

15 Le scelte di sviluppo di soluzioni di intelligenza artificiale nelle aziende sanitarie italiane

di Vittoria Ardito, Giulia Cappellaro, Amelia Compagni,
Francesco Petracca, Luigi Preti¹

15.1 Introduzione

Gli ultimi anni hanno segnato una decisiva accelerata allo sviluppo dell'intelligenza artificiale (d'ora in avanti abbreviata con AI). Se nel decennio scorso lo sviluppo delle capacità computazionali e la grande disponibilità dei dati avevano portato a una crescita esponenziale dell'abilità dei modelli algoritmici di *machine* e *deep learning* (ML e DL) di leggere le informazioni (*descriptive analytics*), individuare le cause dei fenomeni (*diagnostic analytics*), prevedere gli stati futuri (*predictive analytics*) o suggerire il migliore corso d'azione (*prescriptive analytics*), la grande rivoluzione di questo decennio riguarda la capacità dei sistemi intelligenti di creare contenuti originali in formati diversi e a partire da input eterogenei (Stryker, 2024; Stryker e Scapicchio, 2024). Si tratta in sostanza di quella che, a grandi linee, è la distinzione tra AI tradizionale, orientata all'esecuzione di un task molto specifico, e AI generativa (*GenAI*), finalizzata a generare nuovi contenuti negli ambiti più diversi (MIT xPRO, 2024). Un'ulteriore frontiera è inoltre rappresentata oggi dall'AI agentica (*agentic AI*), che a partire dalla combinazione di modelli di ML e modelli linguistici di grandi dimensioni (*large language models*, LLM), tipici della *GenAI*, è in grado di eseguire in modo autonomo una serie di azioni per conto di un utente umano o di un altro sistema intelligente (Finn e Downie, 2025), associando un ulteriore elemento tipico dell'intelligenza umana (*agire*) a quelli già presenti nei modelli tradizionali e generativi (*descrivere, prevedere, ragionare, ecc.*).

¹ Questo capitolo è stato realizzato all'interno del progetto MUSA – Multilayered Urban Sustainability Action, finanziato dall'Unione Europea – NextGenerationEU, PNRR Missione 4 Componente 2 Linea di Investimento 1.5: Creazione e rafforzamento degli “ecosistemi dell’innovazione”, costruzione di “leader territoriali di R&S”. Il lavoro è il frutto dell’impegno comune e congiunto di tutti gli autori. Per quanto riguarda la stesura, i §§ 15.1 e 15.2 possono essere attribuiti a Luigi Preti, il § 15.3 a Francesco Petracca (15.3.1 e 15.3.2) e Vittoria Ardito (15.3.4 e 15.3.4) e il § 15.4 a tutti gli autori.

La sanità è tra i settori con le migliori prospettive per l'adozione dell'AI, dalle sue forme tradizionali a quelle più avanzate, in termini di miglioramento degli esiti di salute e ottimizzazione dei processi operativi. Dopo una prima diffusione dei sistemi esperti, basati su conoscenza formalizzata e logiche *if-then*, negli ultimi decenni del secolo scorso, la diffusione delle tecniche di ML ha consentito di esplicitare il vero potenziale dell'AI in ambito sanitario, consentendo di superare i problemi tipici dei sistemi esperti, tra tutti l'incapacità di apprendere autonomamente e di mantenersi allineati al rapido avanzamento della conoscenza. I modelli di ML si sono dimostrati efficaci e in grado di superare le performance umane in molti ambiti decisionali. Ne è un esempio la radiologia, dove già da alcuni anni gli avanzamenti delle capacità di leggere le immagini attraverso le moderne tecniche di apprendimento profondo hanno consentito di arrivare a strumenti dall'elevatissimo grado di accuratezza (Hosny *et al.*, 2018). Secondo i più recenti dati dalla Food and Drug Administration (FDA), alla fine di maggio 2025 risultavano in possesso di una certificazione come *AI-enabled medical device* negli Stati Uniti oltre 1.200 software, di cui il 77% in ambito radiologico (FDA, 2025).

L'adozione di questi strumenti nelle aziende sanitarie, tanto nella pratica clinica quanto nelle attività di natura amministrativa, ha proceduto con un passo più lento rispetto a quello dello sviluppo tecnologico, per motivi riconducibili tanto ad aspetti tecnici quanto alle peculiarità delle organizzazioni professionali (Preti *et al.*, 2024). Ai primi è da ricondurre principalmente il tema dell'opacità, ovvero della difficoltà per l'utilizzatore umano di ricostruire il processo inferenziale alla base di un determinato output. Nonostante la tendenza a lavorare a sistemi di AI sempre più *explainable*, la natura di alcune tecniche di apprendimento, ed in particolare quelle non supervisionate², rimane difficilmente conciliabile con l'esigenza di interpretabilità, tipica nelle decisioni di natura professionale e ad elevato impatto, come quelle di natura clinica. Inoltre, su un piano esclusivamente professionale l'AI e la sua capacità di eguagliare, e addirittura in alcuni casi superare, le capacità del professionista umano pongono delle serie sfide all'identità e all'esistenza delle stesse comunità professionali, che spesso sfociano in atteggiamenti difensivi e protettivi nei confronti dell'innovazione. A questo si aggiunga, sul livello organizzativo-istituzionale, la necessità che le applicazioni di AI siano integrate con processi e sistemi aziendali consolidati, anche compatibilmente con le prescrizioni in termini di sicurezza dei dati personali.

² Le tecniche di apprendimento si distinguono generalmente tra tecniche di apprendimento supervisionato e tecniche di apprendimento non supervisionato, con varie combinazioni che nel frattempo sono emerse (es. semi-supervisionato, supervisionato con rinforzo, auto-supervisionato, ecc.) e che si basano sul ruolo che i dati codificati (*labeled*) assumono nel processo di apprendimento (Stryker e Kavlakoglu, 2024).

Una recente *survey* indirizzata alle aziende sanitarie pubbliche e private del sistema socio-sanitario lombardo ha evidenziato una elevata variabilità in termini di livelli, fasi e modalità di adozione di applicazioni di AI in ambito clinico (Ardito *et al.*, 2025). La fattispecie più frequente di adozione è risultata essere quella delle applicazioni in ambito diagnostico sviluppate e commercializzate da un *provider* commerciale (*software off the shelf*). Inoltre, è sempre più comune la pratica di integrare applicazioni di AI all'interno dei dispositivi medici diagnostici (*embedded*), cosa che potrebbe persino rendere alcune aziende inconsapevoli di fare sistematicamente ricorso a soluzioni di AI nella pratica clinica. Una seconda fattispecie riguarda invece quelle aziende che hanno sperimentato attività di sviluppo interno di applicazioni di AI, in modo indipendente o in *partnership* con altre istituzioni, pratica diffusa tra le aziende con una forte vocazione alla ricerca (prevalentemente gli Istituti di Ricovero e Cura a Carattere Scientifico, IRCCS).

Lo sviluppo interno di applicazioni di AI presenta diversi vantaggi e altrettante sfide. Il principale vantaggio deriva dalla possibilità di valorizzare il contesto locale in termini di dati, processi e competenze, al fine di superare alcuni limiti delle soluzioni di AI, in particolare di AI tradizionale, quali la loro natura generica e miopica (Kemp, 2023). Infatti, pur essendo i modelli di AI il risultato di complessi processi di apprendimento su grandi quantità di dati, questi risentono spesso del contesto in cui i dati sono stati generati, raccolti ed elaborati, con la conseguenza che le soluzioni sviluppate commercialmente potrebbero non mostrare gli stessi livelli di accuratezza, né tantomeno essere facilmente adattate in contesti diversi da quelli in cui sono state addestrate. Allo stesso tempo, sviluppare soluzioni di AI richiede una serie di investimenti e risorse specifiche quali una adeguata *governance* dei dati e delle attività di ricerca, competenze specifiche (es. *data science*), capacità computazionali, e così via. A questi elementi di natura organizzativa, si aggiunge inoltre la complessità regolatoria che un'azienda sviluppatrice deve essere in grado di gestire, a meno di non limitarsi ad attività di sviluppo che abbiano come unico fine l'utilizzo di tali applicazioni in un *setting* esclusivamente di ricerca.

Su vantaggi e barriere allo sviluppo interno di soluzioni di AI è necessario fare delle ulteriori specifiche rispetto alla tipologia di soluzione. In primo luogo, lo sviluppo di soluzioni di AI tradizionale e AI generativa avviene su scale completamente diverse. Mentre è possibile immaginare anche a livello aziendale lo sviluppo indipendente di soluzioni di AI tradizionale attraverso tecniche di apprendimento ormai consolidate e diffuse, lo stesso non è immaginabile per i modelli LLM alla base delle soluzioni di *GenAI*. Al tempo stesso, è importante notare che tutte le aziende che negli ultimi anni hanno sviluppato e messo sul mercato i principali modelli di *GenAI* hanno previsto, in misura diversa, qualche forma di adattabilità (nella maggior parte dei casi tramite API, mentre restano meno diffusi i modelli *open weight* e, soprattutto,

quelli *open source*³). Questo consente anche a singoli sviluppatori di lavorare all'adattamento di modelli il cui addestramento di base ha richiesto competenze altamente specializzate ed enormi risorse computazionali. In secondo luogo, il grado di complessità tecnica e regolatoria è decisamente maggiore per le soluzioni di AI da adottare in ambito clinico, rispetto a quelle che invece supportano gli aspetti e i processi amministrativi.

