

L'intelligenza artificiale dalla ricerca clinica all'implementazione nei processi: le sfide nel caso della Cardiologia Universitaria dell'AOU Città della Salute e della Scienza di Torino

Anna Prenestini, Angela Rella, Gaetano Maria De Ferrari*

L'intelligenza artificiale (IA) rappresenta una delle principali leve di innovazione per la sanità, ma il trasferimento delle applicazioni dalla ricerca alla pratica clinica rimane un processo complesso. Attraverso un caso di studio qualitativo sulla Cardiologia Universitaria dell'AOU Città della Salute e della Scienza di Torino, il contributo analizza lo sviluppo di applicazioni di IA in diversi ambiti cardiologici e approfondisce le principali sfide che ne condizionano l'implementazione. L'analisi evidenzia come la disponibilità di algoritmi accurati costituisca una condizione necessaria ma non sufficiente. Emergono sei fattori abilitanti: *leadership* clinica, collaborazio-

ne interdisciplinare, qualità dei dati, governance organizzativa, trasferimento tecnologico e contesto regolatorio. Il lavoro propone un framework interpretativo utile a comprendere le condizioni clinico-scientifiche, organizzative e istituzionali necessarie per tradurre l'innovazione tecnologica in valore per le aziende sanitarie e i pazienti.

Parole chiave: intelligenza artificiale, algoritmi, *deep learning*, *machine learning*, innovazione digitale, trasformazione digitale, digital health, cardiologia, caso studio.

Artificial Intelligence from Clinical Research to Process Implementation: Challenges in the Case of the University Cardiology Unit at the Città della Salute e della Scienza Academic Medical Center of Turin

Artificial intelligence (AI) is emerging as a key driver of healthcare innovation, yet translating AI applications from research into routine clinical practice

S O M M A R I O

1. L'intelligenza artificiale in sanità
2. L'avvio di un percorso di innovazione in cardiologia basato sull'intelligenza artificiale
3. L'applicazione dell'IA in cardiologia: dalla ricerca scientifica alla medicina di precisione
4. Le sfide del trasferimento dell'IA nei processi organizzativi e nella pratica clinica
5. Discussione e conclusioni

* Anna Prenestini, Dipartimento di Economia, Management e Metodi Quantitativi, Università degli Studi di Milano. Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-1334-6476>. E-mail: anna.prenestini@unimi.it.

Angela Rella, Dipartimento di Economia, Management e Metodi Quantitativi, Università degli Studi di Milano. Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-3035-8161>. E-mail: angela.rella@unimi.it.

Gaetano Maria De Ferrari, SC Cardiologia Universitaria, Dipartimento Cardiovascolare e Toracico, Azienda Ospedaliero-Universitaria Città della Salute e della Scienza di Torino, Torino, Italia. Dipartimento di Scienze Mediche, Università degli Studi di Torino, Torino, Italia. E-mail: gaetanomaria.deferrari@unito.it.

remains a complex challenge. Drawing on a qualitative case study of the University Cardiology Unit at Academic Medical Center of Turin, this paper examines the development of AI applications across multiple cardiovascular domains and explores the challenges affecting their implementation. Findings show that high-performing algorithms are a necessary but insufficient condition for successful adoption. Six enabling factors are identified: clinical leadership, interdisciplinary collaboration, data quality, organizational governance, technology transfer, and a supportive regulatory environment. The paper proposes an interpretative framework highlighting the clinical, organizational and institutional conditions required to transform AI research into sustainable clinical and managerial value for healthcare organizations.

Keywords: Artificial Intelligence, algorithms, deep learning, machine learning, digital innovation, digital transformation, digital health, cardiology, Case study.

Articolo sottomesso: 23/07/2026,
accettato: 04/08/2026

1. L'intelligenza artificiale in sanità

Negli ultimi anni, l'intelligenza artificiale (IA) ha assunto un ruolo sempre più centrale quale tecnologia abilitante e leva strategica in molteplici settori (Boucher, 2019), contribuendo a ridefinire i processi di automazione ed efficienza operativa, ma anche modelli organizzativi e meccanismi decisionali, grazie alla crescente capacità di elaborare e analizzare grandi quantità di dati (Iansiti & Lakhani, 2017).

In sanità, uno dei contesti più complessi e ad alta intensità informativa, l'IA si è progressivamente diffusa attraverso approcci di *machine learning*, *deep learning* e modelli generativi, in grado di trasformare dati clinici, amministrativi e testuali in conoscenza utile a supportare decisioni lungo l'intero percorso di cura (Noto *et al.*, 2026).

