significativa;</li> <li>- il tasso di coincidenza è risultato, rispettivamente per il gruppo sperimentale e di controllo, 96.35% e 90.04%, anche qui con una differenza statisticamente significativa.</li> </ul>
---	--	--	----------------------------------	--	---	--	---

8	Development of an Interoperable and Easily Transferable Clinical Decision Support System Deployment Platform: System Design and Development Study	<p>- Junsang Yoo, Jeonghoon Lee, Ji Young Min, Sae Won Choi, Joon-myoung Kwon, Insook Cho, Chiyeon Lim, Mi Young Choi, Won Chul Cha;</p> <p>- Journal of Medical Internet Research</p> <p>- 2022.</p>	Studio di design e sviluppo	Sviluppare una piattaforma basata sull'intelligenza artificiale, denominata CANE, con l'obiettivo di implementare negli scenari clinici alcuni Sistemi di Supporto alle Decisioni Cliniche ( <i>Clinical Decision Support Systems</i> o <i>CDSSs</i> ), e incrementare di conseguenza l'efficienza e la sicurezza delle cure.	Sono stati sviluppati due modelli di IA: - il primo denominato "SepsTreat", per la rilevazione degli stati di sepsi; - il secondo, basato sul deep learning, sarà in grado di predire autonomamente il punteggio della scala KTAS.	Non è stata effettuata la sperimentazione, quindi nessun esito è stato misurato.	Con tale studio è risultata possibile la creazione della piattaforma <i>CANE</i> , la quale supporta l'implementazione di vari modelli di Sistemi di Supporto alle Decisioni Cliniche nella pratica clinica.
---	---	---	-----------------------------	---	--	--	--

9	Prediction of hospitalization using artificial intelligence for urgent patients in the emergency department	<p>- Jung-Ting Lee, Chih-Chia Hsieh, Chih-Hao Lin, Yu-Jen Lin, Chung-Yao Kao;</p> <p>- Scientific Reports</p> <p>- 2021</p>	Studio retrospettivo prospettico	Sviluppo di un sistema di IA in grado di predire la necessità di ricovero ospedaliero, attraverso pochi dati essenziali raccolti durante il triage	Il seguente studio ha raccolto, in modo retrospettivo, informazioni riguardo accessi al Dipartimento d’Emergenza dell’Ospedale di Tainan, in Taiwan, tra Gennaio 2015 e Dicembre 2019. Attraverso gli algoritmi di <i>machine learning</i> e <i>neural network</i> è realizzato un sistema di predizione basato su 11 variabili	Grado di accuratezza nella previsione della necessità di ricovero ospedaliero, misurato mediante AUC, anche in relazione ad alcuni sottosistemi	Il modello ha dimostrato una buona capacità complessiva di previsione della necessità di ricovero ospedaliero. L’AUC più elevato è stato ottenuto applicando il modello al sottosistema delle emergenze ambientali, seguito da adulto non traumatico, traumatico ed infine pediatrico.
10	Prediction of emergency department resource requirements during triage: An application of current natural language processing techniques	<p>- Nicholas W. Sterling, Felix Brann, Rachel E. Patzer, Mengyu Di, Megan Koebbe, Madalyn Burke, Justin D. Schrager;</p> <p>- JACEP Open; American College of Emergency Physicians;</p> <p>- 2020</p>	Studio retrospettivo prospettico	Sviluppare un modello di IA, basato sul <i>machine learning</i> , in grado di predire il numero di risorse, come definito dalla scala ESI, richieste nel Dipartimento d’Emergenza, a partire da informazioni raccolte durante il triage.	Sono state utilizzate informazioni provenienti da 226.317 accessi, effettuati in 3 diversi Dipartimenti d’Emergenza, tra il 2015 e il 2016, ad esclusione di coloro con disposizione differente da ammissione o dimissione e orario di arrivo non disponibile. Successivamente, per ottenere una comparazione sul campo, viene richiesto a due infermiere triagiste esperte, allo scuro della predizione generata dall’IA, di pronosticare la necessità di risorse necessarie per 1.000 pazienti selezionati in modo randomico come test, a partire dalle stesse informazioni a disposizione del sistema intelligente.	Accuratezza del modello di IA nel predire la necessità di risorse, definita come la percentuale di predizioni corrette sul numero totale di predizioni, comparata poi con la previsione fornita dalle professioniste.	Il modello ha raggiunto un’accuratezza globale del 66.5% mentre in comparazione alle infermiere triagiste ha presentato stime similari, rispettivamente 65.9% per l’IA e 69.0% per le professioniste.

11	Intelligent decision support in medical triage: are people robust to biased advice?	<p>- Birgit van der Stigchel, Karel van den Bosch, Jurriaan van Diggelen, Pim Haselager</p> <p>- Journal of Public Health</p> <p>- 2023</p>	Studio sperimentale	Testare se i partecipanti sono in grado di individuare se le informazioni fornite da un sistema di IA sono errate oppure no.	<p>Effettuata una simulazione mediante selezione di 34 partecipanti i quali, dopo analisi di alcuni casi fittizi e plausibili generati da un modello intelligente, hanno valutato ciascuno di essi e assegnato un <i>outcome</i> tra cure intensive, ricovero ospedaliero o cure domiciliari da parte un Medico di Medicina Generale. Lo scenario sperimentale scelto è una pandemia, per questo le variabili scelte per il protocollo di triage, utilizzato dai vari membri, sono: gravità dei sintomi, età, stato di salute generale e rischio di trasmissione del virus legato alla professione. Le varie richieste di triage sono state deliberatamente rese complesse, in modo da imporre pressione nell'effettuare le scelte, associate inoltre ad una situazione di scarsità di risorse. Ai partecipanti è chiesto di effettuare il triage su una prima serie di 16 pazienti, senza il supporto dell'IA, e successivamente su una seconda serie di 16 pazienti, con l'aiuto di un sistema intelligente, il quale però ha fornito nella metà dei casi, ad insaputa dei partecipanti, informazioni errate e consigliato un livello minore di cure.</p>	Capacità dei partecipanti di neutralizzare gli errori generati dall'IA inaccurata.	È risultato che i pazienti classificati con il modello inaccurato hanno ricevuto un livello minore di assistenza rispetto ai pazienti trattati con il modello accurato, dimostrando una ridotta capacità da parte dei partecipanti di rilevare errori da parte dell'IA. Successivamente ad un'intervista dei partecipanti è sorto che solo la metà di essi, ripensando alla loro esperienza, ha intuito correttamente con quale delle due tipologie di IA si ha collaborato.
----	---	---	---------------------	--	---	--	--



12	Development and Validation of a Simplified Prehospital Triage Model Using Neural Network to Predict Mortality in Trauma Patients: The Ability to Follow Commands, Age, Pulse Rate, Systolic Blood Pressure and Peripheral Oxygen Saturation (CAPSO) Model	<p>- Yun Li, Lu Wang, Yuyan Liu<sup>1</sup>, Yan Zhao, Yong Fan, Mengmeng Yang, Rui Yuan, Feihu Zhou, Zhengbo Zhang, Hongjun Kang</p> <p>- Intensive Care Medicine and Anesthesiology, Frontiers in Medicine; - 2021.</p>	Studio retrospettivo prospettico	Sviluppare modelli di IA, basati sul <i>machine learning</i> , in grado di predire la mortalità di pazienti traumatizzati, mediante variabili facilmente ottenibili in ambito extraospedaliero.	Attraverso un'analisi retrospettiva della " <i>National Trauma Bank</i> " sono stati ricavati dettagli su 4.112.308 casi, avvenuti tra il 2013 e il 2017. In particolare i dati provenienti dal periodo 2013-2016 sono stati utilizzati per addestrare e testare il modello mentre i dati ricavati dall'anno 2017 per la sua validazione, ad esclusione dei casi con informazioni o esito mancanti, trasferiti ad altri ospedali o con rifiuto dei trattamenti, al fine di aumentare la qualità dello studio. Il campione finale, in base a tali criteri, è costituito da 1.816.723 casi, suddivisi in coorte di " <i>training</i> " e in coorte di verifica, formate rispettivamente da 1.366.881 e 449.842 casi. Quattro modelli di I.A. sono stati costruiti combinando diverse variabili: NN-GAPSO, NN-CAPSO, CAPSO e NN-CAPO.	Capacità predittiva, della mortalità in pazienti traumatizzati, dei vari modelli di IA tramite AUC, comparata ad con alcune scale di classificazione tradizionali tra cui la scala RTS, NTS, MGAP, GAP, TRIAGES e TRISS	In base ai risultati si evidenzia come i modelli di IA siano caratterizzati da una buona capacità predittiva, simile o talvolta migliore rispetto alcune scale tradizionali di triage.
----	---	---	----------------------------------	---	--	---	--