Alla luce di queste considerazioni, si ripropone il classico dilemma *make or buy* applicato alle soluzioni di AI. In un contesto di rapidissima crescita e sviluppo tecnologico, non solo le singole aziende, ma i sistemi sanitari regionali e il sistema sanitario nazionale nel suo complesso sono chiamati a interrogarsi sull'opportunità di sviluppare soluzioni di AI specifiche e in quale ambito concentrare tali sforzi. È quello che ad esempio sta avvenendo a livello nazionale, con la costruzione di una piattaforma di AI per il supporto dell'assistenza sanitaria primaria di cui si sta occupando AGENAS (oggetto di approfondimento del Capitolo 13 di questo Rapporto). Con diversi gradi di intensità, è lo stesso interrogativo che si sono poste diverse aziende sanitarie nel Paese che hanno sperimentato sia modalità di adozione tradizionali (l'acquisto di soluzioni di AI certificate e disponibili sul mercato), che modalità innovative improntate sullo sviluppo interno. A partire da una selezione di casi studio a livello nazionale, questo lavoro si pone dunque l'obiettivo di indagare le dinamiche relative alla scelta di sviluppare internamente soluzioni di AI da parte di aziende sanitarie che hanno sperimentato questa modalità di adozione. Nello specifico, i casi studio hanno approfondito il razionale di tale scelta, in termini di motivazioni che hanno portato ad avviare e strutturare le attività di sviluppo interno, l'eventuale combinazione delle attività di sviluppo con quelle di acquisto di soluzioni di AI disponibili sul mercato e le strutture organizzative così come le risorse umane, finanziarie e infrastrutturali impiegate nella realizzazione di tale scelta.

La rimanente parte del capitolo si articola come segue. Il 15.2 descrive la metodologia di ricerca adottata; il 15.3 presenta la sintesi dei quattro casi studio realizzati; il 15.4 propone una discussione comparativa degli stessi e le riflessioni conclusive sul tema.

³ Le API (*Application Programming Interface*) sono interfacce che consentono a software diversi di interagire tra di loro, consentendo di sfruttare le funzionalità dei LLM integrandole nei processi aziendali. I modelli *open weight* sono modelli di AI i cui pesi addestrati vengono messi a disposizione del pubblico, rendendo possibile riutilizzarli e adattarli a contesti specifici. I modelli *open source* condividono invece, oltre ai pesi, anche il codice sorgente e la documentazione, offrendo un livello di trasparenza e modificabilità ancora maggiore.

15.2 Metodi di ricerca

Per rispondere alle domande di ricerca, si è fatto ricorso a un disegno basato su casi di studio multipli (Yin, 2014). A partire dai risultati della survey realizzata tra il 2023 e il 2024 sul territorio lombardo (Ardito *et al.*, 2025) e da attività esplorative condotte dagli autori, sono state individuate quattro realtà sul territorio nazionale attivamente impegnate in attività di sviluppo interno di soluzioni di AI, che vanno ad aggiungersi a quelle di adozione attraverso i tradizionali meccanismi di acquisizione da *provider* commerciali delle tecnologie disponibili sul mercato. I casi sono stati selezionati anche per ricercare una maggiore variabilità in termini di localizzazione geografica, assetti istituzionali e organizzativi, e tipologia di attività, nonché sulle modalità di realizzazione delle attività di sviluppo. Su quest'ultimo aspetto abbiamo infatti distinto le quattro realtà tra quelle che sviluppano attraverso approcci «contestuali» (persone, team o unità operative integrati all'interno dell'assetto organizzativo esistente) o «strutturali» (che avvengono all'interno di strutture organizzative o *legal entity* autonome rispetto all'azienda), secondo una distinzione tipica della letteratura sull'ambidestrità organizzativa (Stelzl *et al.*, 2020). I casi individuati sono l'Humanitas Research Hospital, la Fondazione Policlinico Gemelli, l'Ospedale San Raffaele e il Policlinico S. Orsola Malpighi.

Il principale metodo di raccolta dei dati è consistito nella somministrazione di interviste semi-strutturate a *key informant* aziendali che siano stati coinvolti attivamente nelle scelte relative allo sviluppo di soluzioni di AI. Dopo l'ingaggio con il primo *informant*, i successivi sono stati individuati su suggerimento degli stessi intervistati. Le interviste sono state strutturate in due sezioni: (i) il razionale e le attività a supporto delle scelte di sviluppo, e (ii) risorse, competenze e impatti delle attività di sviluppo. La prima sezione mira a esplorare le motivazioni e il processo alla base delle attività di sviluppo, così come le dinamiche di co-esistenza con le attività di acquisizione tradizionali. La seconda sezione indaga invece quali risorse umane, finanziarie, tecnologiche sono state impiegate, quali strutture organizzative sono state istituite per supportare le attività di sviluppo, e che impatti queste hanno avuto sul funzionamento dell'organizzazione. I dati raccolti attraverso le interviste sono stati poi triangolati con informazioni secondarie di pubblico dominio o concesse dagli stessi *informant* (stampa, documenti aziendali, siti web). Le interviste sono state registrate e trascritte con il consenso esplicito degli *informant*. Lo studio è stato condotto previa autorizzazione n. RA000945 del Comitato Etico dell'Università Bocconi.

La Tabella 15.1 riporta le caratteristiche principali dei casi analizzati e degli *informant* intervistati.

Tabella 15.1 **Caratteristiche dei casi e degli intervistati**

	Humanitas	Gemelli	San Raffaele	Sant'Orsola
PL ospedalieri	700+	1.000+	1.400+	1.300+
Ricavi (mln €)	€ 600+	€ 650+	€ 800+	€ 800+
Località	Rozzano (MI)	Roma	Milano	Bologna
Natura istituzionale	IRCCS privato	IRCCS private	IRCCS privato	IRCCS pubblico
Interviste (n.)	3	1	2	1
Informant 1	CIO e AI Center Director	Digital Health Manager e CEO GDMH	COO	Referente Operation Research
Informant 2	Data Scientist	–	Vice Direttore Scientifico	–
Informant 3	Direttore UO Ematologia	–	–	–

15.3 Sintesi dei casi

15.3.1 Il caso Humanitas Research Hospital

Humanitas Research Hospital è un ospedale ad alta specializzazione con sede a Rozzano (MI). Accreditato con il SSN, è certificato per la qualità dei servizi erogati da Joint Commission International, riconosciuto come IRCCS dal Ministero della Salute nella disciplina “Malattie immunodegenerative” e un punto di riferimento per la ricerca sulle malattie del sistema immunitario, oltre a essere uno degli ospedali tecnologicamente più avanzati in Europa.

Per ampliare le opportunità di ricerca scientifica e garantire diagnosi e cure sempre migliori, mantenendo al contempo un approccio centrato sul paziente, alla fine del 2019 è stato istituito l’Humanitas AI Center. La nascita di questa nuova struttura è andata a consolidare la preesistente *software factory*, già attiva nello sviluppo di applicazioni, che aveva garantito una crescita in ambito digitale ancor prima che dell’adozione dell’AI. Il principale elemento di discontinuità rispetto alle iniziative precedenti è stata la necessità di far evolvere le tradizionali attività di sviluppo abbracciando anche il contesto clinico e riuscendo a presidiare tutto il ciclo dell’innovazione, dalla ricerca clinica di frontiera fino all’implementazione delle tecnologie al letto del paziente.

Facendo leva su una consolidata visione strategica orientata all’innovazione e sul connubio *ab origine* di competenze tecniche e cliniche, il Centro è riuscito ad autofinanziarsi integralmente tramite bandi industriali e di ricerca, agendo come veicolo sostanzialmente indipendente all’interno del gruppo Humanitas. A conferma di ciò, l’AI Center di Humanitas fa parte dei consorzi che si sono aggiudicati i primi bandi europei dedicati al tema dell’AI generativa⁴, contribuendo a consolidarne ulteriormente il posizionamento di frontiera.

⁴ Oltre al progetto GenoMed4All, finanziato nell’ambito di Horizon 2020 per rivoluzionare la diagnosi e il trattamento delle malattie ematologiche attraverso l’AI, Humanitas è partner scien-

Nella visione di Humanitas, l'AI deve essere adottata come tecnologia abilitante in grado di dare risposta a bisogni clinici irrisolti. Dopo un avvio esplorativo su soluzioni di diagnostica per immagini e progetti di ricerca classica basati principalmente su modelli discriminativi di *clustering*, l'AI Center ha progressivamente esteso le proprie attività alla generazione di dati sintetici e allo sviluppo di Small Language Models (SLM)⁵. Inoltre, negli ultimi anni il Centro ha avviato progetti internazionali di *federated learning*⁶, favorendo approcci di apprendimento basati sulla condivisione del valore dei dati più che dai dati stessi, e lo sviluppo di modelli multimodali, in grado di aggregare fonti dati molto variegate e con caratteristiche tecniche diverse (ad esempio: dati clinici, genomici, immagini, ecc.). Queste tecnologie, che hanno da un lato abilitato la condivisione di dati con altri centri di riferimento e dall'altro garantito l'integrazione di dati complessi di natura multimodale, hanno reso possibili gli investimenti mirati al miglioramento dell'accuratezza della diagnosi, alla definizione della prognosi e all'ottimizzazione delle scelte terapeutiche. In ambito clinico, le applicazioni si sono inizialmente focalizzate soprattutto sulle discipline con maggiori bisogni non soddisfatti e domande irrisolte, quali la gestione di malattie rare e complesse, principalmente in ambito ematologico. Questa ha agito per l'Humanitas AI Center come caso paradigmatico, per la complessità delle patologie trattate, l'eterogeneità dei dati di input e la precoce esposizione all'innovazione tecnologica, fungendo da contesto ideale per confrontarsi con la sfida della multimodalità e per sperimentare la scalabilità del modello in altri ambiti clinici.

