



UNIVERSITÀ
DI PAVIA

Dipartimento di Scienze Economiche e Aziendali
Corso di Laurea magistrale in Economia e
Gestione delle Imprese

Intelligenza artificiale e decision-making nel
management sanitario: il caso Fondazione
Mondino

Relatore:

Chiar.ma Prof.ssa Sanguineti Francesca

Tesi di Laurea
di Palmarini Giorgia
Matr. n.556089

Anno Accademico 2025-2026

**Il successo nella creazione dell'intelligenza artificiale
potrebbe essere il più grande evento nella storia umana.**

**Purtroppo potrebbe anche essere l'ultimo, a meno che
non impariamo a evitarne i rischi.**

- Stephen Hawking

ABSTRACT ENG

How, and under what conditions, is artificial intelligence integrated into healthcare management decision-making processes, and what role does the human decision-maker continue to play? Building on this research question, this study examines how AI is incorporated into managerial decision-making processes and which organizational conditions facilitate or hinder its effective adoption, with particular attention to the relationship between technology and human judgment. Although the use of AI in healthcare has attracted growing attention, the literature has primarily focused on clinical and operational applications, providing a still limited understanding of how these technologies are incorporated into organizational decision-making processes. This study adopts a qualitative and exploratory approach through an in-depth single case study of Fondazione Mondino, selected as an organization characterized by an advanced digitalization pathway and ongoing AI-related initiatives, but in which the integration of technology into managerial decision-making processes is still at a stage of consolidation. Data collection comprised four semi-structured interviews with organizational actors directly involved in digitalization and innovation processes, which were analysed using the Gioia methodology. The evidence emerging from the interviews was triangulated with an analysis of institutional and organizational documents. The findings suggest that the integration of AI into healthcare decision-making should not be understood as an exclusively technological process, but rather as an organizational and sociotechnical phenomenon, in which both the structural conditions of the organization and individuals' capabilities to incorporate the technology into existing processes play a significant role. The six aggregate dimensions emerging from the analysis suggest that AI is primarily perceived as a tool for supporting and augmenting human work, rather than as a substitute for the human decision-maker. Its contribution to decision-making appears to be closely related to the availability of resources and competencies, the organization's capacity to govern its implementation, and the presence of supervisory mechanisms that preserve human oversight and control. Overall, the integration of artificial intelligence emerges as a process of organizational transformation that requires balancing the informational and analytical capabilities offered by AI with the need to preserve human autonomy, accountability, and deliberation within decision-making processes.

ABSTRACT ITA

In che modo e a quali condizioni l'intelligenza artificiale viene integrata nei processi decisionali del management sanitario, e quale ruolo continua ad assumere il decisore umano? A partire da questa domanda, la ricerca analizza come l'AI venga incorporata nei processi di *decision-making* manageriale e quali condizioni organizzative ne favoriscano o ne ostacolino l'effettivo utilizzo, con particolare attenzione alla relazione tra tecnologia e giudizio umano. Sebbene l'impiego dell'AI in ambito sanitario sia oggetto di crescente attenzione, la letteratura si è concentrata prevalentemente sulle applicazioni cliniche e operative, offrendo una comprensione ancora limitata di come tali tecnologie vengano incorporate nei processi decisionali organizzativi. La ricerca adotta un approccio qualitativo ed esplorativo attraverso un *single case study in-depth* della Fondazione Mondino, selezionata in quanto organizzazione caratterizzata da un avanzato percorso di digitalizzazione e da progettualità AI, ma in cui l'integrazione della tecnologia nei processi decisionali manageriali risulta ancora in fase di consolidamento. La raccolta dei dati comprende quattro interviste semi-strutturate a figure organizzative direttamente coinvolte nei processi di digitalizzazione e innovazione, analizzate attraverso la metodologia Gioia. Le evidenze emerse dalle interviste sono state triangolate con l'analisi di documentazione istituzionale e organizzativa. I risultati suggeriscono che l'integrazione dell'AI nel *decision-making* sanitario non rappresenti un processo esclusivamente tecnologico, ma un fenomeno organizzativo e socio-tecnico, nel quale assumono rilevanza tanto le condizioni strutturali dell'organizzazione quanto le capacità degli individui di incorporarla nei processi. Le sei dimensioni aggregate emerse dall'analisi suggeriscono che l'AI venga interpretata principalmente come uno strumento di supporto e potenziamento del lavoro umano, piuttosto che come sostituto del decisore. Il suo contributo al processo decisionale appare strettamente legato alla disponibilità di risorse e competenze, alla capacità organizzativa di governarne l'introduzione e alla presenza di meccanismi di supervisione che preservino il controllo umano. Nel complesso l'integrazione dell'intelligenza si configura come un processo di trasformazione organizzativa che richiede di bilanciare le capacità informative e analitiche del processo decisionale con la necessità di preservare autonomia, responsabilità e confronto umano nei processi decisionali.