13	Prediction of Critical Care Outcome for Adult Patients Presenting to Emergency Department Using Initial Triage Information: An XGBoost Algorithm Analysis	-Hyoungju Yun, Jinwook Choi, Jeong Ho Park - JMIR Medical Informatics - 2019	Studio retrospettivo prospettico	Sviluppare un algoritmo di IA, basato sul <i>machine learning</i> , in grado di predire la necessità di cure intensive	Tramite una ricerca retrospettiva sono state ricavate informazioni riguardanti 80.433 pazienti che hanno avuto accesso al Pronto Soccorso di un ospedale universitario tra Gennaio 2016 e Dicembre 2018. Esclusi pazienti deceduti all'arrivo oppure con informazioni incomplete al triage. L'80% del campione (64.346 pazienti) è stato utilizzato per testare l'algoritmo mentre il restante 20% (16.807 pazienti) per la validazione. In seguito è stato sviluppato un modello di IA basato sui modelli XGBoost e DNN	L' <i>outcome</i> principale dello studio è la necessità di cure intensive, definita dalla combinazione della necessità di accesso diretto in Terapia Intensiva e dal tasso di mortalità intra-ospedaliera.	Il modello basato sul <i>XGBoost</i> ha dimostrato una migliore performance in relazione al DNN, ma entrambi hanno performato maggiormente, nel predire la necessità di cure intensive, della scala KTAS.
14	ChatGPT: Friend or Foe? - Utility in Trauma Triage	- Jerry Jacob; - Indian Journal of Critical Care Medicine; - 2023.	Studio prospettico	Testare se la piattaforma " <i>Chat Generative Pre-trained Transformer</i> ", o ChatGPT, è in grado di migliorare il triage per pazienti traumatizzati.	È stato chiesto al modello di IA di effettuare un triage di pazienti politraumatizzati, in casi fittizi, mediante le scale <i>Australasian Triage Category</i> (ATC) ed <i>Emergency Severity Index</i> (ESI).	Capacità di predizione automatica dei punteggi della scala ATC ed ESI.	I risultati evidenziano come il modello, utilizzando la scala ATC, ha inizialmente commesso un errore di classificazione, che è stato risolto richiedendo una nuova risposta. L'algoritmo ha dimostrato rapidità nel fornire una classificazione, oltre che fornire indicazioni su quali pazienti critici necessitavano di cure immediate, con entrambe le scale di valutazione.

15	Automatic Classification of the Korean Triage Acuity Scale in Simulated Emergency Rooms Using Speech Recognition and Natural Language Processing: a Proof of Concept Study	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Dongkyun Kim, Jaehoon Oh, Heeju Im, Myeongseong Yoon, Jiwoo Park, Joohyun Lee</li> <li>- The Korean Academy of Medical Sciences;</li> <li>- 2021</li> </ul>	Studio prospettico	Sviluppare un sistema di triage automatizzato, basato sull'operazione di riconoscimento vocale e sull'IA, in particolare il <i>natural language processing</i> , in grado di trascrivere la conversazione e di predire il livello di gravità mediante la scala KTAS	Sono selezionati 762 accessi al Dipartimento d'Emergenza dell'Ospedale Universitario di Hanyang, in Korea, tra Settembre e Dicembre dello stesso anno, e mediante i dati registrati per ognuno di essi vengono simulate delle conversazioni tra paziente e professionista sanitario. Le informazioni fornite dal paziente fittizio sono quelle necessarie per la determinazione del punteggio di gravità mediante scala KTAS a tre livelli, quindi: segni di malattia infettiva, sintomi, segni vitali, severità dolore e storia medica.	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Tasso di correttezza del testo fornito dal sistema di riconoscimento vocale;</li> <li>- Tasso di accuratezza nella predizione del punteggio KTAS a tre livelli (2, 3 o 4);</li> <li>- Contributo fornito da alcuni termini particolari nella determinazione della predizione.</li> </ul>	Risultati eccellenti rispetto tutti gli <i>outcomes</i> misurati
----	--	--	--------------------	---	--	---	--

In 11 studi, su di un totale di 15 studi analizzati, si può osservare lo sviluppo di modelli di IA, ognuno costruito su algoritmi di *machine learning*, utilizzati per il raggiungimento e la misurazione di alcuni esiti specifici (necessità di risorse, necessità di ricovero ospedaliero, gravità dei pazienti, necessità di ricovero in Terapia Intensiva, mortalità, tempo medio di triage). Uno studio ha valutato la capacità predittiva di un modello di IA già in uso in molti ambiti, ovvero ChatGPT. Due revisioni hanno analizzato l'efficacia di alcuni sistemi di Intelligenza Artificiale, in particolare associati a studi prospettici e al triage nella situazione di trauma. Infine uno studio ha indagato la risposta umana in situazioni di inaffidabilità e mancata accuratezza dell'IA.

Sterling et al. (2020) si sono posti come *outcome* da misurare la necessità di risorse richieste per il trattamento di un singolo paziente, facendo ricorso ad un modello di IA in grado di predire automaticamente il punteggio della scala ESI, la quale presenta nel suo algoritmo categorie da 0 a 3, dove la categoria 3 corrisponde al massimo requisito di risorse. Per risorse la scala ESI intende esami strumentali e laboratoristici, somministrazione di fluidi e farmaci per via endovenosa o intramuscolare ed altre procedure di medio-alta complessità (vedi Figura 4). Per la previsione sono utilizzate diverse variabili tra cui le note redatte dagli infermieri triagisti, età, sesso e diverse variabili cliniche inclusi segni vitali e severità dolore, stato mentale, modalità di arrivo, motivo dell'accesso, storia clinica, terapia farmacologica e numero di visite al Dipartimento d'Emergenza negli ultimi 12 mesi. Per la validazione del modello è stata inoltre effettuata una comparazione con la predizione delle risorse necessarie effettuata da due infermiere triagiste esperte. I risultati della ricerca dimostrano che il modello di IA, testato in questo studio, è in grado di predire la necessità di risorse a partire da informazioni disponibili al momento del triage. Una questione centrale, che dovrà essere affrontata e risolta in ulteriori studi, è la mancata precisazione delle singole risorse necessarie per ogni paziente da trattare e quindi non indicare solamente se un paziente richiederà un basso o un elevato numero di risorse necessarie per il suo trattamento.

Lo studio di Jung-Ting Lee et al. (2021) si è posto come esito da misurare la necessità di ricovero ospedaliero dei pazienti. Per realizzare ciò è stato sviluppato un modello di IA a partire da 11 variabili demografiche e cliniche, facilmente ottenibili durante il triage, tra cui: una variabile dicotomica di risposta iniziale, dettata dal medico dell'emergenza,

ovvero “ammesso” o “dimesso”; due variabili demografiche, ovvero età e sesso, ed infine otto variabili cliniche, tra cui temperatura corporea, frequenza cardiaca e respiratoria, pressione sistolica, diastolica e media, disponibilità della storia clinica del paziente ed infine il “*chief complaint*”, cioè il motivo dell’accesso (M.Wagner et al., 2007). Quest’ultimo è stato definito attraverso la *Taiwan triage acuity scale*, una scala efficace utilizzata in Taiwan fin dal 2010 (Qing-Qing Chen et al., 2019), la quale presenta all’interno una suddivisione in quattro categorie principali, simili al codice ICD, individuata dall’infermiere triagista: traumatico, adulto non traumatico, pediatrico ed emergenze ambientali. Il modello ha dimostrato buona capacità complessiva nel predire la necessità di ricovero ospedaliero, con risultati meno soddisfacenti nelle sottocategorie costituite da pazienti particolari (trauma, adulto non traumatico, pediatrico ed emergenze ambientali), dimostrando la difficoltà di applicazione del modello a tutti i tipi di pazienti, data l’eterogeneità delle caratteristiche di quest’ultimi.