L'obiettivo di medio periodo è quello di utilizzare questi vari filoni per la realizzazione di *digital twin*, un orchestratore di modelli in grado di supportare una medicina di precisione che vada oltre agli approcci di popolazione. Oggi, il Centro gestisce complessivamente circa cinquanta progetti, a vari stadi di sviluppo.

Il processo di identificazione ed eventuale sviluppo degli algoritmi in Humanitas segue una logica sostanzialmente simile per algoritmi clinici e amministrativi. In generale, si identificano i requisiti funzionali dell'applicazione, si effettua un'analisi di quanto disponibile sul mercato e delle soluzioni già sviluppate internamente, e si definisce di conseguenza l'approccio tecnologico più adeguato.

tifico dei consorzi dei progetti SYNTHEMA, SYNTHIA e REALISE-D, tutti con l'obiettivo di migliorare la medicina personalizzata tramite la promozione dell'utilizzo responsabile dell'AI generativa e dei dati sintetici e il miglioramento delle modalità di implementazione dei trial clinici.

⁵ Con il termine SLM, si fa tipicamente riferimento a modelli che hanno un numero di parametri inferiore rispetto a un Large Language Model e sono pensati per una implementazione efficiente su dispositivi *mobile* quali gli smartphone.

⁶ Il *federated learning* è un approccio decentralizzato all'addestramento di modelli di machine learning in cui ogni nodo della rete addestra autonomamente un modello sui propri dati, mentre un nodo centrale aggrega i singoli modelli locali per farne un modello globale.

Per quanto riguarda gli approcci preponderanti, in ambito clinico attualmente prevale l'acquisto da *provider* commerciali laddove il mercato offre soluzioni adeguate e tendenzialmente standardizzate, specialmente se già certificate come dispositivi medici. Tuttavia, l'integrazione di tali soluzioni richiede spesso un ulteriore sviluppo, necessario per adattare le soluzioni alle specificità organizzative aziendali, per integrare ulteriori funzionalità utili a favorire l'accettazione da parte dei professionisti, oppure semplicemente per adattare al contesto sanitario architetture e modelli sviluppati da parti terze e liberamente accessibili. In questo ambito, l'AI Center svolge un ruolo centrale per garantire una valutazione multidimensionale e standardizzata del processo. Laddove siano necessari modelli pienamente personalizzati oppure quando si opera negli ambiti distintivi per il Centro, prevale invece un approccio esclusivamente *make*.

Alcuni modelli sviluppati in ambito clinico sono poi stati riutilizzati e adattati anche per l'ambito amministrativo, il quale ha inevitabilmente delle ricadute cliniche e richiede un dialogo continuativo con i professionisti e una forma di validazione da parte degli stessi. In generale, per quanto riguarda i processi amministrativi, non viene esternalizzato lo sviluppo degli algoritmi quando si tratta di attività essenziali per l'operatività aziendale e per il know-how fondamentale dell'azienda. Humanitas ha dunque optato, per alcuni progetti di rilevanza strategica, per approcci di *make* puro, facendo leva sulle competenze distintive dell'AI Center. Questa scelta, soprattutto in questo ambito caratterizzato dall'assenza di vincoli stringenti di natura regolatoria, garantisce tempi di accesso più immediato alle innovazioni digitali senza l'irrigidimento generato da collaborazioni con parti terze. Ulteriori motivi che hanno portato allo sviluppo interno di soluzioni in ambito amministrativo sono associati a problematiche di privacy, alla necessità di ottimizzare la performance delle basi di conoscenza disponibili internamente, oppure alla volontà di utilizzare gli algoritmi come leva di cambiamento organizzativo.

Per quanto riguarda la prioritizzazione degli investimenti, le scelte sono state guidate finora dall'esperienza, dal confronto con i professionisti, e da criteri di sostenibilità, non solo di natura organizzativa, ma anche ambientale ed economica⁷. Per rafforzare ulteriormente la governance, è in via di strutturazione un processo che prevede l'istituzione di un *board* multidisciplinare incaricato di valutare l'applicabilità dei progetti di AI, vagliare le soluzioni disponibili e decidere se optare per approcci *make* oppure *buy*, assicurando il coinvolgimento dell'AI Center in tutte le fasi critiche, compreso l'affiancamento ai profes-

⁷ Per quanto riguarda l'aspetto economico, ad esempio, occorre valutare la sostenibilità economica delle soluzioni cosiddette wrapper disponibili sul mercato, che si appoggiano significativamente su altri software come, ad esempio, ChatGPT e prevedono modelli di pagamento legati al numero di token utilizzati.

sionisti aziendali, ma provando al tempo stesso a valorizzare l'autonomia dei singoli clinici e ricercatori.

L'AI Center conta circa 50 unità di personale tra ingegneri, *project manager* e sviluppatori, che collaborano in stretta sinergia con le funzioni centrali dell'Istituto. Il centro è attualmente organizzato in tre macro-aree: business development; scouting di finanziamenti e sponsorizzazioni; ricerca e sviluppo. Quest'ultima macro-area include un team dedicato alla ricerca e alla pubblicazione di articoli di frontiera, e uno dedicato all'ingegnerizzazione, focalizzato sulla messa in produzione e sull'ottimizzazione dei software nell'ecosistema Humanitas, facendo leva sull'infrastruttura disponibile basata su server computazionali ad alte prestazioni.

La scalabilità rappresenta un perno della strategia di Humanitas, che punta a estendere rapidamente la diffusione dei progetti al di fuori dall'ambito clinico in cui vengono inizialmente testati⁸. Nel modello è prevista anche la possibilità che le tecnologie più innovative e mature possano essere valorizzate con finalità industriali, anche attraverso la costituzione di spin-out⁹. L'adozione di strumenti distanti dalla cultura aziendale tradizionale certifica la volontà di adattarsi a un contesto in continua evoluzione, che richiede di rimettere continuamente in discussione le proprie decisioni.

A garanzia del proprio posizionamento di frontiera, l'AI Center si giova di una rete di fitte collaborazioni con altri istituti nazionali, principalmente IRCCS, e internazionali impegnati nella risoluzione di sfide inevitabilmente comuni. Ulteriori collaborazioni con partner accademici e industriali sono state fondamentali per lo sviluppo tecnologico. Queste partnership permettono di adottare approcci condivisi alla gestione dell'incertezza indotta dalla velocità senza precedenti dell'evoluzione tecnologica.

Infine, le principali difficoltà fin qui riscontrate, oltre a quelle comunque citate nella letteratura scientifica legate all'*onboarding* di medici e pazienti, hanno a che fare con la scarsa attrattività per i giovani talenti, anche per via delle criticità associate ai contratti di ricerca. Anche in risposta a queste sfide, è stata introdotta la figura del *physician scientist*, il cui inquadramento prevede che una quota del tempo lavorativo sia riservata ad attività di ricerca finalizzate alla realizzazione delle priorità strategiche dell'ospedale, in forte sinergia con l'AI Center.

⁸ Ad esempio, la scalabilità della piattaforma di generazione di dati sintetici ha permesso di estendere l'uso dall'ambito ematologico fino a 17 differenti patologie.

⁹ Il primo esempio che va in questa direzione è quello di Train, uno spin-off fondato nel 2023 che si occupa dello sviluppo di piattaforme di AI generativa in grado di combinare la generazione di dati sintetici multimodali con gemelli digitali personalizzati per trasformare la gestione dei trial clinici per le malattie rare.

15.3.2 Il caso della Fondazione Policlinico Universitario Gemelli

La Fondazione Policlinico Universitario A. Gemelli è un ente privato senza scopo di lucro con sede a Roma. Con l'obiettivo di migliorare continuamente le cure offerte ai propri pazienti, nel 2016 il Policlinico Gemelli ha avviato il percorso di riconoscimento come IRCCS, completato favorevolmente nel 2018 per le discipline “Medicina personalizzata” e “Biotecnologie innovative”. Questo processo ha naturalmente sospinto il Policlinico Gemelli a riorganizzare le piattaforme e le strutture a supporto dell'attività di ricerca. Tra queste, anche le attività riconducibili alla *data science*, che vanno dalla raccolta e analisi di dati, alla creazione di specifici *dataset*, fino all'estrazione di informazioni e conoscenza finalizzata alla pubblicazione scientifica. La volontà istituzionale di razionalizzare le attività di supporto ha portato all'individuazione di una responsabilità apicale sul tema dei Big Data in ambito medicale, con l'attivazione di un centro di competenze di *data science* incardinato nell'ambito dell'IT dell'Ospedale e oggi dotato di 34 unità di personale.

Contestualmente, dopo aver ottenuto il riconoscimento come IRCCS, nell'ambito della Direzione Scientifica è stata istituita un'unità di *open innovation* votata al co-sviluppo e alla co-creazione industriale, con l'obiettivo di andare a complementare attività tradizionali di *technology transfer* con attività di creazione, sviluppo congiunto con partner industriali e condivisione con gli stessi player della proprietà intellettuale, con l'obiettivo di favorire la fertilizzazione incrociata con competenze tipicamente non disponibili nell'ambito di un istituto clinico di ricerca. Il centro è rapidamente cresciuto grazie alla progressiva aggiudicazione di bandi europei e all'attrazione di fondi per l'innovazione della Banca Europea per gli Investimenti¹⁰. Questa crescita, accompagnata da un cospicuo aumento nel numero di professionisti coinvolti nelle attività, ha permesso di ampliare le competenze in ambito di sanità digitale a partire da quelle ormai consolidate in ambito *data science*.