Più che una tecnologia ad applicazione circoscritta, l'IA si configura come una leva abilitante, capace di ridefinire il modo in cui le organizzazioni sanitarie acquisiscono, interpretano e valorizzano i dati, trasformandoli in conoscenza operativa a supporto dei processi decisionali, con rilevanti implicazioni sia sul piano clinico sia su quello manageriale (Mauro *et al.*, 2024). In questa prospettiva, l'IA assume il ruolo di infrastruttura decisionale trasversale, in grado di supportare in modo integrato le scelte cliniche, organizzative e gestionali.

Le prime applicazioni dell'IA, con riferimento ai processi clinici, si sono sviluppate prevalentemente in contesti a elevata disponibilità di dati strutturati, come l'*imaging*, dove approcci di *deep learning* hanno mostrato risultati promettenti in termini di classificazione, supporto diagnostico, *triage* e automazione dei processi, soprattutto in radiologia, oftalmologia e dermatologia (Sibbald *et al.*, 2024). Inoltre, l'utilizzo dell'IA si è esteso ad altri ambiti, tra cui la sorveglianza epidemiologica (Fernandez-Granero *et al.*, 2018), la classificazione delle patologie (Garcia-Chimeno & Garcia-Zapirain, 2015) e l'analisi della documentazione clinica attraverso tecniche di Natural Language Processing, finalizzate all'estrazione e alla strutturazione di dati e informazioni

a supporto dei processi di cura (Eguia *et al.*, 2024).

Più nel dettaglio, l'evoluzione dell'IA in sanità si rivela strettamente connessa allo sviluppo di approcci di medicina di precisione, orientati alla personalizzazione delle valutazioni cliniche e dei trattamenti sulla base delle caratteristiche specifiche del singolo paziente (Holzinger *et al.*, 2019). Le decisioni cliniche tradizionali si fondano prevalentemente su linee guida costruite su popolazioni medie di riferimento e derivate da *randomized controlled trials*; tuttavia, tali strumenti possono risultare poco flessibili rispetto alla complessità dei contesti clinici reali (Kassem *et al.*, 2024). In questa prospettiva, metodologie *data-driven* basate su *machine learning* e *deep learning* consentono di supportare processi decisionali maggiormente adattivi e personalizzati, contribuendo allo sviluppo di sistemi di supporto alle decisioni cliniche (Clinical Decision Support Systems, CDSS) sempre più avanzati (Magrabi *et al.*, 2019; Sutton *et al.*, 2020).

I CDSS basati su IA permettono infatti di integrare dati clinici, diagnostici e anamnestici del singolo paziente con basi di conoscenza digitali e modelli predittivi, generando valutazioni e raccomandazioni a supporto del processo decisionale del medico (Sim *et al.*, 2001). Negli ultimi anni, i progressi nelle architetture di *machine learning* e *deep learning* hanno favorito una crescente diffusione di tali sistemi in differenti ambiti clinici, tra cui diagnosi automatizzata, prognosi, *drug discovery* e supporto terapeutico (D'Ascenzo *et al.*, 2021; Hwang *et al.*, 2019; LeCun *et al.*, 2015). Tuttavia, la crescente complessità dei modelli algoritmici pone rilevanti criticità in termini

di trasparenza, interpretabilità e affidabilità. In sanità, infatti, molti modelli di *deep learning* vengono descritti come "black box", poiché producono predizioni senza rendere esplicite le logiche sottostanti (Holzinger *et al.*, 2019). Tale mancanza di comprensibilità assume particolare rilevanza nei contesti clinici, dove le decisioni supportate dall'IA incidono direttamente sulla salute dei pazienti (Antoniadi *et al.*, 2021).

Accanto ai benefici potenziali emergono quindi ulteriori criticità relative a trasparenza, *fairness*, trasferibilità, tutela della *privacy* e affidabilità dei sistemi (Arrieta *et al.*, 2020; Mirehshghallah *et al.*, 2020; Topol, 2019), particolarmente rilevanti nei contesti di medicina di precisione, in cui il clinico necessita di informazioni maggiormente articolate rispetto a una semplice previsione binaria (Arrieta *et al.*, 2020). Per tali ragioni, i temi della *explainability*, dell'interpretabilità e della trasparenza algoritmica stanno assumendo un ruolo sempre più centrale nei processi di sviluppo e implementazione dell'IA in sanità (Vellido, 2020).

In questo contesto si colloca l'esperienza dell'AOU Città della Salute e della Scienza di Torino, una delle principali aziende ospedaliero-universitarie italiane, nata dall'integrazione di diversi presidi ospedalieri di rilievo nazionale, tra cui il Presidio Ospedaliero Molinette, il CTO, l'Ospedale Infantile Regina Margherita e l'Ospedale Sant'Anna. Con circa 9.500 dipendenti, l'Azienda rappresenta uno dei maggiori poli sanitari italiani ed europei e svolge attività assistenziali, didattiche e di ricerca in stretta integrazione con l'Università degli Studi di Torino.