INDICE

1. Introduzione	4
2. Literature review	6
2.1 Decision-making process.....	6
2.1.1 <i>Struttura e modelli del processo decisionale</i>	<i>12</i>
2.1.2 <i>Complessità decisionale: limiti cognitivi, euristiche e condizioni di incertezza</i>	<i>16</i>
2.1.3 <i>Il ruolo dell'informazione nel processo decisionale</i>	<i>23</i>
2.2 Information systems a supporto del decision-making organizzativo	27
2.2.1 <i>Business intelligence, Big data, Decision Analytics e tecnologie data-driven</i>	<i>36</i>
2.2.2 <i>Capacità, opportunità e limiti dei sistemi informativi</i>	<i>40</i>
2.3 Intelligenza Artificiale e ruolo nel dmp organizzativo	44
2.3.1 <i>AI come supporto al decision-making process</i>	<i>49</i>
2.3.2 <i>Human-AI decision making e modelli di collaborazione</i>	<i>54</i>
2.3.3 <i>Driver per l'adozione e integrazione dell'IA nelle organizzazioni</i>	<i>57</i>
2.3.4 <i>Implicazioni organizzative dell'Intelligenza Artificiale</i>	<i>62</i>
2.4 AI nel management sanitario	67
2.4.1 <i>Decision-making process del management sanitario</i>	<i>68</i>
2.4.2 <i>Digital transformation organizzativa</i>	<i>72</i>
2.4.3 <i>IA a supporto del decision-making manageriale</i>	<i>76</i>
2.4.4 <i>Implicazioni organizzative</i>	<i>78</i>
2.4.5 <i>Dallo stato dell'arte alla domanda di ricerca</i>	<i>86</i>
3. Metodologia di ricerca	91
3.1 Design della ricerca	91
3.2 Il contesto: Fondazione Mondino	94
3.3 Data collection	100

3.3.1 <i>Primary data: interviste semi-strutturate</i>	100
3.3.2 <i>Secondary data</i>	101
3.4 Protocollo delle interviste	103
3.5 Analisi dei dati: metodo GIOIA	107
3.6 Qualità e limiti della ricerca	110
4. Presentazione dei risultati	115
4.1 Data structure dell'analisi qualitativa	115
4.2 Aggregate dimensions	116
4.2.1 <i>Capacità organizzativa e gestione del cambiamento</i>	116
4.2.2 <i>Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI</i>	117
4.2.3 <i>Governance dell'AI</i>	118
4.2.4 <i>Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI</i>	119
4.2.5 <i>Limiti e rischi dell'AI</i>	120
4.2.6 <i>Valore e trasformazione generati dall'AI</i>	121
4.3 Confronto tra le prospettive degli informant	122
4.4 Triangolazione dei dati	124
5. Discussione dei risultati	127
5.1 Interpretazione dei risultati	127
5.2 Interazione tra le aggregate dimensions: il grounded model	129
5.3 Confronto con la letteratura	131
5.3.1 <i>AI e trasformazione del decision-making</i>	132
5.3.2 <i>Human-AI collaboration e centralità del decisore</i>	133
5.3.3 <i>Condizioni organizzative per l'integrazione dell'AI</i>	133
5.3.4 <i>Limiti e rischi socio-organizzativi</i>	134
5.3.5 <i>Specificità del contesto sanitario</i>	134
5.4 Contributi teorici dello studio	135
6. Implicazioni e conclusioni	137

6.1 Implicazioni manageriali e organizzative	137
6.2 Limiti interpretativi della ricerca	138
6.3 Direzione per la ricerca futura	139
6.4 Considerazioni finali.....	140
Dichiarazione d’uso di strumenti AI	142
Bibliografia	142
Sitografia.....	154
Appendice A – Traccia comune dello schema guida delle interviste	156
Appendice B – Data structure del coding.....	157
Ringraziamenti	165

1. Introduzione

Che cosa accade quando una tecnologia non si limita più a fornire informazioni, ma inizia a partecipare al modo in cui prendiamo decisioni? È questa la domanda da cui prende avvio il presente lavoro. L'intelligenza artificiale sta rapidamente modificando il rapporto tra persone, informazioni e tecnologie, introducendo strumenti capaci di analizzare grandi quantità di dati, individuare pattern, elaborare previsioni e generare contenuti e raccomandazioni in tempi difficilmente comparabili con quelli dell'elaborazione umana. La crescente diffusione di tali strumenti sta spostando l'attenzione dalla loro capacità tecnica alla loro effettiva integrazione nei processi decisionali. Il tema assume particolare rilevanza perché decidere non significa semplicemente disporre di maggiori informazioni. Una decisione organizzativa implica selezionare alternative, interpretare dati, valutare conseguenze e gestire situazioni caratterizzate da differenti livelli di complessità e incertezza. L'introduzione dell'AI all'interno di questo processo può pertanto modificarne modalità, tempi e strumenti, ma non determina necessariamente una trasformazione automatica del ruolo del decisore. Diventa invece necessario comprendere come tecnologia e persone si combinino concretamente e quale significato assuma l'AI all'interno dell'organizzazione.