Questi finanziamenti hanno nel tempo portato all'evoluzione dell'unità di *open innovation* in un'entità legale autonoma, con l'istituzione della società Gemelli Digital Medicine and Health (GDMH), la società del Gemelli che opera sul mercato con l'obiettivo di valorizzare prodotti e servizi di medicina digitale

¹⁰ Si tratta di un prestito agevolato nell'ambito del veicolo RIF-T, gestito in Italia da Equiter con finanziamento da parte della Compagnia di San Paolo e dedicato all'investimento in equity e quasi-equity di società che sviluppano progetti di ricerca e innovazione nel Nord e Centro Italia. Nello specifico, il finanziamento prevedeva l'utilizzo dei fondi per un totale 50% dell'ammontare per accelerare il centro di competenza in *data science* già avviato, integrando competenze carenti (come quelle in ambito privacy e compliance) e prevedendo lo sviluppo di soluzioni di machine learning. La restante parte del finanziamento era invece vincolata alla creazione di un veicolo verso il mercato, con parametri progettuali ben definiti in termini di fatturato e il mandato strategico di valorizzare tutti gli sforzi compiuti dal Policlinico Gemelli. Questo ha dunque contribuito all'istituzione della società veicolo Gemelli Digital Medicine and Health.

a contatto con il mondo delle imprese¹¹. GDMH è stata costituita nel 2021 su mandato strategico del Policlinico Gemelli tramite un contratto quadro di servizio che ha identificato puntualmente gli ambiti di attività nel suo perimetro. Inizialmente, la principale linea di attività di GDMH è stata la valorizzazione di prodotti secondari da dati di natura anonima. Col tempo si sono aggiunte altre due componenti, oggi rilevanti anche nella composizione del fatturato, che hanno un ciclo di vita più lungo rispetto alla valorizzazione di piattaforme di dati e quindi richiedono un coinvolgimento più sostanziale di partner esterni quali *software house* e integratori di sistemi. Si tratta, da un lato, della co-creazione di piattaforme per la somministrazione di modelli innovativi di cura, che ricomprendono sia attività con finalità di monitoraggio che di natura terapeutica; dall'altro, dell'attività di consulenza strategica nel mondo della medicina digitale. Attualmente, i principali prodotti di GDMH sono quindi terapie digitali, biomarcatori digitali e sistemi di crittografia avanzata da utilizzare nel trasferimento di asset a partire da dati sanitari, oltre ai servizi di consulenza offerti.

GDMH, come veicolo societario indipendente e sostanziale spin-off, si inserisce nell'ambito di una struttura consolidata, quella del Gemelli, in cui permane autonomia nell'utilizzo di soluzioni sviluppate da terzi nell'ambito della ricerca sponsorizzata secondo modelli ortodossi. D'altra parte, i documenti strategici a fondamento di GDMH, tra cui un *master service agreement* tra Ospedale e società veicolo, chiariscono formalmente i rispettivi perimetri di attività, stabilendo ad esempio che tutto quanto ha a che fare con l'evoluzione di un dispositivo medico digitale, in linea con il Regolamento (UE) 2017/745 relativo ai dispositivi medici (MDR), viene governato da GDMH, che attiva e valorizza tutte le competenze interne necessarie.

Alla luce del quadro tracciato, l'obiettivo di GDMH è di completare il ciclo di vita di soluzioni di medicina digitale detenute con percentuali di proprietà variabili tra il 30% e il 100%, fino a un livello di maturità tecnologica preindustriale, di fatto coincidente con la chiusura del ciclo certificativo e col momento in cui il prodotto può essere utilizzato dal mercato. A partire da questo stadio, altri partner con le potenzialità per portare avanti la scalata industriale prendono le redini dell'eventuale fase di commercializzazione.

Nella scelta tra co-sviluppo nell'ambito di GDMH e acquisizione da terzi, rientrano anche considerazioni e valutazioni relative all'impatto e alle trasformazioni di natura organizzativa che sarebbero necessarie per adottare soluzioni sviluppate da parti terze. Inoltre, il co-sviluppo presidiato internamente è stato scelto anche in ambiti dove il mercato non offriva soluzioni disponibili *end-to-end*.

¹¹ A conferma di ciò, GDMH è da subito entrata a far parte del Federated Innovation @MIND, un network di imprese collocato presso il Milano Innovation District con l'obiettivo di supportare iniziative di ricerca, innovazione e contaminazione tra aziende, università, start-up e istituzioni.

I prodotti che GDMH co-crea prevedono con sempre maggiore frequenza il ricorso a funzionalità di AI. In questo campo, l'attività di GDMH si estende soprattutto negli ambiti in cui la spinta industriale è meno consolidata ed è necessario integrare competenze distinte in ottica collaborativa. Se inizialmente l'attività basata su algoritmi di AI, primariamente con tecniche di ML, si è focalizzata sull'ottimizzazione del processo di radioterapia in innovazione aperta e l'analisi in *federated learning* dei dati, oggi la frontiera si sta progressivamente spostando verso la gestione intelligente degli *alert* e la fenotipizzazione delle patologie croniche. La *GenAI* per il momento risente di un ritardo a livello regolatorio che la rende meno eleggibile ad essere parte delle iniziative di GDMH, pur nella consapevolezza che il quadro è destinato ad evolvere molto rapidamente.

Dal punto di vista organizzativo, la struttura di GDMH attualmente prevede un livello apicale con quattro risorse, rispettivamente con competenze in ambito clinico e regolatorio, di sanità digitale e gestione delle *partnership*, di IT, e di protezione dei dati e *compliance*. A questa prima linea si accompagna un livello sottostante con funzioni legali, di *account management* e di comunicazione, oltre al gruppo di progettisti bioingegneri che supportano il disegno delle iniziative in *open innovation*, agendo da anello di congiunzione sia con gli attori interni sia con i partner esterni.

15.3.3 Il caso dell'Ospedale San Raffaele

L'Ospedale San Raffaele di Milano, parte del Gruppo San Donato, rappresenta una delle realtà clinico-universitarie più avanzate e integrate del panorama italiano, con una forte vocazione alla ricerca e all'innovazione tecnologica. In questo contesto, l'adozione dell'AI ha preso forma attraverso un processo articolato, mosso inizialmente da una spinta *bottom up* e poi, progressivamente, sistematizzato in una strategia strutturata. L'origine di questo percorso può essere rintracciata in alcune esperienze maturate in ambito pandemico, quando la necessità di ottimizzare la gestione dei pazienti ha spinto alcuni clinici del San Raffaele a sviluppare strumenti predittivi basati sull'analisi automatica delle immagini TAC per la stratificazione del rischio di progressione della malattia.

Questa esperienza ha segnato l'avvio di un approccio organizzativo più solido, fondato sull'idea che lo sviluppo di modelli di AI debba essere finalizzato all'impatto clinico. La convinzione che l'AI debba essere strumento e non fine ha portato infatti alla creazione di un'infrastruttura ad hoc per la gestione completa del ciclo di vita del dato e dello sviluppo algoritmico. È nata così una piattaforma proprietaria sviluppata in collaborazione con Microsoft, con una struttura architettonica complessa ma orientata alla semplicità d'uso, che consente di accedere a tutti i dati clinici prodotti all'interno dell'ospedale per fini assistenziali. La piattaforma è pensata per abilitare la generazione, la valuta-

zione e la validazione di modelli predittivi, attraverso una *pipeline* interamente tracciata e automatizzata, capace di garantire replicabilità, spiegabilità e *compliance* normativa. Si tratta di una piattaforma basata su AI che integra moduli LLM, strumenti di analisi visuale e *tool* di *data governance*, fino a supportare anche il *deployment* su nuove popolazioni per la validazione esterna dei modelli. Nel tempo, su questa infrastruttura sono stati sviluppati diversi progetti, circa una ventina al momento in cui si scrive (agosto 2025), tra cui modelli per la predizione del rischio operatorio, per la prognosi nei tumori renali, o per l'identificazione precoce del rischio di diabete e scompenso. Le idee progettuali nascono sia da stimoli da parte di clinici, sia da opportunità di ricerca (ad esempio, l'aver vinto un grant), e sono sottoposte a una procedura standardizzata che prevede la valutazione della qualità e della disponibilità dei dati, della sostenibilità economica e della rilevanza clinica. In presenza di esiti positivi, si procede con la definizione regolatoria e la messa a terra del progetto. In parallelo rispetto agli studi portati avanti all'interno della piattaforma, coesistono poi una serie di progettualità verticali, alcune anche oggetto di richieste di brevetto, come ad esempio un algoritmo diagnostico per la previsione del rischio di infarto a partire da immagini radiologiche, con performance superiori a quelle di soluzioni commerciali già sul mercato. Dal punto di vista delle risorse, il *core team* è composto da circa quindici professionisti con background in informatica, ingegneria, matematica e fisica, e lavora in stretta sinergia con un gruppo di medici clinici, prevalentemente strutturato all'interno dell'università, mentre l'ospedale fornisce l'accesso ai dati e il contesto assistenziale. Parallelamente, l'ospedale sta investendo anche in figure manageriali provenienti dal mercato, con competenze specifiche in *digital transformation* e intelligenza artificiale, per supportare il *deployment* delle soluzioni nei contesti operativi. L'approccio alla progettazione riflette una *governance* ibrida: il tavolo di regia, composto da figure accademiche e operative, guida la selezione dei progetti da supportare, privilegiando quelli ad alta fattibilità tecnica, basso effort economico o sostenuti da finanziamenti esterni. In definitiva, la scelta tra *make* e *buy* è governata da criteri pragmatici. L'ospedale tende infatti a sviluppare in autonomia i moduli meno critici, mentre per le soluzioni più sensibili, come quelle rivolte al supporto clinico, si affida spesso a fornitori esterni, soprattutto quando è necessaria una rapida messa in produzione. L'idea però è che, nel tempo, alcune componenti oggi acquisite possano essere internalizzate, anche in virtù della crescita progressiva delle competenze interne e dell'espansione della piattaforma.