La necessità di ricovero in Unità di Terapia Intensiva (UTI) è un esito misurato in due studi. In particolare Kang et al. (2020) hanno ideato un algoritmo *deep learning* capace di predire la necessità di ricovero in UTI a partire da poche informazioni demografiche e cliniche, raccolte durante un ipotetico soccorso extraospedaliero, definite mediante combinazione di alcune scale validate di triage e tra cui: età, sesso, motivo dell’accesso, tempo da comparsa sintomi, modalità trauma se avvenuto, stato mentale e segni vitali (pressione sistolica e diastolica, frequenza cardiaca e respiratoria, temperatura corporea). Sono stati inoltre sviluppati modelli “ensemble”, ovvero creati dall’unione dell’IA con scale di triage tradizionali, in particolare IA + ESI ed IA + KTAS. Successivamente per la validazione hanno comparato i risultati ottenuti con i neo-modelli a quelli ottenuti con alcune scale di triage tradizionali, tra cui ESI, KTAS, MEWS e NEWS, evidenziando una migliore performance per i primi. Le limitazioni primarie di questo studio sono principalmente due: l’IA utilizzata viene considerata una “*black box*”, definita dalla difficoltà di comprendere come la suddetta determina le proprie previsioni; inoltre è stata utilizzata solamente in due ospedali in Korea, per si ipotizza che tali informazioni non possono essere generalizzate ad altri Dipartimenti d’Emergenza. Anche Yun et al. (2019) hanno utilizzato come risultato da misurare la necessità di cure intensive. Per la costruzione dell’algoritmo sono utilizzate due moderne metodologie di *machine learning*, cioè XGBoost e DNN, combinando 13 variabili tra cui: età; sesso; modalità di arrivo (in

ambulanza oppure no); motivo dell'accesso (malattia o trauma) abbinato al codice “*chief complaint*” (selezionato dallo “*Unified Medical Language System*”); pressione arteriosa sistolica e diastolica; frequenza cardiaca e respiratoria; temperatura corporea; saturazione d'ossigeno ed infine il livello di coscienza mediante scala AVPU. Successivamente sono stati comparati al risultato ottenuto attraverso la scala tradizionale KTAS, dimostrando una migliore capacità di predizione della necessità di ricovero in Unità di Terapia Intensiva rispetto a quest'ultima. In particolare i modelli hanno evidenziato, sempre in comparazione alla scala KTAS, un'efficienza superiore nella classificazione dei pazienti, riducendo i casi di *undertriage* e *overtriage*, *outcome* a cui è andata invece incontro quest'ultima. Un punto di forza dello studio, sottolineato dagli autori, è il superamento del concetto di “*black box*” associato all'IA, sorto nello studio di Kang et al. Difatti le predizioni effettuate dai suddetti modelli riflettono chiaramente le relazioni tra i vari segni vitali e variabili, inseriti come *input*, oltre che essere in linea con la conoscenza medica, dimostrandosi così spiegabili e trasparenti.

Lo studio di Yi et al. (2021) è focalizzato sull'*outcome* “mortalità intraospedaliera”, associata nello specifico a pazienti traumatizzati. Gli autori hanno sviluppato un algoritmo di IA in grado di determinare tale esito a partire da variabili facilmente ottenibili in ambito pre-ospedaliero, combinate in quattro modelli differenti: NN-GAPSO, il quale comprende il punteggio GCS, età, frequenza cardiaca, pressione arteriosa sistolica e saturazione periferica di O<sub>2</sub>; NN-CAPSO, che include le stesse variabili del modello GAPSO ad esclusione del punteggio GCS, poiché dispendioso in tempo per la rilevazione, sostituito invece dal punteggio GCS-m, che misura la risposta motoria del paziente da 1 a 6, risultante normale quando il valore è 6; CAPSO, identico alla NN-CAPSO tranne per l'algoritmo di I.A. che ne sta alla base, ovvero la *logistic regression* in sostituzione al *neural network* ed infine NN-CAPO, costruito sulla base del modello CAPSO ma con la rimozione della variabile “pressione arteriosa sistolica”. Ciò è stato fatto per testare la capacità predittiva e l'*outcome* del modello quando privato di tale variabile, soprattutto considerando che la pressione arteriosa non sempre è semplice da rilevare in situazioni di emergenza, specialmente in modo manuale. In aggiunta è effettuata una comparazione dell'efficacia del modello con alcune scale di classificazione tradizionali tra cui la scala RTS, NTS, MGAP, GAP, TRIAGES e TRISS. Gli algoritmi di IA hanno dimostrato una migliore capacità nel predire la mortalità intraospedaliera

rispetto alle scale tradizionali. In particolare la performance migliore è raggiunta con il modello NN-GAPSO, che chiaramente presenta la GCS completa, ma senza far sfigurare gli altri modelli semplificati, i quali hanno comunque raggiunto risultati soddisfacenti. Una minima riduzione della performance dei modelli “snelliti” era prevista dagli sperimentatori ma d’altro canto ne viene così incrementata la facilità di applicazione da parte degli utilizzatori. La limitazione principale per un’ipotetica implementazione, individuata dagli autori, è la possibilità che le variabili necessarie per la determinazione del rischio possano mancare a causa di eventuali condizioni, come la presenza di comorbidità o il grado di compromissione dello stato di salute del traumatizzato. Nella tabella seguente sono riportati i principali risultati (Figura 6).

Models/Scores	Variables	AUROC [95% CI]	Sensitivity [95% CI]	Specificity [95% CI]	Accuracy [95% CI]
NN-GAPSO	GCS, Age, Pulse rate, SBP, SpO <sub>2</sub>	0.921 [0.918, 0.923]	0.951 [0.949, 0.954]	0.559 [0.557, 0.560]	0.578 [0.577, 0.580]
NN-CAPSO	Ability to follow commands, Age, Pulse rate, SBP, SpO <sub>2</sub>	0.911 [0.909, 0.913]	0.951 [0.948, 0.954]	0.546 [0.545, 0.548]	0.566 [0.565, 0.568]
NN-CAPO	Ability to follow commands, Age, Pulse rate, SpO <sub>2</sub>	0.904 [0.902, 0.906]	0.951 [0.948, 0.954]	0.518 [0.517, 0.520]	0.540 [0.538, 0.541]
CAPSO	Ability to follow commands, Age, Pulse rate, SBP, SpO <sub>2</sub>	0.904 [0.902, 0.906]	0.960 [0.957, 0.963]	0.492 [0.490, 0.493]	0.515 [0.513, 0.516]
RTS	SBP, RR, GCS	0.851 [0.848, 0.854]	0.760 [0.754, 0.765]	0.879 [0.878, 0.880]	0.873 [0.872, 0.874]
NTS	SBP, SpO <sub>2</sub> , GCS	0.888 [0.885, 0.891]	0.938 [0.935, 0.942]	0.391 [0.390, 0.393]	0.418 [0.417, 0.420]
MGAP	Mechanism, GCS, Age, SBP	0.898 [0.896, 0.901]	0.952 [0.949, 0.955]	0.451 [0.449, 0.452]	0.476 [0.474, 0.477]
GAP	GCS, Age, SBP	0.897 [0.894, 0.899]	0.967 [0.965, 0.970]	0.377 [0.375, 0.378]	0.406 [0.404, 0.407]
TRIAGES	GCS, Age, SBP, RR	0.903 [0.900, 0.905]	0.976 [0.974, 0.978]	0.349 [0.347, 0.350]	0.380 [0.378, 0.381]
TRISS	Mechanism, GCS, Age, SBP, RR, ISS	0.934 [0.932, 0.936]	0.959 [0.956, 0.961]	0.575 [0.573, 0.576]	0.594 [0.592, 0.595]

Figura 6: Comparazione della capacità predittiva tra punteggi di triage; Fonte: Yi et al. (2021)

Liu et al. (2022) si sono posti come esito, nella seconda parte del loro studio, il tempo medio di triage, misurato comparando un gruppo sperimentale, nel quale il triage è stato effettuato mediante l’utilizzo di un modello di IA, e un gruppo di controllo, dove invece è stato effettuato manualmente con una scala di triage tradizionale. Dai risultati si evince come il tempo medio di triage misurato nel gruppo sperimentale è statisticamente inferiore a quello del gruppo di controllo, come si può osservare nella tabella a seguire (Figura 7). Insieme alla funzione di trasmissione di informazioni vitali mediante dispositivi wireless, affrontata invece nella prima parte dello studio, il nuovo sistema di gestione dell’emergenza intelligente, testato in questo studio, ha permesso di migliorare l’efficacia del triage dei feriti e il loro tasso di sopravvivenza.