Questa riflessione assume particolare importanza nel settore sanitario, nel quale le organizzazioni devono prendere decisioni considerando simultaneamente informazioni eterogenee, vincoli organizzativi, risorse limitate, esigenze differenti e livelli elevati di responsabilità. In tale scenario, la possibilità di utilizzare sistemi di AI per elaborare informazioni e supportare decisioni apre prospettive significative, ma introduce anche interrogativi riguardanti il ruolo delle persone, il grado di affidamento alla tecnologia, la responsabilità delle decisioni e le modalità attraverso cui l'organizzazione stabilisce i confini del suo impiego. Nel contesto sanitario, quindi, comprendere l'AI significa anche comprendere come una tecnologia entra in un sistema decisionale nel quale l'errore, l'interpretazione e la responsabilità assumono un peso particolare.

La crescente attenzione verso l'intelligenza artificiale in sanità ha prodotto un'ampia letteratura sulle sue applicazioni, sui benefici potenziali e sulle criticità associate al suo utilizzo. Tuttavia, tra la possibilità tecnica di utilizzare l'AI e la sua effettiva incorporazione nelle decisioni esiste uno spazio nel quale intervengono persone, processi, strutture

organizzative e modalità di utilizzo, che risulta però non ancora indagato dalla letteratura. È proprio questo spazio a costituire il punto di partenza della presente ricerca, definendo come *research question*: comprendere come si integra l'intelligenza artificiale nel decision-making manageriale sanitario e quali fattori organizzativi influenzano tale integrazione e il rapporto tra tecnologia e decisore umano. La domanda combina due prospettive tra loro strettamente connesse: da un lato, la comprensione delle modalità attraverso cui l'AI entra nel processo decisionale; dall'altro, l'analisi dei fattori organizzativi che contribuiscono a definirne l'utilizzo e la relazione con il decisore. L'obiettivo non è quindi valutare l'AI in termini assoluti, ma comprendere il fenomeno nel contesto organizzativo nel quale prende forma.

Per approfondire questa domanda, è stato adottato un approccio qualitativo con un'analisi *single-case in-depth* sulla Fondazione Mondino IRCCS, realtà sanitaria caratterizzata da un significativo percorso di digitalizzazione e dalla presenza di iniziative legate all'intelligenza artificiale. Le evidenze empiriche raccolte permettono di entrare nel processo decisionale attraverso le interpretazioni, le esperienze e le prospettive degli attori organizzativi coinvolti. Il lavoro è strutturato come segue:

Il Capitolo 2 costruisce il quadro teorico, approfondendo il decision-making organizzativo, l'evoluzione degli strumenti digitali, l'intelligenza artificiale e le sue applicazioni nei processi decisionali sanitari.

Il Capitolo 3 presenta il disegno metodologico della ricerca, descrivendo il caso analizzato, la raccolta dei dati e il percorso di analisi qualitativa adottato.

Il Capitolo 4 presenta le evidenze empiriche emerse dall'analisi delle interviste e dalla triangolazione con i dati secondari, ricostruendo le principali dimensioni attraverso cui il fenomeno si manifesta nel caso studiato.

Il Capitolo 5 interpreta tali evidenze alla luce della letteratura e sviluppa il *grounded model* dello studio, discutendone il significato teorico.

Infine, il Capitolo 6 traduce i risultati in implicazioni per il management, evidenzia i principali limiti interpretativi e propone alcune direzioni per la ricerca futura, fino a giungere alla risposta conclusiva della *research question*.

2. Literature review

Disporre di più informazioni significa necessariamente prendere decisioni migliori? E, se il limite non risiede soltanto nella disponibilità di informazioni, ma anche nella capacità di interpretarle, cosa cambia quando a supportare il decisore umano interviene un'intelligenza artificiale capace di analizzare dati, prevedere scenari e suggerire alternative?

L'introduzione dell'AI nei processi decisionali apre una questione che va oltre le capacità tecniche dello strumento: non riguarda soltanto ciò che è in grado di fare, ma anche il modo in cui essa viene integrata nei processi organizzativi e il modo in cui ridefinisce il rapporto tra tecnologia e decisore umano. Comprendere questa trasformazione richiede di partire dai fondamenti del *decision-making* organizzativo e dai suoi limiti, per seguire l'evoluzione del ruolo dell'informazione, dei sistemi informativi e delle tecnologie *data-driven* fino alle più recenti forme supportate dall'AI. Nel management sanitario, dove la complessità organizzativa, l'incertezza, la pressione temporale e le conseguenze delle decisioni rendono cruciale il rapporto tra qualità dell'informazione, supporto tecnologico e giudizio manageriale, l'AI può offrire supporto per attività quali pianificazione, allocazione delle risorse e previsione. La sua integrazione solleva interrogativi relativi alla *readiness* organizzativa, all'accettazione e alla fiducia degli utenti, alla supervisione umana e alla governance. La *literature review* ricostruisce i principali contributi teorici ed empirici su questi temi, con l'obiettivo di mettere in relazione *decision-making*, tecnologie digitali e AI per individuare il gap relativo alle dinamiche organizzative che ne condizionano l'integrazione nel management sanitario, da cui prende forma la domanda di ricerca.