A supporto di questa visione, il San Raffaele ha inoltre intrapreso una progressiva formalizzazione della strategia sull'intelligenza artificiale, che oggi si articola in due traiettorie parallele: da un lato, l'uso della *GenAI* in ambito amministrativo, clinico e commerciale, con progetti già attivi su assistenti clinici, automatizzazione della documentazione ed estrazione di informazioni dai re-

ferti; dall'altro, l'integrazione dell'intelligenza artificiale nei percorsi di ricerca e cura, con soluzioni che restano in fase sperimentale finché non completano l'iter di validazione e certificazione. Tutte queste soluzioni convergeranno in una piattaforma centralizzata, che costituirà l'interfaccia unica per il personale medico, amministrativo e di ricerca. Le *partnership* giocano pertanto un ruolo centrale: oltre alla già citata collaborazione con Microsoft, l'ospedale lavora con startup in logica di co-sviluppo, con un'attenzione specifica alla rapidità e alla flessibilità nella realizzazione. La sostenibilità economica e l'adozione effettiva da parte del personale sono i due criteri principali per valutare il successo delle soluzioni, anche se l'ospedale non esclude in futuro la possibilità di commercializzare alcuni prodotti sviluppati internamente. Infine, viene sottolineato come che il modello adottato dal San Raffaele presenta alcune discontinuità rispetto alle modalità tradizionali di gestione dell'innovazione. Mentre in passato l'innovazione era prevalentemente *top down*, l'intelligenza artificiale, e in particolare la *GenAI*, ha favorito approcci *bottom up*, in cui la selezione delle priorità parte dalle esigenze espresse dai professionisti e dai processi più ripetitivi e *labor-intensive*. Al tempo stesso, ci si attende che il futuro vedrà un ritorno a logiche più strategiche, in cui le direzioni aziendali ripenseranno i processi in chiave radicalmente trasformativa. In questo scenario, la questione infrastrutturale, in particolare la scelta tra sviluppo *on cloud* e sviluppo *on-premise*,emergerà come un elemento determinante per decidere le traiettorie di sviluppo, rendendo la *governance* tecnologica un fattore chiave per scalare l'intelligenza artificiale in modo sostenibile e sicuro.

15.3.4 Il caso dell'Azienda Ospedaliero-Universitaria di Bologna – Policlinico Sant'Orsola

L'Azienda Ospedaliero-Universitaria di Bologna, nota come Policlinico di Sant'Orsola, è una realtà pubblica di rilevanza nazionale che coniuga un'importante attività assistenziale con una crescente vocazione alla ricerca e all'innovazione. Situata nel cuore della città universitaria, l'Azienda si distingue per la sua forte integrazione con l'Università di Bologna e per il ruolo di riferimento che riveste all'interno del sistema sanitario regionale.

Nel corso degli ultimi anni, e in particolare a partire dalla pandemia di COVID-19, il Sant'Orsola ha intrapreso un percorso strutturato e ambizioso verso l'adozione dell'AI e dell'analisi avanzata dei dati, che ha trovato un momento chiave nella recente trasformazione in IRCCS. Questo passaggio ha comportato una ridefinizione del profilo dell'Azienda, sempre più orientato a integrare l'attività clinica quotidiana con l'elaborazione di conoscenze scientifiche e l'applicazione di tecnologie innovative. Il percorso che ha condotto il Sant'Orsola all'attuale configurazione ha preso avvio già nel 2017, con la firma di un accordo attuativo con l'Università di Bologna finalizzato a finanziare assegni di ricerca

nel campo dello sviluppo di percorsi di ricerca applicata congiunti. Un ulteriore passo è stato compiuto nel 2021 con la nascita di un laboratorio congiunto con Alma-AI, il centro universitario per l'AI, che ha consentito all'Azienda di finanziare direttamente dottorati di ricerca su tematiche di frontiera come la modellazione matematica, la ricerca operativa e le prime applicazioni di AI nei percorsi clinici. In seguito, l'esperienza maturata durante la pandemia, in particolare con la realizzazione di modelli previsionali a supporto della gestione delle strutture sanitarie, ha contribuito a mettere sempre più in luce la centralità del dato come elemento strategico, aprendo la strada alla costituzione, nel 2022, di una struttura aziendale dedicata alla gestione dei dati clinico-assistenziali e di ricerca. Nel 2024, questa unità è stata ulteriormente rafforzata e integrata con la struttura dei sistemi informativi classici, che tradizionalmente si occupano di rendicontazione dei flussi informativi e supporto al controllo di gestione, dando vita a un'unica struttura responsabile dell'intero ciclo del dato, dalla raccolta all'analisi fino all'integrazione con i sistemi clinici e decisionali.

L'attività attuale dell'Azienda nell'ambito dell'AI si articola su più livelli e si alimenta tanto da progettualità interne quanto da iniziative nazionali. In primis, l'Azienda ha investito in una nuova piattaforma dati, progettata per superare i limiti dell'attuale *data warehouse*, ancora in formato proprietario, e capace di integrare funzionalità di reportistica, ambienti di analisi con linguaggi moderni (come Python e Julia) e strumenti di gestione dati tipici degli attuali *data lake*. In questo contesto, tra i progetti in corso spiccano diverse iniziative afferenti al Piano Nazionale per la Coesione (PNC), co-finanziati a livello ministeriale, che tra le altre cose mirano a sviluppare e testare moduli di Clinical Decision Support System (CDSS), sistemi predittivi per la gestione dei ricoveri e modelli di elaborazione avanzata delle immagini mediche. Particolarmente interessante è il lavoro svolto in sinergia con i clinici, che sono spesso ideatori o co-ideatori delle soluzioni in fase di sviluppo: un approccio che rafforza la rilevanza pratica delle applicazioni e ne facilita l'adozione.

Sul piano delle scelte tecnologiche, attualmente il Sant'Orsola predilige un modello di sviluppo interno o co-sviluppo con l'università, evitando prodotti preconfezionati e adottando invece un approccio incrementale e controllato, basato su prototipi, test e validazione.

Dal punto di vista delle risorse umane e organizzative, la struttura organizzativa già citata dell'Azienda è composta, al momento in cui si scrive, da circa quattordici professionisti, tra cui cinque *data scientist*, due dei quali attualmente impegnati in percorsi di dottorato. Questo nucleo lavora a stretto contatto con l'ICT, l'ingegneria clinica, la genomica computazionale e altri dipartimenti di ricerca, in un'ottica di forte interdisciplinarità. I legami con l'Università rimangono fondamentali non solo per l'accesso alle competenze scientifiche, ma anche per la formazione di nuove figure professionali ibride, in grado di coniugare competenze informatiche, cliniche e regolatorie.

Sul piano delle collaborazioni istituzionali, l’Azienda risulta altrettanto attiva. È infatti coinvolta nell’ambito di tavoli regionali sull’intelligenza artificiale promossi dalla Regione Emilia-Romagna, che coinvolgono direttori generali, referenti ICT, fisici sanitari e università con l’obiettivo di costruire una *governance* condivisa a livello regionale. Al netto di questo sforzo di coordinamento istituzionale, è significativo il fatto che, a differenza di altri contesti, l’Azienda non abbia finora fatto ricorso a consulenze esterne, scegliendo invece di investire nella crescita delle competenze interne.

Tuttavia, il percorso di adozione dell’AI nel contesto di un ente pubblico non è privo di ostacoli. Le principali criticità riguardano le rigidità contrattuali che impediscono di attrarre e trattenere personale altamente qualificato. Le griglie salariali del comparto pubblico (nello specifico, le categorie D) e i vincoli sull’anzianità richiesta per l’accesso a posizioni apicali non consentono di competere con il settore privato, esponendo l’Azienda al rischio di perdere o non attrarre competenze strategiche. A queste difficoltà si aggiungono le complessità di gestione amministrativa e la lentezza delle procedure di acquisizione tecnologica, che rendono ancora più cruciale la presenza di una visione strategica e la capacità di pianificare sul medio-lungo periodo.

A fronte di queste sfide, il Sant’Orsola riconosce nella sinergia con il mondo accademico un fattore abilitante fondamentale. In questo scenario, l’Azienda si configura come un esempio virtuoso di come un ospedale pubblico possa affrontare con determinazione la transizione digitale, investendo in capitale umano, infrastrutture dati e *governance*, con l’obiettivo di costruire una sanità intelligente, capace di coniugare ricerca, assistenza e innovazione tecnologica.

15.4 Discussione comparativa e riflessioni conclusive

L’analisi comparativa dei casi (si veda la Tabella 15.2 per una sintesi) consente di trarre alcune conclusioni generalizzabili nell’auspicio che queste possano fornire elementi di riflessione utili alle aziende e al sistema nel suo complesso. Diverse considerazioni riprendono e arricchiscono quelle già formulate da un precedente contributo al Rapporto OASI 2022 (Bobini *et al.*, 2022).