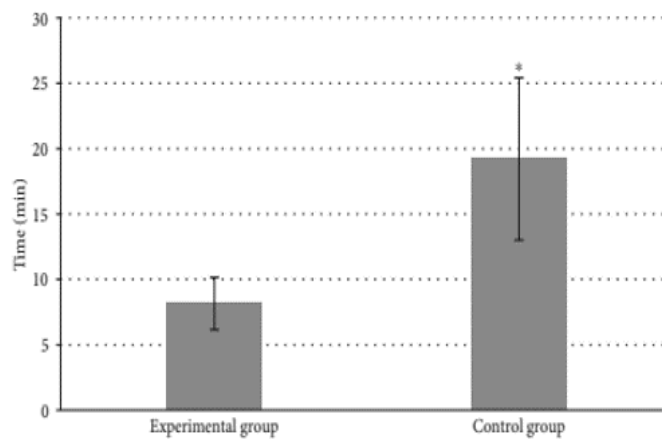


Figura 7: tempo medio di triage nel gruppo sperimentale e di controllo; Fonte: Liu et al. (2022)

Cinque studi si sono invece focalizzati sullo sviluppo di modelli di IA in grado di determinare automaticamente il grado di severità dei pazienti che hanno avuto accesso al Dipartimento d’Emergenza. Risultati soddisfacenti sono stati raggiunti da Eleni et al. (2023) nella predizione automatica del punteggio ESI, che rispecchia la gravità dei pazienti. La previsione è stata effettuata mediante sviluppo di un modello di IA in grado di calcolare, per ogni paziente, il punteggio ESI, in base a 23 variabili scelte come input. L’accuratezza della previsione è stata misurata con il punteggio F1 (*F1 score*), che misura la performance di un sistema di machine learning da 0 a 1 (Leon Derczynski, 2016). La stessa scala di triage è stata utilizzata da Diamantidou et al. (2022) per lo sviluppo di un sistema di supporto al triage basato sul metodo di IA *fuzzy clips*, denominato i-TRIAGE, con l’obiettivo di classificare correttamente i pazienti in base a 6 variabili cliniche: pressione arteriosa, frequenza cardiaca e respiratoria, temperatura, saturazione d’ossigeno e gravità del dolore in scala da 1 a 10. Il modello neo-sviluppato ha dimostrato ottima capacità predittiva, con un’accuratezza pari al 99%. Aydin et al. (2020), in modo simile, hanno sviluppato un algoritmo di IA sul metodo *Decision Tree*, in grado di classificare i pazienti in base alla severità delle condizioni cliniche, comparandolo successivamente con un triage manuale, effettuato da otto paramedici e un infermiere, mediante scala ATS. La nuova tecnologia ha dimostrato un’accuratezza nella predizione pari al 99.9%, categorizzando erroneamente solamente un paziente, e risultati ottimali anche in comparazione con il triage effettuato manualmente tramite scala ATS. Yoo et al. (2022)



hanno invece sviluppato una piattaforma, denominata CANE, in grado di classificare la gravità dei pazienti. Gli algoritmi che costituiscono il modello *CANE* si suddividono in due sistemi principali: i Sistemi di Supporto alle Decisioni Cliniche basati sulle conoscenze, riferendosi ad un sistema esperto che fornisce informazioni provenienti dalla letteratura medica a sua disposizione, ed i *CDSSs* non basati sulle conoscenze, che invece usano il metodo del *machine learning* per riconoscere schemi e predire *outcomes* in base ai dati clinici forniti. Il sistema CANE è stato successivamente applicato attraverso due modelli principali, al fine di supportare l'implementazione dei *CDSSs*:

- il primo, sviluppato mediante l'utilizzo di algoritmi basati sulle conoscenze, è denominato "*SepsTreat*", ha lo scopo di sostenere i professionisti nell'individuazione e nel trattamento di questa condizione clinica. Le conoscenze su cui si basano i modelli di IA sono estratte dalle Linee Guida "*Sepsis-3*" (Mervin Singer et al., 2016). Il prototipo utilizza dati forniti dal professionista sanitario per calcolare i punteggi SOFA e qSOFA col fine di predire la presenza dello stato di sepsi e fornire in seguito indicazioni sul trattamento (es. terapia antibiotica, esami aggiuntivi).

- il secondo, sviluppato sul *deep learning*, ha l'obiettivo di pronosticare il punteggio di rischio del paziente mediante scala KTAS, sulla base dei dati forniti dall'utente.

La piattaforma è stata costruita con successo ma non è stata possibile la sperimentazione della stessa, per cui non si conosce la sua reale potenzialità in ambito clinico.

Il punteggio KTAS è stato infine utilizzato da Kim et al. (2021), ultimo studio che presenta come *outcome* la classificazione dei pazienti in base alla gravità, misurato attraverso un esperimento che comprende inoltre l'utilizzo di un sistema di riconoscimento vocale. L'esperimento si suddivide in quattro step principali:

1- *Raccolta dei dati vocali*. Venti volontari, tra cui quattro medici dell'emergenza e sedici studenti universitari, hanno simulato il ruolo del paziente fornendo dati vocali sullo scenario fittizio;

2- *Trascrizione automatica dei dialoghi*. Un modello di riconoscimento vocale è stato istruito per convertire le conversazioni in documenti di testo, poi analizzati attraverso il CER, un punteggio utilizzato per valutare l'attendibilità della trascrizione e gli eventuali errori di riconoscimento dei caratteri;

3- *Classificazione dei pazienti* mediante un sistema basato sul "*deep learning*", denominato, e vari metodi di *machine learning*, in particolare *support vector machine*,

*k-nearest neighbors* e *random forest*, in grado di predire simultaneamente il punteggio della scala KTAS e i sintomi principali a partire dal testo analizzato;

4- *Analisi dei vocaboli* ritenuti importanti dal sistema per la determinazione del punteggio KTAS e dei sintomi, mediante SHAP, un algoritmo che dimostra matematicamente quanto una caratteristica contribuisce ad una previsione in un modello di *machine learning* (Dillon Bowen & Lyle Ungar, 2020).

Dai risultati è sorto che sia gli algoritmi di *machine learning* sia il sistema BERT-KTAS hanno raggiunto performance eccellenti, partendo dal testo correttamente trascritto dal sistema di riconoscimento vocale, nel predire il punteggio KTAS e i sintomi dei pazienti fittizi. Inoltre, secondo SHAP, i vocaboli a cui i modelli hanno dato maggiore importanza per la previsione sono: “*stress*”; “*pain score point*”; “*fever*”; “*breath*”; “*head*” e “*chest*”, per cui è spiegabile il processo che ha portato l’IA a calcolare il punteggio di gravità dei pazienti.

Jerry Jacob (2023) ha invece testato la capacità predittiva di un modello di IA già lanciato sul mercato e disponibile per l’utilizzo a tutti gli utenti, ovvero ChatGPT. ChatGPT, consiste in un chat-robot intelligente, rilasciato al pubblico alla fine del 2022 dall’azienda OpenAI, in grado di fornire una risposta dettagliata a seguito di un’istruzione, formulata sotto forma di testo in linguaggio naturale (Wu et al., 2023). L’autore ha infatti richiesto al robot di effettuare un triage di pazienti politraumatizzati fittizi, mediante l’utilizzo della scala ATC e successivamente tramite scala ESI. Un esempio è riportato nella figura seguente (Figura 8). Il modello, utilizzando la scala ATC, ha inizialmente commesso un errore di classificazione, che è stato risolto richiedendo una nuova risposta. L’algoritmo ha dimostrato rapidità nel fornire una classificazione, oltre che fornire indicazioni su quali pazienti critici necessitavano di cure immediate, con entrambe le scale di valutazione.