2.1 Decision-making process

Il *decision-making* organizzativo costituisce uno dei costrutti fondamentali della teoria delle organizzazioni e rappresenta il principale meccanismo attraverso cui le organizzazioni attribuiscono significato alle informazioni provenienti dall'ambiente, definiscono le proprie priorità strategiche e orientano l'azione collettiva verso il perseguimento degli obiettivi (Simon, 1947; Cyert & March, 1963; March & Simon, 1958). Il processo decisionale identifica un fenomeno organizzativo complesso, continuo e multidimensionale, nel quale convergono dimensioni cognitive, informative, relazionali e istituzionali (Simon, 1947;

March & Simon, 1958; Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976). Attraverso tale processo vengono definiti gli obiettivi strategici, allocate le risorse, coordinate le attività operative e definite le linee d'azione che consentono all'organizzazione di adattarsi a contesti caratterizzati da crescente complessità e incertezza (Cyert & March, 1963; Daft & Weick, 1984; Eisenhardt & Zbaracki, 1992). La capacità di assumere decisioni efficaci rappresenta uno dei principali fattori attraverso cui le organizzazioni generano valore, sviluppano vantaggi competitivi e garantiscono la propria sostenibilità nel tempo (Eisenhardt & Zbaracki, 1992; Dean & Sharfman, 1996).

Inizialmente la teoria economica era fondata sull'ipotesi di un decisore perfettamente razionale (Von Neumann & Morgenstern, 1944; Savage, 1954), ma successivamente la psicologia cognitiva e le scienze comportamentali hanno dimostrato come i processi decisionali siano influenzate da limiti cognitivi, disponibilità informativa, esperienza pregressa e condizioni contestuali (Simon, 1947; Tversky & Kahneman, 1979; Tversky & Kahneman, 1974), interpretando il *decision-making* come un fenomeno collettivo influenzato dall'interazione tra attori, strutture, flussi informativi e meccanismi di coordinamento (March & Simon, 1958; Cyert & March, 1963; Weick, 1995).

Questa evoluzione teorica trova un punto di svolta nei lavori di Herbert Simon, che ridefinisce radicalmente il modo di interpretare il comportamento decisionale all'interno delle organizzazioni: con *Administrative Behavior* (1947) supera la concezione economica tradizionale della razionalità assoluta (*substantive rationality*), fino ad allora dominante nella teoria economica neoclassica, dove l'*homo economicus* dispone di informazioni complete, conosce tutte le alternative disponibili, è in grado di prevederne perfettamente le conseguenze e sceglie sempre la soluzione capace di massimizzare la propria utilità (Von Neumann & Morgenstern, 1944; Savage, 1954). Simon suggerisce che tale rappresentazione difficilmente descrive il comportamento reale dei decisori all'interno delle organizzazioni, dove le decisioni vengono assunte in condizioni di incertezza, incompletezza informativa, pressione temporale, limitata capacità di elaborazione cognitiva e vincoli organizzativi che impediscono una valutazione esaustiva di tutte le alternative possibili (Simon, 1947; Simon, 1955; Simon, 1957). Simon introduce il concetto di *bounded rationality*, ovvero che la razionalità risulta circoscritta dalle limitazioni della mente umana e dal contesto organizzativo entro cui le decisioni vengono assunte (Simon, 1955). La razionalità non viene dunque negata, ma

reinterpretata come una razionalità procedurale (*procedural rationality*), ossia come la capacità di determinare una soluzione coerente con le informazioni concretamente accessibili piuttosto che con un'ipotetica conoscenza perfetta della realtà; quindi, rimanendo all'interno dei confini imposti dalla limitata capacità di elaborare informazioni (Simon, 1947; Simon, 1957; Simon, 1979). Il meccanismo decisionale assume una natura dinamica e adattiva, nella quale il decisore costruisce progressivamente la propria rappresentazione del problema, rivede le alternative disponibili e modifica le proprie valutazioni in funzione delle informazioni che emergono durante il processo stesso (Simon, 1947; Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976).

Il concetto di *bounded rationality* trova la propria naturale estensione nel principio del *satisficing*: Simon sostiene che, nella pratica organizzativa, i decisori non perseguono sistematicamente la soluzione ottimale (*optimizing*) della teoria economica neoclassica, poiché i costi cognitivi e informativi necessari per identificarla risultano generalmente superiori ai benefici attesi. Essi interrompono invece la ricerca quando individuano un'alternativa ritenuta sufficientemente soddisfacente e concretamente perseguibile entro i limiti imposti dal contesto decisionale. Il *satisficing* non rappresenta in tal senso una forma di razionalità “sub-ottimale”, ma una strategia decisionale coerente con le reali condizioni operative delle organizzazioni (Simon, 1947; Simon, 1955; Simon, 1979). Il *decision-making* assume una natura prevalentemente processuale, nella quale il percorso che conduce alla scelta emerge altrettanto rilevante quanto la scelta stessa (Simon, 1947; Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976).