La compresenza di elevate competenze cliniche, attività di ricerca e forma-

zione universitaria rende l'Azienda un contesto particolarmente favorevole allo sviluppo e alla sperimentazione di innovazioni tecnologiche. In particolare, negli ultimi anni la crescente disponibilità di dati clinici digitali e il consolidamento di collaborazioni interdisciplinari tra professionisti sanitari, informatici e ingegneri hanno favorito l'avvio di progetti di ricerca orientati all'applicazione dell'intelligenza artificiale ai processi clinici e al supporto delle decisioni.

Tra queste esperienze si colloca il percorso sviluppato dalla Cardiologia Universitaria, che rappresenta il focus del presente contributo. Attraverso l'analisi di questo caso, l'articolo si propone di approfondire il percorso di sviluppo e implementazione dell'intelligenza artificiale in ambito cardiologico, evidenziando le principali sfide metodologiche, organizzative, regolatorie e manageriali che accompagnano il trasferimento dell'innovazione dalla ricerca alla pratica clinica e discutendone le implicazioni per il management delle aziende sanitarie.

2. L'avvio di un percorso di innovazione in cardiologia basato sull'intelligenza artificiale

L'esperienza sviluppata presso la Cardiologia Universitaria dell'AOU Città della Salute e della Scienza di Torino prende avvio nel 2019, con l'arrivo del nuovo Direttore della Cardiologia Universitaria, che individua nell'IA uno degli ambiti strategici di sviluppo della ricerca e dell'innovazione clinica.

In una fase in cui il dibattito sull'IA in sanità era ancora limitato e prevalentemente circoscritto agli aspetti

tecnologici, il progetto nasce dalla convinzione che tali strumenti potessero contribuire allo sviluppo di una medicina personalizzata, migliorando la capacità di stratificazione prognostica e riducendo l'incertezza che caratterizza numerose decisioni cliniche.

Nelle fasi iniziali, il progetto si è sviluppato grazie all'iniziativa di un ristretto gruppo di professionisti interessati a esplorare le potenzialità dell'IA applicata alla cardiologia. In un contesto in cui l'interesse istituzionale verso queste tematiche risultava ancora limitato, sia all'interno dell'AOU sia nel contesto accademico, è emersa fin da subito la necessità di costruire competenze interdisciplinari e reti di collaborazione in grado di sostenere lo sviluppo delle attività di ricerca.

Lo sviluppo di applicazioni di IA si è infatti rivelato fin dalle prime esperienze un'attività che richiedeva competenze complementari rispetto a quelle strettamente cliniche. Per questo motivo, la Cardiologia Universitaria ha avviato una collaborazione stabile con il Dipartimento di Informatica dell'Università degli Studi di Torino e con il Politecnico di Torino, integrando competenze cliniche, informatiche, ingegneristiche e metodologiche. Gli informatici hanno contribuito allo sviluppo degli algoritmi di *machine learning* e delle metodologie di analisi dei dati, mentre gli ingegneri hanno supportato la modellizzazione dei fenomeni cardiovascolari e lo sviluppo di applicazioni nell'ambito dell'*imaging*.

Questa collaborazione interdisciplinare ha rappresentato il presupposto per l'avvio di un programma di ricerca orientato allo sviluppo di modelli

predittivi a supporto della stratificazione prognostica e dei processi decisionali in cardiologia, con particolare attenzione ai temi della medicina di precisione, della personalizzazione delle cure e della valutazione del rischio clinico.

Parallelamente, un ulteriore fattore abilitante è stato rappresentato dalla costruzione di collaborazioni scientifiche nazionali e internazionali che hanno consentito di accedere a basi dati multicentriche di grandi dimensioni. La disponibilità di coorti cliniche ampie ed eterogenee ha reso possibile lo sviluppo di modelli predittivi fondati su un elevato numero di osservazioni e su popolazioni provenienti da contesti assistenziali differenti, superando i limiti delle casistiche monocentriche. Ciò ha permesso non solo di incrementare la robustezza metodologica degli algoritmi, ma anche di predisporre le condizioni per la loro successiva validazione su popolazioni indipendenti, requisito indispensabile per un futuro utilizzo nella pratica clinica. In questa prospettiva, il dato clinico non rappresenta soltanto la materia prima per l'addestramento degli algoritmi, ma una risorsa strategica che rende possibile la ricerca collaborativa, la produzione di evidenze scientifiche solide e lo sviluppo di applicazioni di IA affidabili e trasferi-

bili nella pratica clinica. Senza sostituire il giudizio del clinico, gli algoritmi sviluppati mirano a integrare le informazioni già disponibili, riducendo l'incertezza prognostica e fornendo strumenti quantitativi a supporto delle decisioni.