Polytrauma Triage Scenarios	ChatGPT response
<ol style="list-style-type: none"> <li>1 Mechanism: A 19-year-old male was the unrestrained driver of a small automobile that struck a tree.</li> <li>2 Injuries: Unresponsive to verbal stimuli</li> <li>3 Signs: He was in shock per the rescue team. His blood pressure (BP) = 80/40 mm Hg, heart rate (HR) = 140 beats/min, respiratory rate (RR) = 50 breaths/min, and shallow. His skin has peripheral cyanosis and is cool and clammy.</li> <li>4 Treatment: An oral airway was placed and an oxygen mask was applied</li> </ol>	<p>Based on the information provided, the patient in question would likely be categorized as Australasian Triage Category 2 (ATC 2) - Emergency.</p> <p>This patient is in a critical condition with an unresponsive state, shock, peripheral cyanosis, and shallow, rapid breathing. According to the Australasian Triage Scale, ATC 2 patients require assessment by a medical professional within 10 minutes of arrival at the emergency department. They are considered to have potentially life-threatening conditions that require urgent treatment and immediate intervention to stabilize their condition.</p> <p>I apologize, I provided an incorrect response to your previous question. Based on the information provided, the patient in question would likely be categorized as Australasian Triage Category 1 (ATC 1) - Resuscitation.</p> <p>The patient is unresponsive to verbal stimuli, in shock with a blood pressure of 80/40 mm Hg, heart rate of 140 beats/min, and shallow, rapid breathing. These vital signs indicate that the patient is in a critical condition and requires immediate and urgent intervention to stabilize their condition. Additionally, the patient was reportedly pinned in the vehicle for 40 minutes, which further increases the likelihood of life-threatening injuries.</p> <hr/> <p>Based on the information provided, this patient's triage level would likely be classified as ESI level 2 or 3, which signifies a high to moderate level of acuity.</p> <p>The patient's mechanism of injury (head-on collision with significant vehicle damage) suggests the potential for serious injuries, including head and neck trauma. The patient's unresponsiveness and vital sign abnormalities (hypotension, tachycardia, tachypnea, peripheral cyanosis, cool/clammy skin) indicate that he is in shock and may require immediate resuscitation.</p> <p>The use of an oral airway, oxygen, and cervical collar suggests that the patient is receiving some level of intervention to manage his airway and stabilize his neck. However, without further information on the patient's neurological status, it is difficult to determine the extent of his injuries.</p>

Figura 8: esempio di triage effettuato da ChatGPT; Fonte: Jerry Jacob (2023)

Le due revisioni sistematiche di Baek et al. (2023) e Adebayo et al. (2022) hanno analizzato entrambe l'efficacia dell'IA applicata al triage, rispettivamente in studi prospettici e al triage in situazioni di trauma. Baek et al. (2023) hanno analizzato articoli che prevedono l'utilizzo di modelli di IA in modo prospettico, con l'obiettivo di valutarne la performance in previsione di una futura implementazione. La maggior parte degli studi revisionati si sono posti come *outcome* da misurare il grado di accuratezza nelle previsioni fornite dall'IA, ottenendo risultati eccellenti per la stragrande maggioranza degli algoritmi intelligenti. Uno studio ha misurato il tempo medio di triage eseguito con il supporto dell'IA rispetto al non utilizzo, ottenendo una riduzione di solamente 27 secondi. Un ulteriore studio ha invece misurato i casi di *overtriage* ed *undertriage* a cui è andato incontro un modello di IA, ottenendo risultati poco soddisfacenti essendo questi rispettivamente in percentuale di 57.1% e 8.9%, anche se sono stati tutti classificati

correttamente con codici di priorità che gli garantivano sicurezza e riduzione del rischio potenziale.

Dall'indagine di Adebayo et al. si evince che i vari modelli di IA, utilizzati negli studi analizzati, sono caratterizzati da una maggiore accuratezza predittiva rispetto ad alcuni strumenti di triage convenzionali, soprattutto per *outcomes* tra cui: mortalità (eccetto in due studi su sette che l'hanno analizzata), tasso di ospedalizzazione e tasso di ricovero in Terapia Intensiva, in ambito di assistenza in situazioni di trauma.

Un'altra questione, fondamentale per l'applicazione dell'IA in scenari clinici reali, è messa in luce dallo studio di Stigchel et al. (2023), ovvero se l'uomo è capace di individuare gli errori che possono essere commessi dall'intelligenza artificiale nel processo di *decision making*. Ai partecipanti è chiesto di effettuare un triage su una prima serie di 16 pazienti, senza il supporto dell'IA, e successivamente su una seconda serie di 16 pazienti, con l'aiuto di un sistema intelligente, il quale però ha fornito nella metà dei casi, ad insaputa dei partecipanti, informazioni errate e consigliato un livello minore di cure. Da ciò è risultato che i pazienti classificati con il modello inaccurato hanno ricevuto un livello minore di assistenza rispetto ai pazienti trattati con il modello veritiero, dimostrando una ridotta capacità da parte dei partecipanti di rilevare errori da parte dell'IA. Successivamente ad un'intervista dei partecipanti è sorto che solo la metà di essi, ripensando alla loro esperienza, ha intuito correttamente con quale delle due tipologie di IA si ha collaborato.

## 5. DISCUSSIONE

La presente revisione è incentrata sull'analizzare se l'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale può migliorare il triage infermieristico, oltre che individuare quali sono le criticità associate all'implementazione di questa tecnologia nella pratica clinica. Per miglioramento si intende la capacità di affrontare e risolvere, in modo parziale o totale, le sfide che vengono poste giornalmente agli infermieri triagisti, tra le quali troviamo: il sovraffollamento delle sale d'attesa dovuto al prolungamento dei tempi d'attesa, la necessità di utilizzare in modo coerente le risorse disponibili, la necessità di assegnare un codice di priorità adeguato e l'appropriatezza di ricovero. Per ridurre il sovraffollamento delle sale d'attesa, dovuto al prolungamento dei tempi di attesa, gli algoritmi di IA possono dare il loro contributo attraverso due funzioni principali. In primo luogo calcolando la necessità di risorse necessarie a ciascun paziente, come analizzato nello studio di Sterling et al. (2020). In questo modo possono essere risparmiati esami superflui, sia strumentali che laboratoristici, oppure procedure non necessarie, che inevitabilmente vanno ad incrementare le liste d'attesa, oltre che aumentare la possibilità di comparsa di eventi avversi, dovuti soprattutto ad un ambiente carico di tensione. In secondo luogo l'IA può efficacemente ridurre il tempo medio necessario ad effettuare il triage, come riportato dagli studi di Liu et al. (2020) e Baek et al. (2023), soprattutto in una situazione in cui la complessità dei pazienti è in costante aumento, dovuta all'aumentata aspettativa di vita e alla presenza di numerose comorbidità (Piano Nazionale della Cronicità, 2015). Un altro miglioramento potrebbe essere raggiunto mediante la capacità di predire correttamente la necessità di ricovero, sia in Pronto Soccorso che direttamente in Terapia Intensiva, con la possibilità inoltre di determinarlo fin dal soccorso extraospedaliero, andando così di conseguenza a ridurre la mortalità. Difatti, come riportato da Kang et al. (2020), grazie al supporto dell'IA si potrà stabilire, in tempi brevi, fin dai primi dati raccolti in ambito extraospedaliero, se il paziente necessiterà di cure intensive e quindi scegliere correttamente l'Ospedale di destinazione in base ad alcune caratteristiche di quest'ultimo (situazione di sovraffollamento, posti letto disponibili in UTI, capacità di fornire le cure adeguate). L'IA ci può supportare così anche nel triage pre-ospedaliero, come può accadere in situazioni catastrofiche o con un gran numero di vittime, grazie alla possibilità di analizzare più pazienti contemporaneamente e fornire soluzioni in tempo zero, consentendo così ai professionisti di concentrarsi sui casi più severi. Inoltre, come

riportato da Jung-Ting Lee et al. (2021) e da Yun et al. (2019), grazie alla capacità dell'IA di calcolare velocemente la necessità di ricovero, questo potrebbe essere avviato in anticipo, inviando di conseguenza i pazienti nel giusto reparto, migliorando così gli *outcomes*. Ovviamente questo punto non è di semplice risoluzione dato il risaputo problema, presente anche negli ospedali italiani, come riportato da Simeu (2023), ovvero dell'impossibilità di ricovero dovuta alla mancanza di posti letto nei vari reparti, ovvero il *boarding*.