La qualità delle decisioni dipende dalla disponibilità di informazioni pertinenti, dalla capacità di selezionarle, interpretarle e trasformarle in conoscenza utile all'azione (Simon, 1960; Citroen, 2011). L'organizzazione viene così concepita come un sistema di elaborazione delle informazioni (*information-processing system*), nel quale strutture organizzative e procedure assumono la funzione di supportare il decisore nel superamento dei limiti imposti dalla razionalità limitata (Simon, 1960; Simon, 1979). La disponibilità, la qualità e l'elaborazione delle informazioni diventano pertanto elementi centrali dell'attività decisionale, aprendo così la strada allo sviluppo di approcci manageriali sempre più orientati al supporto delle decisioni (Simon, 1960; Ackoff, 1967; Wang & Strong, 1996; Citroen, 2011).

L'abbandono del paradigma della razionalità assoluta comporta una profonda ridefinizione del concetto stesso di decisione: la scelta non può più essere interpretata come il risultato di un calcolo perfettamente razionale e il *decision-making* cessa di coincidere con un atto puntuale. Esso viene interpretato come un processo articolato in fasi interdipendenti comprendente l'identificazione del problema, la raccolta e l'interpretazione delle informazioni, la formulazione e valutazione delle alternative, la selezione della soluzione ritenuta più appropriata e la successiva implementazione della decisione ritenuta soddisfacente rispetto ai vincoli del contesto (Simon, 1947; Simon, 1979; Harrison, 1996). La qualità di tale processo influisce direttamente sulla performance organizzativa: decisioni fondate su informazioni affidabili e interpretazioni coerenti favoriscono adattamento, efficacia ed efficienza, e potrebbero ridurre l'incertezza associata ai processi organizzativi (Harrison, 1996; Eisenhardt & Zbaracki, 1992; Citroen, 2011).

Mintzberg, Raisinghani e Théorêt (1976), attraverso l'osservazione diretta di numerosi processi decisionali complessi all'interno delle organizzazioni, mostrano come il comportamento manageriale si discosti significativamente dalle rappresentazioni lineari proposte dai modelli normativi. Le decisioni strategiche si sviluppano raramente secondo una sequenza rigida e predeterminata; piuttosto, il processo decisionale assume una natura iterativa, nella quale la definizione del problema, la ricerca delle informazioni, l'elaborazione delle alternative e la valutazione delle possibili soluzioni si influenzano reciprocamente attraverso continui ritorni alle fasi precedenti (Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976). L'emergere di nuove informazioni, l'interazione tra gli attori coinvolti, la negoziazione degli obiettivi e l'evoluzione del contesto organizzativo determinano infatti un costante riadattamento del percorso decisionale, rendendolo un processo dinamico, adattivo e fortemente contestualizzato (Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976; Harrison, 1996). Mintzberg, Raisinghani e Théorêt identificano tre macrofasi ricorrenti del percorso decisionale: identificazione, durante la quale il problema viene riconosciuto e interpretato; sviluppo, dedicata alla ricerca o alla progettazione delle possibili soluzioni; e selezione, nella quale le alternative vengono valutate fino all'individuazione della linea d'azione ritenuta più appropriata. Pur distinguendo tali fasi sul piano analitico, gli autori suggeriscono che esse non devono essere interpretate come passaggi rigidamente sequenziali, bensì come momenti interdipendenti caratterizzati da continui feedback e revisioni (Mintzberg, Raisinghani &

Théorêt, 1976). Questo contributo mette in luce la complessità intrinseca dei processi decisionali organizzativi e rafforza l'idea che la qualità delle decisioni dipenda dalla capacità dell'organizzazione di adattare continuamente il processo alle informazioni emergenti e all'evoluzione del contesto, sottolineando come i limiti della razionalità individuale si riflettano concretamente nelle modalità attraverso cui le decisioni vengono costruite all'interno delle organizzazioni (Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976; Simon, 1947).

La crescente consapevolezza della natura eterogenea e contestuale dei processi decisionali ha via via portato la letteratura a distinguere differenti tipologie di decisioni organizzative, evidenziando come il livello di strutturazione, ripetitività e complessità influenzi profondamente le modalità attraverso cui esse vengono formulate e supportate. Da tale esigenza interpretativa derivano le principali classificazioni del *decision-making* sviluppate dalla teoria organizzativa (Simon, 1960; Harrison, 1996). Le decisioni, perciò, non presentano tutte le medesime caratteristiche in termini di complessità, frequenza, disponibilità delle informazioni e grado di standardizzazione (Simon, 1960). Al contrario, esse differiscono profondamente per natura, finalità e impatto sull'organizzazione (Harrison, 1996). La classificazione delle decisioni rappresenta pertanto uno strumento interpretativo fondamentale per comprendere come differenti tipologie di problemi richiedano differenti modalità decisionali, competenze manageriali ed esigenze informative. È proprio a partire da questa eterogeneità che la letteratura organizzativa ha via via sviluppato le principali tassonomie del *decision-making* (Simon, 1960; Harrison, 1996).