15.4.1 Modelli organizzativi per l’attività di sviluppo

Il primo insieme di considerazioni riguarda la modalità attraverso cui le attività di sviluppo sono organizzate. Dai casi analizzati emerge con chiarezza che l’innovazione in ambito AI non può essere assimilata in toto a formule e modalità di innovazione digitale. A differenza dell’innovazione digitale in senso ampio, lo sviluppo e l’adozione di soluzioni basate sull’AI richiede con forza un approccio multidisciplinare e un coinvolgimento diretto degli *end user* (in pri-

Tabella 15.2 **Comparazione dei casi studio analizzati**

	Humanitas	Gemelli	San Raffaele	Sant'Orsola
Genesi delle attività di sviluppo	<ul style="list-style-type: none"> – Volontà di presidiare l'intera filiera dell'innovazione – Consolidamento software factory pre-esistente 	<ul style="list-style-type: none"> – Trasformazione in IRCCS – Razionalizzazione attività a supporto della ricerca – Condizioni prestito agevolato BEI 	<ul style="list-style-type: none"> – Partnership strategiche (piattaforma proprietaria sviluppata con Microsoft) – Iniziative Covid-19 	<ul style="list-style-type: none"> – Trasformazione in IRCCS – Accordo con Università di Bologna (assegni di ricerca) – Iniziative Covid-19
Anno di formalizzazione delle iniziative	2019 (Istituzione AI Center)	2021 (Istituzione GDMH)	2020 (Formalizzazione partnership con Microsoft)	2021 (Istituzione laboratorio congiunto con Unibo)
Finalità principali	<ul style="list-style-type: none"> – Personalizzazione delle cure – Risposta ai bisogni clinici irrisolti adottando modelli scalabili 	<ul style="list-style-type: none"> – Co-sviluppo, co-creazione industriale e valorizzazione della proprietà intellettuale 	<ul style="list-style-type: none"> – Convergenza verso una piattaforma unica e governance tecnologica – Sostenibilità economica 	<ul style="list-style-type: none"> – Governance del dato – Sviluppo interno/co-sviluppo con università
Ambiti di sviluppo di soluzioni di AI	<ul style="list-style-type: none"> – Medicina di precisione: generazione dati sintetici, federated learning, modelli multimodali, digital twin – Gestione dei percorsi di cura – Soluzioni amministrative a supporto dei clinici 	<ul style="list-style-type: none"> – Sviluppo di applicazioni da dati secondari – Sviluppo piattaforme digitali: piattaforme per modelli innovativi di cura, terapie di digital, biomarcatori digitali, fenotipizzazione cronicità 	<ul style="list-style-type: none"> – Stima del rischio: rischio operatorio, prognosi tumori renali, rischio diabeti/scompenso – GenAI a supporto dei clinici: automazione documentazione, information extraction, assistenti clinici – Infrastruttura dedicata per la gestione completa del ciclo di vita del dato e dello sviluppo algorithmico 	<ul style="list-style-type: none"> – Stima del rischio: sistemi predittivi sui ricoveri, elaborazione avanzata immagini – Supporto del clinical decision-making: CDSS – Piattaforma per la governance del dato: reportistica, strumenti da data-lake
Fonti di finanziamento	<ul style="list-style-type: none"> – Bandi industriali e di ricerca 	<ul style="list-style-type: none"> – Bandi industriali e di ricerca – Fondi per l'innovazione – Commercializzazione prodotti/servizi – Servizi di consulenza strategica 	<ul style="list-style-type: none"> – Grant competitivi, priorità a iniziative co-finanziate 	<ul style="list-style-type: none"> – PNC co-finanziato a livello ministeriale – Risorse congiunte con Unibo (assegni/dottorati)
Strutture organizzative a supporto	<ul style="list-style-type: none"> – AI Center 	<ul style="list-style-type: none"> – GDMH – Centro di competenze di data science 	<ul style="list-style-type: none"> – Centro di competenze data science a supporto dell'attività di ricerca e Direzione Operativa 	<ul style="list-style-type: none"> – Struttura aziendale responsabile dell'intero ciclo del dato (raccolta, analisi e integrazione con i sistemi clinici e decisionali) nel Dipartimento IT

	Humanitas	Gemelli	San Raffaele	Sant'Orsola
Profili professionali	<ul style="list-style-type: none"> – Core team AI Center: ingegneri, project manager, sviluppatori, digital experts, data scientists – Sinergie con funzioni aziendali e clinici dell'ospedale e del gruppo 	<ul style="list-style-type: none"> – Core team GDMH: figure legali, project manager, esperti di comunicazione, account manager, bioingegneri, progettisti – Sinergie con centro di competenza data science (data scientist, bioingegneri, bioinformatici) e clinici dell'ospedale 	<ul style="list-style-type: none"> – Manager con competenze in digital transformation e AI – Core team (informatica, ingegneria, matematica, fisica) – Sinergie con clinici universitari 	<ul style="list-style-type: none"> – Core team (data scientist, dottorandi) – Sinergie con ICT, ingegneria clinica, genomica computazionale e altri dipartimenti di ricerca
Partnership	<ul style="list-style-type: none"> – IRCCS e istituti internazionali – Enti accademici – Partner industriali 	<ul style="list-style-type: none"> – Università Vita-Salute – Partner industriali (es. Microsoft) – Software house e integratori di sistemi 	<ul style="list-style-type: none"> – Università Emilia-Romagna – Laboratorio congiunto con Università di Bologna (Ama-AI) 	<ul style="list-style-type: none"> – Tavoli regionali su AI promossi da Regione Emilia-Romagna

mis dei clinici), sia nelle progettualità di natura clinica che in quelle di natura amministrativa. A prescindere dalla collocazione organizzativa delle funzioni di sviluppo ed esplorazione – che nei casi osservati assumono ruoli anche molto diversi, dal tecnico, allo scouting, fino al commerciale – la natura dell'AI impone dunque la costruzione di meccanismi di interlocuzione specifici, in grado di garantire dialogo strutturato tra tecnici, manager e professionisti sanitari.

In termini di modelli organizzativi, i quattro casi analizzati differiscono innanzitutto per la genesi delle iniziative. In nessun caso queste nascono senza una base di partenza in termini di esperienze e competenze, che spesso si sviluppano nell'ambito delle attività istituzionali di ricerca di base e clinica o di innovazioni in ambito digitale. Il caso Humanitas è quello che più si distingue dagli altri, essendo la nascita dell'AI Center derivata da una forte volontà dei vertici e della proprietà aziendale verso un approccio all'AI di tipo industriale, ereditando anche l'esperienza dell'azienda nell'ambito dello sviluppo di strumenti digitali e di software. Le altre tre esperienze sono invece più il frutto della combinazione e valorizzazione di risorse e competenze già presenti in azienda attraverso delle occasioni che hanno fatto da catalizzatore all'organizzazione delle iniziative di sviluppo AI. Si tratta ad esempio di eventi contingenti, come l'emergenza Covid-19 che ha spinto molte realtà (come San Raffaele e Sant'Orsola) a sperimentare soluzioni AI dando il via alla strutturazione delle attività di sviluppo con traiettorie diverse: la nascita della piattaforma di ricerca frutto della partnership strategica tra Ospedale San Raffaele e Microsoft (anche in questo caso coerente con una strutturata esperienza nell'ambito della telemedicina) e la strutturazione di una UO dedicata al Policlinico Sant'Orsola, fortemente integrata con il centro di ricerca universitario (Alma AI). Si tratta anche di eventi istituzionali, come il riconoscimento a IRCCS. Sia nel caso del Policlinico Sant'Orsola sia nel caso del Policlinico Gemelli, il percorso di riconoscimento a IRCCS (avvenuto rispettivamente nel 2020 e nel 2018) ha rappresentato un momento utile per mappare linee di attività e competenze, ristrutturare le parti di organizzazione coinvolte e ridefinire finalità e obiettivi.

Anche in termini di assetti organizzativi, razionale e genesi hanno determinato traiettorie in larga parte diverse. Se l'individuazione dei casi era partita provando a distinguere teoricamente approcci allo sviluppo tra separazione strutturale e integrazione contestuale, l'analisi ha portato all'individuazione di assetti organizzativi decisamente più sfumati:

- Un modello che accentra l'intero ciclo di vita della ricerca e sviluppo all'interno di un unico contenitore organizzativo. È il caso dell'AI Center di Humanitas, che integra al suo interno tutte le competenze necessarie a impostare e realizzare le attività di sviluppo a partire dall'identificazione del fabbisogno, la valutazione della fattibilità tecnica ed economica, l'intercetta-

zione dei finanziamenti, la costruzione e gestione delle partnership, la ricerca e lo sviluppo delle soluzioni.

- ▶ Un modello ibrido in cui le competenze tecniche sono mantenute all'interno dell'ospedale e a servizio delle attività istituzionali di ricerca, mentre vengono trasferite a un'unità separata le competenze relative alla valorizzazione, in modo indipendente o attraverso la costruzione delle partnership. È il caso del Policlinico Gemelli, che ha mantenuto integrato nelle attività di ricerca dell'ospedale il centro di competenze di data management, data science, bioinformatica, biostatistica (Gemelli Data Science in Medicine Generator), mentre ha separato attraverso la costituzione di una società indipendente (GDMH) con il compito di valorizzare la proprietà intellettuale e completare il ciclo di vita dei prodotti sviluppati, con una forte impostazione di *open innovation*.
- ▶ Un modello integrato con configurazioni variabili a seconda del contesto istituzionale e organizzativo. Nonostante ricadano entrambe in questa categoria, i due casi di Ospedale San Raffaele e Policlinico Sant'Orsola seguono traiettorie peculiari. Nel primo caso le competenze in ambito AI rimangono ripartite tra Università Vita-Salute e Direzione Operativa, che ingloba al suo interno le attività di *digital transformation* aziendali, incluso l'ambito AI. Le competenze integrate nell'Università sono a servizio esclusivo delle attività di ricerca, mentre quelle inserite in Direzione Operativa seguono più da vicino le progettualità di ricerca e sviluppo per le soluzioni a supporto delle attività core dell'ospedale, sia in ambito clinico-assistenziale che in ambito amministrativo. Nel secondo caso, invece, dopo una prima fase di integrazione tra attività universitarie e clinico-assistenziali, anche attraverso il finanziamento congiunto di borse di ricerca, si è andati verso la strutturazione di un'unità operativa all'interno dell'organigramma aziendale (UOC Analytics and operations research), che fa capo al Dipartimento delle tecnologie e dell'informazione. L'UOC, oltre a concentrare al suo interno competenze specifiche di *operation research*¹² e *data science*, che sviluppano internamente soluzioni di tipo amministrativo, aspira anche a guidare il governo strategico aziendale dell'adozione dell'AI, a partire da una matura governance dei dati aziendali.