Uno degli aspetti più critici dell'attività di triage è la corretta assegnazione del codice di priorità, poiché è in base a questo processo che il paziente potrà ricevere il giusto trattamento nei giusti tempi, col fine di ridurre l'incidenza di esiti negativi. Per ridurre gli errori commessi in tale pratica l'IA ha dimostrato una eccellente capacità nel predire la mortalità intraospedaliera, come riportato nello studio di Yi et al. (2021), e il grado di severità delle condizioni cliniche dei pazienti, secondo quanto evidenziato negli studi di Eleni et al. (2023), Diamantidou et al. (2022), Aydin et al. (2020), Kim et al. (2021), Baek et al. (2023) e Jerry Jacob (2023). Grazie al supporto dell'IA nella previsione di questi due fattori, gli infermieri di triage potranno determinare con più accuratezza il codice di priorità da assegnare ai singoli pazienti, data la capacità dell'IA di analizzare velocemente i dati a disposizione, oltre che la possibilità di confrontare quest'ultimi con il database che hanno accumulato negli anni, andando così ad esplorare una enorme conoscenza che non sempre è presente e sufficiente in un infermiere di triage, anche se adeguatamente formato.

Tuttavia diverse criticità sono sorte nel corso della revisione dei diversi studi. Ad esempio nella revisione sistematica di Baek et al. (2023) sono state poste tre questioni importanti, tra cui:

- l'accuratezza della previsione fornita dai modelli di IA deve essere comparata ad un *gold standard*, che in questo caso non può essere il giudizio di medici ed infermieri, come è avvenuto per gli studi prospettici analizzati in questa revisione, data la natura di dipendenza dalla soggettività di tali giudizio, oltre che la necessità di imporre un preciso standard di qualifica degli esecutori del triage. Questo per dire che al fine di validare correttamente l'accuratezza di un modello di IA non è possibile farlo comparandolo con l'opinione di un esperto, poiché in tale opinione è insito un certo grado di incertezza;

- i risultati degli articoli revisionati, essendo questi ultimi di carattere osservazionale prospettico, non possono essere generalizzati a tutti i dipartimenti di emergenza, considerando il limitato numero di studi condotti e delle Regioni utilizzate come contesto in questi studi. La risorse a disposizione di un Ospedale *spoke* ovviamente non saranno uguali a quelle di un *hub*, per cui i trattamenti o le procedure che sono individuate e suggerite dall'IA potrebbero non essere disponibili e quindi non applicabili. Sorge quindi la necessità di sviluppare degli algoritmi di IA trasferibili a tutte le realtà sanitarie oppure specifiche per alcuni setting, sia intraospedalieri che extraospedalieri;

- attualmente i modelli di triage basati sull'IA valutano e classificano i pazienti utilizzando solamente dati provenienti da banche locali oppure da reti in cloud, lasciando inosservate tutte quelle impressioni che vengono individuate dagli infermieri triagisti attraverso l'osservazione *face-to-face* dei pazienti. Pur potendo aggiungere ai vari input forniti all'IA informazioni sull'aspetto generale del paziente, potrebbe essere complicato definire alcune caratteristiche che solo un infermiere di triage esperto può notare fin da subito, soprattutto nell'ambito emotivo e relazionale, come ad esempio il linguaggio non verbale.

Un'altra importante questione critica è sorta nello studio di Stighecel et al. (2023) nel quale è risultato che l'uomo non è in grado di individuare gli errori commessi dall'Intelligenza Artificiale. Da ciò si evince che l'uomo quando si serve dell'IA riduce il suo livello di attenzione e la sua capacità di critica, affidandosi completamente a ciò che viene suggerito dalla macchina, commettendo così errori di valutazione e aumentando la possibilità di *outcomes* negativi per i pazienti. Ciò può essere già osservato nell'esecuzione di un elettrocardiogramma alla fine del quale il macchinario interpreta autonomamente il tracciato fornendo una iniziale diagnosi, che però non sempre è accurata, come riportato ad esempio dallo studio di Maya E. Guglin & Deepak Thatai (2005). Si rende necessario di conseguenza un certo livello di controllo da parte dell'uomo sulla previsione fatta dall'IA, in modo da non essere completamente influenzato dalla stessa, e ciò può essere fatto solamente grazie ad un *training* apposito nell'utilizzo di questa tecnologia.

A questo punto, ad oggi quale può essere il contributo offerto dall'IA quando applicata al triage infermieristico? In primo luogo assume valore educativo in quanto può essere usata da infermieri triagisti con ancora poca esperienza sul campo, al fine di ampliare la loro visione su diverse situazioni ancora poco esplorate, oppure da studenti, al fine di acquisire

familiarità con diversi scenari clinici di triage e valutare la loro capacità di *decision making* confrontandosi con la previsione fatta dall'IA. In secondo luogo l'IA, attraverso il suo supporto e i suoi suggerimenti, potrebbe diminuire lo stress degli infermieri triagisti, dovuto all'enorme quantità di pazienti che valutano ad ogni turno, insieme alla necessità di effettuare decisioni in tempi brevissimi, riducendo così il rischio di burnout.

<b>AUTORI</b>	<b>VARIABILE MISURATA</b>	<b>ASPETTO PRATICO</b>
<b>AMBITI DI MIGLIORAMENTO</b>		
Sterling et al. (2020)	Necessità di risorse per singolo paziente (esami strumentali, laboratoristici e altre procedure)	Riduzione tempi d'attesa e sovraffollamento
Liu et al. (2022) Baek et al. (2023)	Tempo medio di triage	
Kang et al. (2020) Yun et al. (2019) Jung-Ting Lee et al. (2021) Adebayo et al. (2022)	Necessità di ricovero ospedaliero	Inviare il paziente nei tempi e nel reparto adeguati



Yi et al. (2021) Adebayo et al. (2022)	Mortalità intraospedaliera	
Eleni et al. (2023) Diamantidou et al. (2022) Aydin et al. (2020) Kim et al. (2021) Baek et al. (2023) Jerry Jacob (2023)	Grado di severità delle condizioni cliniche	Facilitare l'assegnazione del codice di priorità durante il triage
<b>AMBITI DI CRITICITÀ</b>		
Stigchel et al. (2023)	Capacità dell'uomo di individuare gli errori commessi dall'IA	Riduzione livello di attenzione e capacità di critica degli infermieri triagisti
Baek et al. (2023)	<i>Overtriage e undertriage</i> modello di IA	Non accurata assegnazione codice di priorità durante il triage

Tabella 4: variabili e aspetti pratici misurati nei diversi studi

### LIMITI DELLO STUDIO:

- scarsa letteratura inerente all'applicazione dell'IA al triage;
- risultati provenienti principalmente da studi di natura osservazionale.