Simon (1960) distingue le decisioni in programmate e non programmate. Le prime riguardano problemi ricorrenti, caratterizzati da elevata ripetitività e da procedure consolidate e standardizzate. In tali circostanze il decisore opera all'interno di schemi procedurali già definiti, riducendo l'incertezza attraverso routine organizzative e criteri di scelta formalizzati. Le decisioni non programmate, al contrario, emergono in presenza di situazioni nuove, complesse o scarsamente strutturate, per le quali non esistono procedure predefinite né informazioni complete. Esse richiedono un'intensa attività di interpretazione, valutazione e giudizio manageriale, rendendo il meccanismo decisionale fortemente dipendente dall'esperienza del decisore e dalla capacità dell'organizzazione di acquisire e integrare informazioni provenienti dall'ambiente (Simon, 1960).

Accanto al grado di strutturazione del problema decisionale, la letteratura riconosce come anche il livello organizzativo del decisore influenzi profondamente caratteristiche, finalità e orizzonte temporale delle decisioni. Anthony propone una classificazione fondata sui differenti livelli manageriali dell'organizzazione, distinguendo tra *strategic planning*, *management control* e *operational control*. Le decisioni strategiche riguardano la definizione degli obiettivi di lungo periodo e sono caratterizzate da elevata incertezza, limitata programmabilità e forte impatto sulle performance future. Le decisioni di management control si collocano a un livello intermedio e sono finalizzate ad assicurare che le risorse disponibili vengano utilizzate in modo efficace ed efficiente per il raggiungimento degli obiettivi strategici. Le decisioni operative, infine, riguardano la gestione delle attività quotidiane e si distinguono per elevata frequenza, orizzonte temporale limitato e maggiore possibilità di standardizzazione. Tale classificazione approfondisce il lavoro di Simon mostrando come la natura delle decisioni dipenda non soltanto dalle caratteristiche del problema affrontato, ma anche dal ruolo organizzativo del decisore e dalle responsabilità connesse ai diversi livelli gerarchici (Anthony, 1965).

Le due prospettive vengono integrate da Gorry e Scott Morton (1971), combinando il grado di strutturazione delle decisioni elaborato da Simon con i livelli decisionali definiti da Anthony. Gli autori spiegano come le esigenze informative varino significativamente in funzione della tipologia di decisione considerata: le decisioni operative e programmate richiedono prevalentemente dati strutturati, standardizzati e facilmente accessibili, mentre le decisioni strategiche e non programmate necessitano di informazioni eterogenee, spesso qualitative, poco strutturate e provenienti sia dall'ambiente interno sia da quello esterno all'organizzazione. Le restanti combinazioni si collocano lungo un continuum intermedio, dove il fabbisogno informativo aumenta di pari passo con il crescere della complessità e della minore strutturazione del problema decisionale. Attraverso questa integrazione concettuale, il processo decisionale viene interpretato come un'attività fortemente dipendente dalla disponibilità, dalla qualità e dalla capacità di elaborazione delle informazioni (Gorry & Scott Morton, 1971; Simon, 1960).

L'attenzione della letteratura si concentra progressivamente sulle decisioni strategiche, considerate maggiormente caratterizzate da complessità, ambiguità e incertezza. In questa direzione si colloca il contributo di Eisenhardt e Zbaracki (1992), che sottolineano come le

decisioni strategiche difficilmente possano essere spiegate attraverso modelli esclusivamente razionali, poiché risultano influenzate simultaneamente da fattori cognitivi, dinamiche politiche, relazioni di potere, vincoli organizzativi e condizioni ambientali. Il *decision-making* strategico emerge così come un fenomeno multidimensionale e adattivo, nel quale razionalità, esperienza, intuizione, dinamiche politiche, conflitto, negoziazione e apprendimento si influenzano reciprocamente (Eisenhardt & Zbaracki, 1992). Successivamente Harrison (1996) aggiunge una dimensione temporale, sostenendo che la qualità delle decisioni strategiche non dipenda esclusivamente dall'esito finale della scelta, ma dall'efficacia dell'intero percorso attraverso cui il problema viene definito (Harrison, 1996).

Dalle principali classificazioni proposte dalla letteratura emerge che il *decision-making* organizzativo non costituisce un fenomeno omogeneo, ma comprende decisioni profondamente differenti per natura, livello di strutturazione, complessità e orizzonte temporale. Questa eterogeneità implica che le modalità attraverso cui una decisione viene costruita non possano essere considerate universali, ma varino in funzione delle caratteristiche del problema e del contesto organizzativo. Da questa consapevolezza nasce l'esigenza di approfondire la struttura del processo decisionale, le principali fasi e i modelli interpretativi attraverso cui la letteratura ha cercato di descriverne il funzionamento (Simon, 1960; Anthony, 1965; Gorry & Scott Morton, 1971; Eisenhardt & Zbaracki, 1992; Harrison, 1996).