3. L'applicazione dell'IA in cardiologia: dalla ricerca scientifica alla medicina di precisione

I principali progetti di ricerca sviluppati nell'ambito della Cardiologia Universitaria possono essere ricondotti a quattro aree applicative: sindrome coronarica acuta, fibrillazione atriale, sindrome di Takotsubo e cardiologia strutturale, *imaging* cardiovascolare (Tab. 1).

La prima linea di ricerca ha riguardato la stratificazione prognostica dei pazienti con sindrome coronarica acuta. Grazie alla disponibilità di un'ampia coorte internazionale di pazienti, è stato sviluppato il progetto PRAISE (Prediction of Adverse Events Following an Acute Coronary Syndrome), pubblicato nel 2021 su *The Lancet* (D'Ascenso *et al.*, 2021). Attraverso tecniche di *machine learning* applicate a oltre 20.000 pazienti, il modello ha consentito di predire eventi avversi maggiori – quali mortalità, recidiva di infarto e sanguinamenti maggiori – con *performance* superiori rispetto ai princi-

Tab. 1 – Principali ambiti di applicazione dell'IA nella Cardiologia Universitaria

Ambito clinico	Problema affrontato	Contributo dell'IA
Sindrome coronarica acuta	Stratificazione prognostica	<i>Machine learning</i>
Fibrillazione atriale	Predizione recidive	Modelli predittivi
Takotsubo/cardiologia strutturale	Stratificazione rischio	<i>Deep learning/clustering</i>
<i>Imaging</i> cardiovascolare	Supporto diagnostico	<i>AI imaging</i>

pali *score* prognostici raccomandati dalle linee guida internazionali. L'esperienza ha rappresentato uno dei primi esempi di applicazione dell'IA alla prognosi cardiovascolare sviluppati in Italia e ha costituito il punto di partenza per successive linee di ricerca.

Una seconda area di sviluppo ha riguardato la personalizzazione delle strategie terapeutiche nei pazienti affetti da fibrillazione atriale. In questo ambito sono stati sviluppati modelli predittivi finalizzati a stimare il rischio di recidiva dopo ablazione, una procedura ormai ampiamente diffusa ma caratterizzata da una notevole eterogeneità degli esiti clinici. Utilizzando database europei e metodologie di *machine learning*, gli algoritmi hanno permesso di affinare la capacità di identificare i pazienti con maggiore probabilità di successo della procedura, contribuendo a una selezione più appropriata dei candidati al trattamento.

L'applicazione dell'IA è stata successivamente estesa ad altri contesti clinici caratterizzati da elevata complessità decisionale. Tra questi rientrano la sindrome di Takotsubo, nella quale modelli di *deep learning* sono stati utilizzati per identificare precocemente i pazienti a maggior rischio di complicanze nella fase acuta, e la cardiologia strutturale, dove tecniche di *clustering* hanno consentito di individuare differenti profili prognostici nei pazienti candidati a procedure transcateretere per l'insufficienza mitralica. In entrambi i casi, l'obiettivo non consiste nella formulazione automatica della decisione clinica, bensì nel fornire al medico informazioni aggiuntive utili a personalizzare il percorso assistenziale.

Una linea di sviluppo più recente riguarda l'applicazione dell'IA all'*ima-*

ging cardiovascolare. In questo caso l'obiettivo si sposta dalla predizione prognostica alla possibilità di ricavare, attraverso algoritmi di analisi delle immagini, informazioni cliniche normalmente ottenibili mediante procedure più invasive o esami diagnostici più complessi. Tra i principali progetti attualmente in corso figurano lo sviluppo di modelli capaci di stimare la *Fractional Flow Reserve* (FFR) direttamente dalle immagini coronarografiche e l'identificazione del calcio coronarico attraverso semplici radiografie del torace, con l'obiettivo di rendere disponibili informazioni diagnostiche avanzate riducendo costi, invasività e tempi di esecuzione. Tali soluzioni sono state oggetto di deposito brevettuale e sono attualmente sottoposte a processi di validazione esterna su popolazioni indipendenti.

Pur riferendosi a differenti ambiti della cardiologia, tutte le esperienze sviluppate condividono una medesima logica progettuale. L'IA non viene considerata un fine in sé, ma uno strumento per supportare il processo decisionale del clinico, migliorando la capacità di integrare grandi quantità di dati e di personalizzare le valutazioni prognostiche e terapeutiche. In questa prospettiva, il contributo dell'IA si inserisce pienamente nel paradigma della medicina di precisione, orientato a superare approcci decisionali fondati esclusivamente su popolazioni medie di riferimento per valorizzare le caratteristiche specifiche del singolo paziente.