## 6. CONCLUSIONI

Il triage rappresenta un'attività complessa e fondamentale per garantire il funzionamento del Servizio Sanitario, data la sua funzione di classificazione e assegnazione della priorità alle cure dei pazienti in base al tipo e alla gravità della loro condizione clinica, col fine di minimizzare potenziali risvolti dannosi. Gli infermieri triagisti devono essere quindi in grado di prendere decisioni accurate in tempi brevissimi, molto spesso in un ambiente frenetico e carico emotivamente (Cone et al., 2002). Con la presente revisione si è analizzato il contributo che la tecnologia dell'Intelligenza Artificiale potrà fornire nel supportare la pratica clinica dell'infermiere di triage, oltre che il suo impatto su alcuni *outcomes*, come ad esempio l'utilizzo corretto delle risorse, la necessità di ricovero, la mortalità intraospedaliera od il grado di severità delle condizioni cliniche dei pazienti. Complessivamente, dall'analisi degli studi riportati, l'IA sarà in grado di migliorare la capacità di *decision making* dei professionisti e di ottimizzare il *workflow* all'interno del Dipartimento d'Emergenza. Si prevede infatti che, attraverso la collaborazione con questa innovazione, si potrà migliorare l'assistenza erogata, soprattutto in casi di scarsità di risorse, di mancata esperienza dei professionisti oppure di sovraffollamento del Pronto Soccorso. Tuttavia ulteriori studi si rendono necessari al fine di superare alcune difficoltà che ostacolano l'implementazione di questa tecnologia sul campo, come ad esempio la necessità di avere un certo grado di controllo sull'IA in modo da non abbassare il livello di critica e di attenzione, ottenibile solamente mediante una adeguata formazione, oppure l'importanza di aumentare ancora di più l'accuratezza predittiva di tale tecnologia, in modo da evitare casi di *overtriage* e *undetriage*. Ad oggi l'IA si configura come un prezioso strumento di supporto agli infermieri triagisti, senza la presunzione di andarli a sostituire, anche se in un futuro molto vicino si presume che prenderà uno spazio sempre maggiore all'interno della sanità pubblica e privata.

## Bibliografia

- Accordo tra il Ministro della salute, le regioni e le province autonome sul documento di linee-guida sul sistema di emergenza sanitaria concernente: «Triage intraospedaliero (valutazione gravità all'ingresso) e chirurgia della mano e microchirurgia nel sistema dell'emergenza - urgenza sanitaria». Gazzetta Ufficiale 7 dicembre 2001, n. 285.
- Accordo tra lo Stato, le Regioni e le Province Autonome di Trento e di Bolzano del 15 settembre 2016; “Piano Nazionale della Cronicità”; Gazzetta Ufficiale
- Adebayo, O., Bhuiyan, Z. A., & Ahmed, Z. (2023). Exploring the effectiveness of artificial intelligence, machine learning and deep learning in trauma triage: A systematic review and meta-analysis. DIGITAL HEALTH;
- AYDIN, A. G., Eray, O., SAYRAC, A. V., OSKAY, A., & ULUSAR, U. D. (2020). The Reliability of an Artificial Intelligence Tool, ‘Decision Trees’, in Emergency Medicine Triage.
- Baek, G., Baik, D., & Yi, N. (2023). The effects of of triage applying artificial intelligence on triage in the emergency department: A systematic review of prospective studies.
- Baricchi, M., Braglia, D., & Ferri, P. (2011). Triage Infermieristico in Pronto Soccorso: analisi delle sottostime e sovrastime nell’assegnazione del codice rosso. Scenario®-Il Nursing nella sopravvivenza, 28(4), 15-19.
- Bowen, D., & Ungar, L. (2020). Generalized SHAP: Generating multiple types of explanations in machine learning. arXiv preprint arXiv:2006.07155.
- Chen, Q. Q., Chiu, S. Y. H., Tsai, L. Y., & Hu, R. F. (2022). Validity of the Taiwan Triage and Acuity Scale in mainland China: a retrospective observational study. Emergency Medicine Journal, 39(8), 617-622.
- Choi Heejung, Ok Jong Sun, An Soo Young (2019). Evaluation of validity of the Korean triage and acuity scale. Journal of Korean Academy of Nursing, 49(1), 26-35.

- Christ, M., Grossmann, F., Winter, D., Bingisser, R., & Platz, E. (2010). Modern triage in the emergency department. *Deutsches Ärzteblatt International*, 107(50), 892.
- Cone, K. J., & Murray, R. (2002). Characteristics, insights, decision making, and preparation of ED triage nurses. *Journal of emergency nursing*, 28(5), 401–406. <https://doi.org/10.1067/men.2002.127513>;
- Decreto del Presidente della Repubblica 27 marzo 1992; “Atto di indirizzo e coordinamento alle Regioni per la determinazione dei livelli di assistenza sanitaria di emergenza.”; *Gazzetta Ufficiale* 31 marzo 1992, n. 76.
- Decreto Ministeriale 2 aprile 2015 n. 70 “Regolamento recante definizione degli standard qualitativi, strutturali, tecnologici e quantitativi relativi all'assistenza ospedaliera; *Gazzetta Ufficiale* 4 giugno 2015, n. 127;
- Derlet, R. W., & Richards, J. R. (2000). Overcrowding in the nation’s emergency departments: complex causes and disturbing effects. *Annals of emergency medicine*, 35(1), 63-68.
- Ebrahimi, M., Heydari, A., Mazlom, R., & Mirhaghi, A. (2015). The reliability of the Australasian Triage Scale: a meta-analysis. *World journal of emergency medicine*, 6(2), 94.
- Ergen, M. (2019). What is artificial intelligence? Technical considerations and future perception. *Anatolian J. Cardiol*, 22(2), 5-7.
- Gerdtz, M. F., Chu, M., Collins, M., Considine, J., Crellin, D., Sands, N., ... & Pollock, W. E. (2009). Factors influencing consistency of triage using the Australasian Triage Scale: implications for guideline development. *Emergency Medicine Australasia*, 21(4), 277-285.
- Guglin, M. E., & Thatai, D. (2006). Common errors in computer electrocardiogram interpretation. *International journal of cardiology*, 106(2), 232-237.
- Haleem, A., Javaid, M., Qadri, M. A., Singh, R. P., & Suman, R. (2022). Artificial intelligence (AI) applications for marketing: A literature-based study. *International Journal of Intelligent Networks*.
- Hamet, P., & Tremblay, J. (2017). Artificial intelligence in medicine. *Metabolism*, 69, S36-S40.

- Hinson, J. S., Martinez, D. A., Cabral, S., George, K., Whalen, M., Hansoti, B., & Levin, S. (2019). Triage performance in emergency medicine: a systematic review. *Annals of emergency medicine*, 74(1), 140-152.
- Hinson, J. S., Martinez, D. A., Cabral, S., George, K., Whalen, M., Hansoti, B., & Levin, S. (2019). Triage performance in emergency medicine: a systematic review. *Annals of emergency medicine*, 74(1), 140-152.
- Huang, J., & Ling, C. X. (2005). Using AUC and accuracy in evaluating learning algorithms. *IEEE Transactions on knowledge and Data Engineering*, 17(3), 299-310.
- Iserson, K. V., & Moskop, J. C. (2007). Triage in medicine, part I: concept, history, and types. *Annals of emergency medicine*, 49(3), 275-281.
- Jacob J. (2023). ChatGPT: Friend or Foe?-Utility in Trauma Triage. *Indian journal of critical care medicine : peer-reviewed, official publication of Indian Society of Critical Care Medicine*, 27(8), 563–566. <https://doi.org/10.5005/jp-journals-10071-24498>;
- Kang, D. Y., Cho, K. J., Kwon, O., Kwon, J. M., Jeon, K. H., Park, H., Lee, Y., Park, J., & Oh, B. H. (2020). Artificial intelligence algorithm to predict the need for critical care in prehospital emergency medical services. *Scandinavian journal of trauma, resuscitation and emergency medicine*, 28(1), 17. <https://doi.org/10.1186/s13049-020-0713-4>;
- Kanzaria, H. K., Hoffman, J. R., Probst, M. A., Caloyeras, J. P., Berry, S. H., & Brook, R. H. (2015). Emergency physician perceptions of medically unnecessary advanced diagnostic imaging. *Academic Emergency Medicine*, 22(4), 390-398.
- Karlafti, E., Anagnostis, A., Simou, T., Kollatou, A. S., Paramythiotis, D., Kaiafa, G., ... & Fyntanidou, V. (2023). Support Systems of Clinical Decisions in the Triage of the Emergency Department Using Artificial Intelligence: The Efficiency to Support Triage. *Acta medica Lituanica*, 30(1), 19-25.
- Kaul, V., Enslin, S., & Gross, S. A. (2020). History of artificial intelligence in medicine. *Gastrointestinal endoscopy*, 92(4), 807-812.
- Kim, D., Oh, J., Im, H., Yoon, M., Park, J., & Lee, J. (2021). Automatic Classification of the Korean Triage Acuity Scale in Simulated Emergency

Rooms Using Speech Recognition and Natural Language Processing: a Proof of Concept Study. *Journal of Korean medical science*, 36(27), e175.