2.1.1 Struttura e modelli del processo decisionale

La progressiva affermazione di una concezione processuale della decisione ha condotto la ricerca manageriale a interrogarsi non soltanto sulle caratteristiche delle decisioni organizzative, ma anche sulle modalità attraverso cui esse vengono concretamente costruite (Simon, 1960). A partire dagli anni Sessanta, numerosi studiosi hanno quindi proposto modelli finalizzati a rappresentare la struttura del *decision-making*, individuandone le principali fasi e cercando di descrivere le attività cognitive, informative e organizzative che accompagnano l'intero percorso decisionale (Simon, 1960; Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976). La scomposizione del processo in fasi non risponde tuttavia a una mera esigenza descrittiva: essa rappresenta uno strumento teorico attraverso cui analizzare un fenomeno intrinsecamente complesso, rendendone osservabili le diverse componenti, chiarendone le relazioni reciproche

e consentendo di comprenderne le logiche di funzionamento (Simon, 1960; Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976; Harrison, 1996).

I primi modelli processuali si sviluppano proprio a partire dagli studi di Herbert Simon (1960), il quale propone una rappresentazione della decisione articolata in tre momenti fondamentali: *Intelligence*, *Design* e *Choice*. La fase di *Intelligence* riguarda l'esplorazione dell'ambiente interno ed esterno finalizzata all'identificazione di situazioni problematiche o opportunità decisionali; la fase di *Design* consiste nella ricerca, costruzione e valutazione delle possibili alternative; infine, la fase di *Choice* conduce alla selezione dell'alternativa ritenuta maggiormente soddisfacente rispetto agli obiettivi e ai vincoli dell'organizzazione. Nelle elaborazioni successive ispirate al modello di Simon viene frequentemente considerata anche una fase di *Implementation*, coerente con l'idea che il processo decisionale non si esaurisca con la scelta ma prosegua nell'attuazione e nel controllo della decisione. L'importanza del modello di Simon non risiede esclusivamente nella descrizione delle singole fasi, quanto piuttosto nell'aver introdotto una rappresentazione sistematica del *decision-making* come processo di progressiva riduzione dell'incertezza decisionale. Ciascuna fase contribuisce ad accrescere la conoscenza del problema, a ridurre l'ambiguità informativa e a restringere l'insieme delle alternative disponibili (Simon, 1960; Simon, 1979).

Harrison amplia il modello di Simon descrivendo il *decision-making* non come una sequenza lineare di fasi, ma come un ciclo continuo di attività interdipendenti che, dalla definizione del problema fino al monitoraggio dei risultati, integra analisi delle informazioni, valutazione delle alternative, implementazione e feedback. Già Simon lasciava intendere che la decisione non si esaurisce nella scelta dell'alternativa (fase di *implementation*), ma sarà Harrison a rendere esplicita la natura ricorsiva dell'intero processo, attribuendo al *feedback* la funzione di generare nuove informazioni, alimentare l'apprendimento organizzativo e orientare le decisioni future. Il valore del processo non risiede tanto nella sequenza delle sue tappe, quanto nella capacità di evolvere attraverso l'esperienza, trasformando progressivamente gli esiti delle decisioni in conoscenza utile per l'organizzazione (Harrison, 1996; Simon, 1960).

Simon e Harrison condividono una medesima concezione del *decision-making* come processo organizzativo articolato in attività logicamente distinguibili e strettamente

interdipendenti. Proprio questa impostazione teorica diventa il punto di partenza degli studi empirici di Mintzberg, Raisinghani e Théorêt, i quali spostano l'attenzione dalla formalizzazione del processo alla sua concreta manifestazione nelle organizzazioni, osservando direttamente il comportamento dei manager e mettendo in luce una dinamica decisionale significativamente più complessa, iterativa e adattiva rispetto a quella descritta dai modelli sequenziali (Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976). L'indagine rappresenta uno dei primi tentativi di verificare empiricamente se i modelli processuali elaborati dalla letteratura fossero effettivamente in grado di descrivere il comportamento decisionale osservabile nelle organizzazioni. Diversamente dagli studi precedenti, fondati prevalentemente su elaborazioni teoriche e prescrittive, gli autori adottano un approccio empirico basato sull'osservazione diretta di venticinque processi decisionali complessi appartenenti a differenti contesti organizzativi. L'obiettivo della ricerca è quello di comprendere come i manager affrontino concretamente problemi caratterizzati da elevata complessità, forte incertezza e limitata programmabilità, ma senza proporre un nuovo modello normativo (Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976).