4. Le sfide del trasferimento dell'IA nei processi organizzativi e nella pratica clinica

L'esperienza della Cardiologia Universitaria dell'AOU Città della Salute e

della Scienza di Torino evidenzia come il trasferimento dell'IA dalla ricerca alla pratica clinica e ai processi organizzativi costituisca un processo articolato che va oltre lo sviluppo di algoritmi accurati. I risultati scientifici rappresentano infatti soltanto il primo passaggio di un percorso più ampio, nel quale la possibilità di generare valore per i pazienti e per le organizzazioni sanitarie dipende dalla capacità di superare una serie di sfide metodologiche, organizzative, regolatorie e industriali. Il caso analizzato consente di individuare quattro dimensioni particolarmente rilevanti e che definiscono le maggiori difficoltà della traslazione di tali sistemi.

4.1. La validazione clinica come prerequisito dell'implementazione

Lo sviluppo di un algoritmo costituisce solo la fase iniziale del processo di innovazione. I modelli predittivi vengono generalmente costruiti utilizzando una popolazione di pazienti (*derivation cohort*), sulla quale l'algoritmo apprende le relazioni tra le variabili cliniche e gli esiti di interesse. Tuttavia, le *performance* ottenute nella fase di sviluppo non sono sufficienti per garantirne l'utilizzabilità nella pratica clinica, poiché potrebbero riflettere caratteristiche peculiari della popolazione utilizzata per l'addestramento. Per questo motivo risulta indispensabile una fase di validazione esterna (*external validation*), nella quale il modello viene testato su popolazioni indipendenti, preferibilmente appartenenti ad altri ospedali o sistemi sanitari, al fine di verificarne la robustezza e la capacità di generalizzare i risultati. Nel caso analizzato, diversi progetti sono attualmente oggetto di validazione su coorti italiane e internazionali

proprio con l'obiettivo di confermarne l'affidabilità in contesti differenti.

Anche il superamento della validazione esterna non rappresenta, tuttavia, il punto di arrivo del percorso. Affinché un algoritmo possa essere realmente integrato nei processi assistenziali è necessario dimostrarne il beneficio clinico attraverso studi prospettici e, ove appropriato, *trial* clinici randomizzati, in grado di verificare se il suo utilizzo migliori effettivamente le decisioni cliniche e gli esiti dei pazienti rispetto alla pratica corrente. Tali attività richiedono investimenti economici, competenze metodologiche e reti collaborative di dimensioni difficilmente sostenibili da singoli gruppi di ricerca appartenenti alla stessa università e, spesso, anche nazione.

A questo percorso si affianca inoltre la dimensione regolatoria. Per poter essere commercializzati e successivamente utilizzati nella pratica clinica, gli algoritmi devono seguire procedure analoghe a quelle previste per i dispositivi medici basati su software. Se negli Stati Uniti il riferimento è costituito dall'approvazione della Food and Drug Administration (FDA), nel contesto europeo il prerequisito fondamentale è rappresentato dall'ottenimento della marcatura CE, cui si aggiungono i requisiti previsti dalla normativa europea sui dispositivi medici e, più recentemente, dall'*AI Act*.

La conformità regolatoria costituisce quindi una condizione necessaria, ma non sufficiente, per l'effettiva adozione degli algoritmi nei percorsi clinici.

4.2. La dimensione organizzativa nel trasferimento delle soluzioni di IA

Una seconda sfida riguarda la capacità dell'organizzazione di accompagnare

il trasferimento dell'innovazione dalla ricerca alla pratica clinica. Il caso evidenzia come la disponibilità di competenze scientifiche e risultati di eccellenza non sia sufficiente in assenza di un contesto organizzativo capace di sostenere il cambiamento.

Il frequente turnover del *top management* aziendale rende più difficile sviluppare strategie di innovazione di medio-lungo periodo. Inoltre, l'assenza di una strategia aziendale dedicata, di strutture specificamente orientate allo sviluppo dell'IA e di figure professionali con competenze integrate in ambito clinico, informatico e gestionale ha comportato che gran parte delle iniziative fosse sostenuta prevalentemente dai gruppi di ricerca.

A ciò si aggiunge una limitata strutturazione delle funzioni ICT. Nell'esperienza analizzata, le competenze relative ai sistemi informativi risultano in parte sovrapposte alle attività dell'ingegneria clinica, con conseguente mancanza di specializzazione rispetto allo sviluppo di infrastrutture digitali dedicate alla gestione dei dati, all'integrazione degli algoritmi e al supporto dei processi di innovazione.

La governance dell'IA nelle aziende sanitarie, oltre agli investimenti nelle infrastrutture digitali e nelle specifiche tecnologie, richiede investimenti rilevanti nelle competenze chiamate a implementarle, così come emerso da altre ricerche (Mauro *et al.*, 2024; Noto *et al.*, 2026).