<https://doi.org/10.3346/jkms.2021.36.e175>;

- Lee, J. T., Hsieh, C. C., Lin, C. H., Lin, Y. J., & Kao, C. Y. (2021). Prediction of hospitalization using artificial intelligence for urgent patients in the emergency department. *Scientific reports*, 11(1), 19472. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-98961-2>;
- Li, B. H., Hou, B. C., Yu, W. T., Lu, X. B., & Yang, C. W. (2017). Applications of artificial intelligence in intelligent manufacturing: a review. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 18, 86-96.
- Li, Y., Wang, L., Liu, Y., Zhao, Y., Fan, Y., Yang, M., Yuan, R., Zhou, F., Zhang, Z., & Kang, H. (2021). Development and Validation of a Simplified Prehospital Triage Model Using Neural Network to Predict Mortality in Trauma Patients: The Ability to Follow Commands, Age, Pulse Rate, Systolic Blood Pressure and Peripheral Oxygen Saturation (CAPSO) Model. *Frontiers in medicine*, 8, 810195. <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.810195>;
- Liu, Q., Yang, L., & Peng, Q. (2022). Artificial Intelligence Technology-Based Medical Information Processing and Emergency First Aid Nursing Management. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2022, 8677118. <https://doi.org/10.1155/2022/8677118>;
- Malik, P., Pathania, M., & Rathaur, V. K. (2019). Overview of artificial intelligence in medicine. *Journal of family medicine and primary care*, 8(7), 2328.
- Mikalonytė, E. S., & Kneer, M. (2021). Can Artificial Intelligence Make Art?. arXiv preprint arXiv:2104.07598.
- Moukarzel, A., Michelet, P., Durand, A. C., Sebbane, M., Bourgeois, S., Markarian, T., ... & Gentile, S. (2019). Burnout syndrome among emergency department staff: prevalence and associated factors. *BioMed research international*, 2019.
- Nestor, P. (2003). Baron Dominique Jean Larrey 1766–1842. *Australasian Journal of Paramedicine*, 1(3).

- Park, J., & Lim, T. (2017). Korean triage and acuity scale (KTAS). *Journal of The Korean Society of Emergency Medicine*, 28(6), 547-551.
- Raccomandazione Ministeriale n. 15, Febbraio 2013. “Morte o grave danno conseguente a non corretta attribuzione del codice triage nella Centrale operativa 118 e/o all’interno del Pronto soccorso”
- Ramesh, A. N., Kambhampati, C., Monson, J. R., & Drew, P. J. (2004). Artificial intelligence in medicine. *Annals of the Royal College of Surgeons of England*, 86(5), 334.
- Reynolds, P., Scattoloni, J. A., Gadepalli, S. K., Ehrlich, P., Cladis, F. P., & Davis, P. J. (2017). Anesthesia for the Pediatric Trauma Patient. In *Smith's Anesthesia for Infants and Children* (pp. 969-999). Elsevier.
- Singer, M., Deutschman, C. S., Seymour, C. W., Shankar-Hari, M., Annane, D., Bauer, M., ... & Angus, D. C. (2016). The third international consensus definitions for sepsis and septic shock (Sepsis-3). *Jama*, 315(8), 801-810.
- Sterling, N. W., Brann, F., Patzer, R. E., Di, M., Koebbe, M., Burke, M., & Schragar, J. D. (2020). Prediction of emergency department resource requirements during triage: An application of current natural language processing techniques. *Journal of the American College of Emergency Physicians open*, 1(6), 1676–1683. <https://doi.org/10.1002/emp2.12253>;
- Tanabe, P., Gilboy, N., & Travers, D. A. (2007). Emergency Severity Index version 4: clarifying common questions. *Journal of Emergency Nursing*, 33(2), 182-185.
- Tanabe, P., Gimbel, R., Yarnold, P. R., Kyriacou, D. N., & Adams, J. G. (2004). Reliability and validity of scores on The Emergency Severity Index version 3. *Academic emergency medicine*, 11(1), 59-65.
- Teasdale, G., & Jennett, B. (1974). Assessment of coma and impaired consciousness: a practical scale. *The Lancet*, 304(7872), 81-84.
- van der Stigchel, B., van den Bosch, K., van Diggelen, J., & Haselager, P. (2023). Intelligent decision support in medical triage: are people robust to biased advice?. *Journal of public health (Oxford, England)*, 45(3), 689–696. <https://doi.org/10.1093/pubmed/fdad00>;

- Vasiliki Diamantidou, M. D. (2022). An Artificial Intelligence Based Application for Triage Nurses in Emergency Department, Using the Emergency Severity Index Protocol. *International Journal of Caring Sciences*, 15(3), 1764-1772.
- Wagner, M. M., Hogan, W. R., Chapman, W. W., & Gesteland, P. H. (2006). Chief complaints and ICD Codes. *Handbook of biosurveillance*, 333.
- Wu, T., He, S., Liu, J., Sun, S., Liu, K., Han, Q. L., & Tang, Y. (2023). A brief overview of ChatGPT: The history, status quo and potential future development. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 10(5), 1122-1136.
- Yoo, J., Lee, J., Min, J. Y., Choi, S. W., Kwon, J. M., Cho, I., Lim, C., Choi, M. Y., & Cha, W. C. (2022). Development of an Interoperable and Easily Transferable Clinical Decision Support System Deployment Platform: System Design and Development Study. *Journal of medical Internet research*, 24(7), e37928. <https://doi.org/10.2196/37928>;
- Yun, H., Choi, J., & Park, J. H. (2021). Prediction of Critical Care Outcome for Adult Patients Presenting to Emergency Department Using Initial Triage Information: An XGBoost Algorithm Analysis. *JMIR medical informatics*, 9(9), e30770. <https://doi.org/10.2196/30770>;
- Zhou, X. Y., Guo, Y., Shen, M., & Yang, G. Z. (2020). Application of artificial intelligence in surgery. *Frontiers of medicine*, 14, 417-430.

## Sitografia

- Australasian College for Emergency Medicine; Triage; <https://acem.org.au/Content-Sources/Advancing-Emergency-Medicine/Better-Outcomes-for-Patients/Triage>; (Ultima consultazione: Settembre 2023)
- EMS; What Is EMS?; <https://www.ems.gov/what-is-ems/>; (Ultima consultazione: Settembre 2023)
- Gruppo Formazione Triage; Definizione Triage; <https://www.triage.it/index.php/definizione>; (Ultima consultazione: Settembre 2023)
- Panorama della sanità; Personale sanitario in PS: almeno una volta ha subito violenza (2023); <https://www.panoramasanita.it/2023/01/20/personale-sanitario->



[in-ps-almeno-una-volta-ha-subito-violenza/](#); Ricerca a cura di Ufficio

Comunicazione e Stampa Simeu (Ultima consultazione: Settembre 2023)

- Quotidiano sanità; Pronto soccorso: +20% di accessi. Simeu: “Le richieste superano ormai di gran lunga le possibilità di dare risposta a tutti. Se va avanti così non ce la faremo” (2022); [https://www.quotidianosanita.it/lavoro-e-professioni/articolo.php?articolo\\_id=106678](https://www.quotidianosanita.it/lavoro-e-professioni/articolo.php?articolo_id=106678); (Ultima consultazione: Settembre 2023)
- Simeu; La situazione dei pronto soccorso italiani; <https://www.simeu.it/w/articoli/leggiArticolo/3238/leggi>; (Ultima consultazione: Settembre 2023)
- Trend Sanità (22 Luglio 2023); Le richieste della medicina d'emergenza urgenza. Intervista a Fabio De Iaco (Presidente SIMEU); <https://youtu.be/xt8bKUsFkB0> (Video)