Nel complesso, i modelli organizzativi osservati si presentano come configurazioni adattive, plasmate da storia e cultura aziendale, finalità e vincoli istituzionali. Nessuno dei modelli è ovviamente da ritenersi preferibile per definizione. Tuttavia, in linea con quanto suggerito anche dalla recente letteratura sul tema (ad esempio Lin e Maruping, 2025), si può ritenere verosimile che assetti che

¹² L'*operation research* è una disciplina che utilizza metodi quantitativi e modelli matematici per supportare decisioni complesse e ottimizzare processi organizzativi.

concentrano e accentrano competenze e risorse favoriscono non solo l'efficacia delle attività di sviluppo interno, ma anche un governo più consapevole delle attività di adozione dell'AI, mettendo a disposizione di tutta l'organizzazione la conoscenza e l'esperienza accumulate, contribuendo a diffondere una cultura dell'innovazione e aprendo la strada a un approccio imprenditoriale, attraverso spin-off o interlocuzioni strutturate con il mercato.

15.4.2 Il rationale del make e buy

Il secondo insieme di considerazioni riguarda il dilemma tra *make* e *buy* delle singole soluzioni. Questo tipo di scelta non riguarda tanto l'approccio generale all'adozione dell'AI, ma va applicata in modo differenziato a livello di caso d'uso ai distinti ambiti di intervento. Soprattutto in ambito clinico, è stata osservata ampia convergenza tra i casi nel ricorso a soluzioni di AI commerciali e pronte all'uso routinario nella pratica clinica (*buy*) per attività più generali e soggette a un ampio grado di standardizzazione, quali la categorizzazione e l'approfondimento delle immagini derivanti dalle indagini diagnostiche più diffuse, così come il supporto alla diagnosi e alla prognosi su condizioni a elevata prevalenza. Questo non è ovviamente da interpretare come un'esternalizzazione delle attività di adozione dell'AI. Da una parte è vero che l'acquisto di tecnologie che hanno già integrate al loro interno soluzioni di AI rende più immediata (e possibilmente inconsapevole) l'adozione di AI *embedded*, tanto che in diversi ambiti, soprattutto nell'*imaging*, l'uso tenderà a diventare prassi comune. Dall'altra parte, in tutti quei casi in cui è necessario integrare le soluzioni di AI sviluppate da *provider* commerciali all'interno dei sistemi informativi e della pratica clinica permangono rilevanti sfide tecniche e organizzative.

Rimane inoltre il tema delle dimensioni sulle quali valutare l'impatto delle soluzioni commerciali. Sebbene sicurezza e accuratezza siano dimostrate nel contesto di ricerca e sviluppo, questo non implica automaticamente benefici clinici o operativi in un contesto organizzativo. In questi casi, la presenza di competenze in grado di valutare e contestualizzare l'impatto di queste applicazioni è sicuramente utile a supportare e mediare i tradizionali processi aziendali di acquisizione e adozione delle innovazioni tecnologiche (acquisti, sistemi informativi, gestione operativa, ecc.), inclusa l'identificazione delle opportunità di mercato attraverso attività di *horizon scanning*.

I motivi del ricorso al *make* possono invece essere molto diversi e variare anche in funzione delle finalità istituzionali. Se, a differenza del pubblico, le aziende private elencano tra le motivazioni del *make* la valorizzazione della proprietà intellettuale e la protezione del *know-how* aziendale, tre ulteriori motivazioni sono abbastanza trasversali tra tutte le aziende analizzate e possono ritenersi generalizzabili.

La prima motivazione riguarda la costruzione di strumenti e piattaforme che

siano in grado di abilitare e potenziare le attività di ricerca. In tutte le realtà coinvolte, le attività di *make* sono state fortemente indirizzate nel creare strumenti per il governo dei dati, piattaforme abilitanti di analisi ed elaborazione a disposizione dei ricercatori e prodotti con la finalità esplicita di potenziare la ricerca clinica, come strumenti per la generazione di dati sintetici e la realizzazione di trials *in silico*. La seconda motivazione riguarda invece la necessità di sviluppare soluzioni verticali su condizioni cliniche a elevata complessità che favoriscono approcci di medicina di precisione, per esempio attraverso il ricorso a modelli *digital twin*. Non è un caso che uno degli ambiti di sviluppo più diffusi tra i casi analizzati è quello della ricerca nel campo delle malattie e dei tumori rari, in cui l'AI è particolarmente adatta a rispondere a un forte *unmet need* clinico dovuto alla grande complessità diagnostico-terapeutica e alla necessità di gestire dati multimodali (esami di laboratorio, testo da referti medici, outcome riportati dai pazienti, immagini diagnostiche, dati genomici, ecc.), anche grazie al *federated learning* che consente di mettere a sistema una maggiore mole di dati provenienti dai centri federati. Per entrambe le motivazioni, che hanno come fattor comune l'ambito della ricerca clinica, si tratta anche di sviluppare soluzioni laddove non ci sia sufficiente interesse o capacità da parte dei produttori commerciali. La terza motivazione riguarda invece aspetti di natura regolatoria. In diverse situazioni, infatti, il *make* è una scelta spinta dall'opportunità di mantenere all'interno dell'azienda il trattamento di dati clinici o comunque sensibili. Nell'ambito dell'AI tradizionale, tecniche come il *federated learning* consentono ai centri coinvolti di sviluppare in parallelo modelli di apprendimento senza necessità di condividere fisicamente dati sensibili e abilitano la nascita di partnership cliniche. Il tema è particolarmente rilevante nell'ambito della *GenAI*, dove i vincoli sulla protezione dei dati rendono più delicata l'adozione di soluzioni commerciali erogate in *cloud*, spesso basate sui più noti modelli proprietari (es. ChatGPT di OpenAI, Gemini di Google, ecc.), quando il loro uso comporta il trasferimento di dati clinici sensibili verso modelli proprietari esterni.

In secondo luogo, è emerso come la scelta di *make* sia molto più sfumata, almeno sotto due aspetti. Le attività di *make* consistono raramente in sviluppo totalmente indipendente delle soluzioni, a favore di attività di co-sviluppo e *partnership*. La scelta in questo caso non è quindi tanto tra acquistare o sviluppare internamente, ma su modalità e finalità di alleanze e partnership inter-organizzative. Tra le finalità riscontrate, se ne evidenziano in particolare due. La prima riguarda la necessità di creare robuste partnership scientifiche in cui i partner coinvolti possano condividere e valorizzare dati e *know-how*. È il caso, ad esempio, delle *partnership* nate nell'ambito dei bandi competitivi di ricerca e industriali, nazionali e internazionali. La seconda riguarda invece la necessità di integrare competenze che non sono tipiche di aziende sanitarie, come ad esempio quelle di sviluppo e messa in produzione dei software

(DevOps e MLOps¹³), ma anche quelle di commercializzazione, che potrebbero essere esternalizzate a partner tecnologici. Il secondo aspetto è che il *make* può riguardare sia lo sviluppo da zero della soluzione AI (più comune per soluzioni basate su AI tradizionale), sia l'applicazione nel contesto locale di modelli e soluzioni consolidate (più frequente per gli ambiti di applicazione di LLM e *GenAI*), ricorrendo ad esempio, laddove possibile, a modelli *open source* o *open weight*, che consentono un maggiore adattamento locale, ma che necessitano al tempo stesso di competenze tecniche più avanzate. Il quadro che emerge da questo primo insieme di considerazioni è quello di un continuum tra *make* e *buy*, in cui il vero nodo non è tanto scegliere tra due estremi, quanto governare in modo consapevole le combinazioni possibili.

15.4.3 Condizioni abilitanti e implicazioni manageriali e di policy

Il terzo e ultimo insieme di considerazioni riguarda le condizioni abilitanti e le implicazioni manageriali e di policy. Dall'analisi dei casi emergono alcuni fattori abilitanti che si presentano in modo trasversale e che possono essere considerati prerequisiti per avviare iniziative efficaci di sviluppo di soluzioni di AI per le aziende sanitarie.

Un primo tema riguarda la scala degli investimenti e della governance delle iniziative. Nel caso degli investimenti, un importante elemento di riflessione riguarda la capacità computazionale. In tutti i casi analizzati emerge la disponibilità di risorse computazionali rilevanti, grazie all'accesso a cluster di HPC¹⁴ universitari o a infrastrutture pubbliche come il supercomputer Leonardo del CINECA o il recente HPC MarghERita della Regione Emilia-Romagna. Tuttavia, il crescente fabbisogno di potenza di calcolo pone un interrogativo di policy rilevante rispetto alla necessità di dotare aziende, team e ricercatori di una capacità adeguata al bisogno di innovazione. Il principale nodo riguarda la modalità di accesso alla capacità computazionale, se attraverso infrastrutture locali, che richiedono una riflessione specifica sulla scala degli investimenti di investimento e gestione (nazionale, regionale o locale), o tramite soluzioni cloud, che consentono maggiore scalabilità ma pongono questioni di sovranità dei dati e *vendor lock-in*¹⁵. Un ulteriore elemento di riflessione riguarda

¹³ DevOps (Development & Operations) indica le pratiche che integrano sviluppo software e gestione operativa per rendere più rapidi e affidabili le operazioni di sviluppo, testing, rilascio e manutenzione. MLOps (Machine Learning Operations) applica lo stesso principio ai modelli di AI, coprendo addestramento, messa in produzione e monitoraggio dei modelli.