4.3. Dati, regolazione e tutela della privacy

La terza sfida riguarda la disponibilità e l'utilizzo dei dati clinici. La costruzione di modelli di IA affidabili richiede infatti *dataset* ampi, eterogenei e continuamente aggiornati. In tale prospettiva, il

dato clinico rappresenta il principale patrimonio strategico sul quale costruire lo sviluppo futuro delle applicazioni di IA.

L'utilizzo secondario dei dati sanitari per finalità di ricerca continua, tuttavia, a confrontarsi con rilevanti criticità interpretative e procedurali. In particolare, l'applicazione della normativa in materia di protezione dei dati personali (GDPR), le indicazioni del Garante per la protezione dei dati personali, i percorsi autorizzativi richiesti dai comitati etici e il progressivo adeguamento alle disposizioni dell'*AI Act* europeo determinano un quadro regolatorio particolarmente complesso, che rende spesso difficile utilizzare dati già disponibili per finalità di ricerca e di sviluppo algoritmico.

Nel caso analizzato tali aspetti assumono particolare rilevanza anche in relazione alla recente digitalizzazione degli elettrocardiogrammi. Nonostante la crescente disponibilità di dati digitali, le limitazioni connesse al loro utilizzo rappresentano un fattore che rallenta la costruzione di basi dati longitudinali e, conseguentemente, lo sviluppo di nuove applicazioni di IA.

4.4. Dal brevetto al trasferimento tecnologico

L'ultima sfida riguarda il trasferimento tecnologico. Lo sviluppo di algoritmi destinati all'impiego clinico richiede infatti un percorso che supera i confini della ricerca accademica e coinvolge il sistema industriale, gli organismi regolatori e le procedure di acquisizione delle tecnologie da parte delle organizzazioni sanitarie.

Nel caso analizzato, il deposito di brevetti relativi ad alcune applicazioni di *imaging* cardiovascolare rappresenta un primo passo verso la valorizzazione

dei risultati della ricerca e la costruzione di future collaborazioni con partner industriali. Tuttavia, il percorso di industrializzazione risulta ancora complesso, sia per la limitata presenza di imprese italiane attive nello sviluppo di soluzioni di IA in ambito sanitario, sia per la difficoltà di costruire *partnership* in grado di sostenere le successive fasi di certificazione, produzione e diffusione delle tecnologie.

A tali criticità si aggiungono le complessità delle procedure di *procurement* pubblico, che possono rallentare significativamente l'introduzione di nuove soluzioni digitali nelle aziende sanitarie. In assenza di un ecosistema nazionale sufficientemente sviluppato, il rischio è che le organizzazioni sanitarie diventino progressivamente utilizzatrici di algoritmi progettati e sviluppati in altri Paesi, con una limitata capacità di contribuire direttamente ai processi di innovazione e con il rischio di non avere algoritmi definiti sulle caratteristiche della propria popolazione di riferimento.

5. Discussione e conclusioni

L'analisi del caso della Cardiologia Universitaria dell'AOU Città della Salute e della Scienza di Torino suggerisce che il trasferimento dell'IA dalla ricerca alla pratica clinica e ai processi organizzativi non dipenda esclusivamente dalla disponibilità di algoritmi accurati o dalla qualità delle evidenze scientifiche prodotte. L'esperienza analizzata evidenzia come tale percorso richieda la contemporanea presenza di alcune condizioni abilitanti, tra loro strettamente interdipendenti, che interessano la dimensione clinico-scientifica, quella organizzativa e il contesto istituzionale e regolatorio. In particolare, il caso consente di indivi-

duare sei condizioni che sembrano rivestire un ruolo determinante: le prime tre riguardano gli attori e i processi che rendono possibile lo sviluppo di progetti di IA applicati alla pratica clinica; la quarta riguarda le capacità organizzative necessarie a favorirne l'implementazione; le ultime due fanno invece riferimento al contesto esterno, con particolare riguardo al trasferimento tecnologico e al quadro regolatorio entro cui tali innovazioni si sviluppano (Tab. 2).

La prima condizione riguarda la presenza di una *leadership* clinica capace di definire una visione strategica dell'innovazione, promuovendo lo sviluppo di nuove traiettorie di ricerca e favorendo l'allocazione delle risorse necessarie per sostenerle nel tempo.

La seconda è rappresentata dalla collaborazione interdisciplinare, che nel caso analizzato ha permesso di integrare competenze cliniche, informatiche, ingegneristiche e metodologiche, evidenziando come lo sviluppo dell'intelligenza artificiale richieda modelli organizzativi fondati sulla cooperazione tra professionalità differenti.

Una terza condizione riguarda la produzione di evidenze scientifiche solide, attraverso la disponibilità di basi dati di elevata qualità, lo sviluppo di modelli su coorti multicentriche, la validazione esterna degli algoritmi e la capacità di dimostrarne il valore aggiunto rispetto agli strumenti tradizionalmente utilizzati nella pratica clinica.

Tali condizioni risultano tuttavia insufficienti in assenza di una quarta, rappresentata dalla presenza di adeguate capacità organizzative e di *governance* aziendali. In particolare, risulta necessario disporre di un contesto aziendale che sostenga lo sviluppo dell'innovazione attraverso una chiara

Tab. 2 – Condizioni abilitanti e implicazioni manageriali per l'utilizzo dell'IA nei processi clinici delle aziende sanitarie

Dimensione	Condizione	Evidenze del caso	Implicazioni manageriali
Clinico-scientifica	Leadership	Visione strategica del Direttore	Promuovere una leadership capace di sostenere e orientare i processi di innovazione
	Collaborazione interdisciplinare	Collaborazione tra Università, Politecnico e struttura sanitaria	Costituire team interdisciplinari e favorire la cooperazione tra competenze cliniche, ingegneristiche e informatiche
	Qualità dei dati	Disponibilità di database multicentrici e validazione degli algoritmi	Rafforzare la <i>data governance</i> e investire nella qualità, interoperabilità e condivisione dei dati
Organizzativa	<i>Governance</i>	<i>Commitment</i> della Direzione Strategica, infrastrutture ICT e competenze dedicate	Definire una strategia aziendale per l'IA, istituire strutture dedicate e sviluppare competenze specialistiche
Istituzionale e regolatoria	Trasferimento tecnologico	Brevetti, partnership e valorizzazione della ricerca	Rafforzare la collaborazione con il sistema industriale e favorire percorsi di trasferimento tecnologico
	Regolazione	AI Act, normativa sulla privacy e requisiti di certificazione	Promuovere il coordinamento istituzionale e politiche di supporto all'adozione dell'IA

strategia sull'IA, il *commitment* della Direzione Strategica, l'introduzione di competenze specialistiche nei campi dell'IA, dei sistemi informativi e della gestione dei dati, nonché investimenti nelle infrastrutture digitali necessarie a supportare l'implementazione delle nuove tecnologie e a garantirne la conformità ai requisiti normativi.

Una quinta condizione riguarda la capacità di trasferimento tecnologico, intesa come possibilità di valorizzare i risultati della ricerca attraverso la tutela della proprietà intellettuale, la costruzione di *partnership* con il sistema industriale e la disponibilità di percorsi che accompagnino le innovazioni fino alla loro effettiva diffusione nelle aziende sanitarie.

Infine, il caso evidenzia una sesta condizione, relativa alla presenza di un contesto istituzionale e regolatorio favorevole allo sviluppo dell'innovazione. La disponibilità di un quadro normativo chiaro in materia di utilizzo

dei dati sanitari, tutela della *privacy*, *AI Act* e procedure di certificazione rappresenta infatti un elemento essenziale per accompagnare il trasferimento dell'IA dalla ricerca alla pratica clinica. Allo stesso tempo, emerge la necessità di politiche pubbliche capaci di favorire lo sviluppo di competenze, investimenti e collaborazioni tra organizzazioni sanitarie, università, centri di ricerca e sistema industriale.

Queste ultime due condizioni riguardano aspetti che travalicano le possibilità di intervento dei singoli manager e delle aziende sanitarie, richiedendo un maggiore coordinamento tra i diversi livelli istituzionali per favorire la definizione di politiche volte a sostenere una trasformazione digitale sempre più sofisticata, supportata da un ecosistema abilitante, e a evitare disomogeneità in campo regolatorio e rallentamenti nei processi di innovazione.

Pur riferendosi a un singolo caso di studio, l'esperienza analizzata offre

alcuni elementi utili per comprendere la complessità dei processi di sviluppo e implementazione dell'IA in sanità e di traslazione nei processi clinici delle aziende sanitarie. Tale trasferimento

richiede l'allineamento di competenze scientifiche, capacità organizzative, condizioni regolatorie, strumenti di trasferimento tecnologico e politiche di supporto all'innovazione.

BIBLIOGRAFIA

Antoniadi A.M., Du Y., Guendouz Y., Wei L., Mazo C., Becker B.A., & Mooney C. (2021). Current challenges and future opportunities for XAI in machine learning-based clinical decision support systems: a systematic review. *Applied Sciences*, 11(11), 5088. DOI: 10.3390/app11115088.

Arrieta A.B., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., Benetot A., Tabik S., Barbado A., García S., Gil-López S., Molina D., & Benjamins R. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58: 82-115. DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012.

Boucher P. (2019). How artificial intelligence works. EPRS-European Parliamentary Research Service. *Europarl. Europa*, 2.