¹⁴ Un cluster HPC (*High Performance Computing*) è un insieme di computer collegati tra loro che lavorano come un unico sistema, fornendo elevate capacità di calcolo per elaborazioni complesse, come quelle richieste dall'AI, ma anche da altre discipline biomediche come le scienze omiche.

¹⁵ Per *vendor lock-in* si intende la relazione di dipendenza che si instaura tra cliente e fornitore e si manifesta nella difficoltà del cliente di acquistare beni e servizi analoghi da un concorrente senza sostenere costi elevati.

il livello ottimale della governance delle iniziative. Questo aspetto riguarda ovviamente molto più da vicino le aziende pubbliche, nonostante anche alcune realtà private in cui coesistono dinamiche di struttura e dinamiche di gruppo si stiano interrogando su quale sia il livello ottimale per la regia delle iniziative. In ambito pubblico, l'Emilia-Romagna rappresenta un'esperienza significativa in termini di governance regionale, avendo avviato delle riflessioni collettive tra Regione e Aziende sul governo dell'adozione dell'AI, con l'obiettivo di evitare che le iniziative aziendali rimangano isolate e frammentate¹⁶. Un secondo esempio è la Liguria, dove la società in house Liguria Digitale svolge un ruolo di coordinamento sulle strategie digitali regionali e sulla gestione delle infrastrutture tecnologiche, e che beneficia della presenza di rilevanti risorse di calcolo presso l'Istituto Italiano di Tecnologia (IIT) e la sede genovese di Leonardo. Infine, su scala nazionale, va segnalata l'esperienza di AGENAS, che sta guidando la costruzione di uno strumento di supporto decisionale per l'assistenza primaria da adottare sul territorio nazionale, ma delegando a partner tecnologici le attività di sviluppo tecnico. Se una regia accentratata è sicuramente auspicabile, questa va bilanciata con gli attuali assetti istituzionali che assegnano comunque le aziende un ruolo rilevante in termini di ricerca, sperimentazione, acquisizione e adozione delle tecnologie.

Un secondo asse riguarda le competenze e le risorse umane. Accanto alle professionalità strettamente tecniche (*data scientist*, bioinformatici, biostatistici, ricercatori, ecc.), risultano fondamentali anche competenze di tipo manageriale, in grado di esercitare la funzione di committenza nei confronti degli interlocutori di mercato, costruire partnership e intercettare e valorizzare le opportunità di finanziamento. Sul fronte delle figure tecniche, un tema ricorrente riguarda la difficoltà di attrarre e trattenere persone che abbiano competenze elevate e distintive. Se le aziende private soffrono della scarsa attrattività del sistema Paese per figure altamente qualificate, le aziende pubbliche devono confrontarsi anche con vincoli normativi e contrattuali che rendono pressoché impossibile competere con le condizioni offerte dal settore privato e dall'estero. Una revisione delle regole di reclutamento e contrattualizzazione dei profili ad alta competenza tecnica appare quindi essenziale per consentire anche agli enti del SSN di non rimanere totalmente esclusi dalla competizione globale per le competenze in ambito AI. Sul fronte della committenza, si tratta di creare i presupposti affinché anche le aziende che non sono nelle condizioni di dotarsi di competenze interne per lo sviluppo non debbano limitarsi a subire acriticamente l'innovazione. A questo proposito è utile evidenziare l'esperienza

¹⁶ La Determinazione DGCP SW 9108 del 07/05/2024 ha istituito il Gruppo di Lavoro regionale coordinato dalla Direzione Generale regionale e in collaborazione con le Aziende e che ha tra gli obiettivi l'identificazione di tecnologie e strumenti, il supporto alla formazione e lo sviluppo di competenze per il personale e l'analisi degli aspetti regolatori e legali al fine di produrre linee di indirizzo per l'utilizzo di questi strumenti.

dell'ASL Torino 4 che ha sottoscritto con Bioindustry Park un protocollo di intesa finalizzato a supportare l'azienda in attività di assessment dei fabbisogni, scouting di opportunità e soluzioni disponibili e nell'accesso ai finanziamenti per il loro sviluppo. Nella stessa direzione va l'iniziativa guidata da FIASO di realizzare una piattaforma di *open innovation* (NextH.ai) per mettere in rete aziende sanitarie, startup, università e centri di ricerca per sviluppare, testare e implementare soluzioni basati sull'AI.

Una terza condizione riguarda l'approccio multidisciplinare e *bottom-up* emerso in tutte le situazioni analizzate. Le iniziative più efficaci sono quelle che nascono da fabbisogni concreti, clinici o amministrativi, e che vengono intercettate da strutture capaci di guidare e filtrare la domanda crescente. In questo senso, le unità dedicate allo sviluppo svolgono un importante ruolo di *stewardship* rispetto alla domanda crescente dei professionisti, sempre più stimolati dal mercato e dai network professionali. La valutazione della fattibilità tecnica ed economica delle proposte diventa quindi cruciale, così come la presenza di figure (*data scientist* con cultura sanitaria e clinici con familiarità con i temi di AI) e unità multidisciplinari capaci di colmare gli spazi di opportunità e tradurre i bisogni in progetti sostenibili.

Il quarto e ultimo elemento riguarda la governance dei dati. Tutte le esperienze mostrano come la costruzione di sistemi robusti di raccolta, gestione e utilizzo dei dati aziendali sia il presupposto essenziale per rendere gli stessi fruibili nei percorsi di ricerca e sviluppo e per l'applicazione delle moderne tecniche di AI. In ambito pubblico, la questione non è solo aziendale ma riguarda l'intero SSN, in quanto sarà cruciale valorizzare gli investimenti in corso per la creazione di un ecosistema digitale che metta a frutto l'enorme patrimonio informativo che gli attori del SSN hanno accumulato negli anni.

In conclusione, partire dall'osservazione aziendale ci ha consentito di cogliere con chiarezza le opportunità e le criticità concrete che sviluppare e adottare soluzioni di AI in ambito sanitario comportano. Da questa prospettiva emergono indicazioni che non riguardano evidentemente solo il livello aziendale, ma che chiamano in causa anche il SSN e il sistema Paese nel suo complesso. Le sfide individuate richiedono infatti scale di intervento diverse – aziendale, regionale e nazionale – e dunque una governance multilivello, capace di valorizzare le esperienze maturate nelle singole organizzazioni e al tempo stesso di coordinarle in una strategia più ampia e condivisa.

15.5 Riferimenti bibliografici

Ardito, V., Cappellaro, G., Compagni, A., Petracca, F., & Preti, L. M. (2025). Adoption of artificial intelligence applications in clinical practice: Insights from a Survey of Healthcare Organizations in Lombar-

- dy, Italy. *DIGITAL HEALTH*, 11, 20552076251355680. <https://doi.org/10.1177/20552076251355680>
- Bobini, M., Boscolo, P. R., Buongiorno Sottoriva, C., Longo, F., & Rotolo, A. (2022). Strategie e assetti organizzativi per lo sviluppo di strumenti e servizi di intelligenza artificiale nelle aziende sanitarie. In *Rapporto OASI 2022* (pp. 613–642). Egea.
- FDA. (2025 *Artificial Intelligence and Machine Learning (AI/ML)-Enabled Medical Devices*. Food & Drug Administration. <https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-enabled-medical-devices>
- Finn, T., & Downie, A. (2025, febbraio 11). *Agentic AI vs. Generative AI*. IBM. <https://www.ibm.com/think/topics/agentic-ai-vs-generative-ai>
- Hosny, A., Parmar, C., Quackenbush, J., Schwartz, L. H., & Aerts, H. J. W. L. (2018). Artificial intelligence in radiology. *Nature Reviews Cancer*, 18(8), 500–510. <https://doi.org/10.1038/s41568-018-0016-5>
- Kemp, A. (2023). Competitive Advantage Through Artificial Intelligence: Toward a Theory of Situated AI. *Academy of Management Review*, amr.2020.0205. <https://doi.org/10.5465/amr.2020.0205>
- Lin, Y.-K., & Maruping, L. M. (2025). Organizing for AI Innovation: Insights From an Empirical Exploration of U.S. Patents. *MIS Quarterly*, 49(3), 1095–1122. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2025/18765>
- MIT xPRO. (2024, ottobre 22). *Exploring the Shift from Traditional to Generative AI*. MIT Open Learning. <https://curve.mit.edu/exploring-shift-traditional-generative-ai>
- Preti, L. M., Ardito, V., Compagni, A., Petracca, F., & Cappellaro, G. (2024). Implementation of Machine Learning Applications in Health Care Organizations: Systematic Review of Empirical Studies. *Journal of Medical Internet Research*, 26, e55897. <https://doi.org/10.2196/55897>
- Stelzl, K., Röglinger, M., & Wyrtki, K. (2020). Building an ambidextrous organization: A maturity model for organizational ambidexterity. *Business Research*, 13(3), 1203–1230. <https://doi.org/10.1007/s40685-020-00117-x>
- Stryker, C. (2024, maggio 2). *What is prescriptive analytics?* IBM. <https://www.ibm.com/think/topics/prescriptive-analytics#:~:text=Descriptive%20analytics%20%E2%80%9CWhat%20happened?,to%20prepare%20for%20the%20future%20%E2%80%9D>
- Stryker, C., & Kavlakoglu, E. (2024, agosto 9). *What is Artificial Intelligence (AI)?* IBM. <https://www.ibm.com/think/topics/artificial-intelligence>
- Stryker, C., & Scapicchio, M. (2024, marzo 22). *What is Generative AI?* IBM. <https://www.ibm.com/it-it/think/topics/generative-ai>
- Yin, R. K. (2014). *Case study research: Design and methods* (5. edition). SAGE.