D'Ascenzo F., De Filippo O., Gallone G., Mitton G., Deriu M.A., Iannaccone M., Ariza-Solé A., Liebetrau C., Manzano-Fernández S., & Quadri G. (2021). Machine learning-based prediction of adverse events following an acute coronary syndrome (PRAISE): a modelling study of pooled datasets. *The Lancet*, 397(10270): 199-207.

Eguia H., Sánchez-Bocanegra C.L., Vinciarelli F., Alvarez-Lopez F., & Saigí-Rubió F. (2024). Clinical decision support and natural language processing in medicine: systematic literature review. *Journal of Medical Internet Research*, 26, e55315. DOI: 10.2196/55315.

Fernandez-Granero M.A., Sanchez-Morillo D., & Leon-Jimenez A. (2018). An artificial intelligence approach to early predict symptom-based exacerbations of COPD. *Biotechnology & Biotechnological Equipment*, 32(3): 778-784. DOI: 10.1080/13102818.2018.1437568.

Garcia-Chimeno Y., & Garcia-Zapirain B. (2015). HClass: Automatic classification tool for health pathologies using artificial intelligence techniques. *Bio-Medical Materials and Engineering*, 26(1_suppl): S1821-S1828. DOI: 10.3233/BME-151484.

Holzinger A., Langs G., Denk H., Zatloukal K., & Müller H. (2019). Causability and explainability of artificial intelligence in medicine. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 9(4), e1312. DOI: 10.1002/widm.1312.

Hwang E.J., Park S., Jin K.-N., Kim J.I., Choi S.Y., Lee J.H., Goo J.M., Aum J., Yim J.-J., & Cohen J.G. (2019). Development and validation of a deep learning-based automated detection algorithm for major thoracic diseases on chest radiographs. *JAMA Network Open*, 2(3), e191095. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2019.1095.

Iansiti M., & Lakhani K.R. (2017). The truth about blockchain. *Harvard Business Review*, 95(1): 118-127.

Kassem K., Sperti M., Cavallo A., Vergani A.M., Fassino D., Moz M., Liscio A., Banali R., Dahlweid M., & Benetti L. (2024). An innovative artificial intelligence-based method to compress complex models into explainable, model-agnostic and reduced decision support systems with application to healthcare (NEAR). *Artificial Intelligence in Medicine*, 151, 102841. DOI: 10.1016/j.artmed.2024.102841.

LeCun Y., Bengio Y., & Hinton G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553): 436-444. DOI: 10.1038/nature14539.

Magrabi F., Ammenwerth E., McNair J.B., De Keizer N.F., Hyppönen H., Nykänen P., Rigby M., Scott P.J., Vehko T., & Wong Z.S.-Y. (2019). Artificial intelligence in clinical decision support: challenges for evaluating AI and practical implications. *Year-*

book of Medical Informatics, 28(01): 128-134. DOI: 10.1055/s-0039-1677903.

Mauro M., Noto G., Prenestini A., & Sarto F. (2024). Digital transformation in healthcare: Assessing the role of digital technologies for managerial support processes. *Technological Forecasting and Social Change*, 209, 123781. DOI: 10.1016/j.techfore.2024.123781.

Mireshghallah F., Taram M., Vepakomma P., Singh A., Raskar R., & Esmaeilzadeh H. (2020). Privacy in deep learning: A survey. *ArXiv Preprint ArXiv*, 2004.12254. DOI: 10.48550/arXiv.2004.12254.

Noto G., Prenestini A., Sarto F., & Mauro M. (2026). *Le nuove tecnologie digitali per il management e la performance in sanità. Stato dell'arte, impatti e prospettive per le aziende e i sistemi sanitari*. DOI: 10.3280/oa-1613.

Sibbald M., Zwaan L., Yilmaz Y., & Lal S. (2024). Incorporating artificial intelligence in medical diagnosis: a case for an invisible and (un) disruptive approach. *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 30(1): 3-8. DOI: 10.1111/jep.13730.

Sim I., Gorman P., Greenes R.A., Haynes R.B., Kaplan B., Lehmann H., & Tang P.C. (2001). Clinical decision support systems for the practice of evidence-based medicine. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 8(6): 527-534. DOI: 10.1136/jamia.2001.0080527.

Sutton R.T., Pincock D., Baumgart D.C., Sadowski D.C., Fedorak R.N., & Kroeker K.I. (2020). An overview of clinical decision support systems: benefits, risks, and strategies for success. *NPJ Digital Medicine*, 3(1), 17. DOI: 10.1038/s41746-020-0221-y.

Topol E.J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25(1): 44-56. DOI: 10.1038/s41591-018-0300-7.

Vellido A. (2020). The importance of interpretability and visualization in machine learning for applications in medicine and health care. *Neural Computing and Applications*, 32(24): 18069-18083. DOI: 10.1007/s00521-019-04051-w.