L'analisi empirica suggerisce che le decisioni strategiche, pur riguardando decisioni uniche e non programmabili, non procede secondo una sequenza lineare e prestabilita. Al contrario, esso si configura come un processo flessibile, all'interno del quale emergono attività ricorrenti riconducibili a una struttura identificabile. Al contrario, esse seguono una struttura riconoscibile di attività ricorrenti, articolata in tre macrofasi fondamentali: *identification*, *development* e *selection*, articolate al loro interno in specifiche decision routines che descrivono le differenti operazioni svolte dai decisori durante l'evoluzione della scelta. La fase di *identification* comprende il riconoscimento del problema (*recognition*) e la sua progressiva analisi e diagnosi (*diagnosis*); la fase di *development* riguarda la ricerca di soluzioni già disponibili (*search*) oppure la progettazione di nuove alternative (*design*); infine, la fase di *selection* include attività di valutazione, confronto, giudizio e autorizzazione (*screen*, *evaluation-choice* e *authorization*), attraverso cui viene determinata la soluzione ritenuta più adeguata. Sebbene tali *decision routines* siano concettualmente riconducibili a specifiche fasi del processo, l'analisi empirica mostra come il loro svolgimento non segua una sequenza rigidamente lineare: le diverse attività possono interrompersi, ripetersi o richiedere

un ritorno a fasi precedenti, riflettendo l'evoluzione del problema e l'acquisizione progressiva di nuove informazioni (Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976).

Il processo decisionale non viene più rappresentato come una successione ordinata di fasi, ma come un percorso dinamico, caratterizzato da continui ritorni alle attività precedenti, revisioni delle informazioni, ridefinizione degli obiettivi e progressivo adattamento delle alternative. Le decisioni strategiche osservate dagli autori rilevano infatti frequenti interruzioni, cicli di approfondimento e momenti di stallo, rilevando che lo sviluppo della decisione dipende dall'interazione continua tra disponibilità delle informazioni, vincoli organizzativi, relazioni tra i soggetti coinvolti ed evoluzione del contesto (Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976).

L'efficacia del processo decisionale non dipende esclusivamente dalla corretta esecuzione delle sue fasi, ma anche dalla capacità dei decisori di interpretare informazioni spesso incomplete, gestire condizioni di incertezza, coordinare molteplici attori organizzativi e adattare continuamente il processo all'evoluzione del contesto. La struttura del *decision-making* rappresenta quindi soltanto una delle dimensioni attraverso cui comprendere il comportamento decisionale; altrettanto rilevante è l'analisi dei limiti cognitivi, delle euristiche, dei *bias* e delle condizioni di complessità che influenzano il modo in cui le decisioni vengono effettivamente costruite all'interno delle organizzazioni (Simon, 1947; Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976; Tversky & Kahneman, 1974; Eisenhardt & Zbaracki, 1992).

Le evidenze empiriche emerse dagli studi di Mintzberg, Raisinghani e Théorêt conducono allo studio dei fattori che influenzano l'intero processo (Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976). Questa evoluzione trova una sintesi significativa nella rassegna critica proposta da Eisenhardt e Zbaracki, che analizzano i contributi sviluppati fino ai primi anni Novanta, sostenendo che nessuna formulazione teorica, presa isolatamente, sia in grado di spiegare esaurientemente il comportamento decisionale delle organizzazioni. Accanto ai modelli razionali, che interpretano la decisione come il risultato di un processo analitico di elaborazione delle informazioni, assumono crescente rilevanza approcci che attribuiscono un ruolo determinante alle dinamiche politiche, ai processi di negoziazione tra gli attori organizzativi, alle caratteristiche del contesto e ai limiti cognitivi dei decisori. Il *decision-*

making emerge così come un fenomeno multidimensionale, la cui comprensione richiede l'integrazione di differenti prospettive interpretative piuttosto che l'adozione di un unico modello esplicativo (Eisenhardt & Zbaracki, 1992).

In un'ottica di reinterpretazione, Dane e Pratt (2007) evidenziano come le decisioni manageriali, soprattutto nei contesti caratterizzati da elevata complessità e pressione temporale, non derivino esclusivamente da processi deliberativi fondati sull'analisi sistematica delle informazioni. Gli autori elaborano una distinzione tra processi decisionali intuitivi e processi decisionali analitici; e descrivono l'intuizione come una forma di giudizio fondata sul riconoscimento immediato di schemi maturati attraverso l'esperienza: l'accumulo di casi analoghi consente ai decisori di riconoscere configurazioni ricorrenti, attribuire rapidamente significato a situazioni nuove e di formulare giudizi che integrano, piuttosto che sostituire il ragionamento analitico. L'intuizione non viene quindi interpretata come l'opposto della razionalità, ma come una diversa modalità di elaborazione della conoscenza, rilevante quando tempo e informazioni disponibili risultano limitati (Dane & Pratt, 2007).

La qualità delle decisioni non dipende più soltanto dalla corretta articolazione delle fasi del processo, ma dalla capacità dei decisori di interpretare informazioni spesso incomplete, gestire condizioni di incertezza, coordinare molteplici attori organizzativi e adattare continuamente il proprio comportamento all'evoluzione del contesto. La razionalità continua a rappresentare un riferimento fondamentale, ma non rappresenta più l'unica chiave interpretativa del comportamento decisionale, infatti, diviene necessario comprendere in che modo i limiti cognitivi dell'individuo, le modalità attraverso cui le informazioni vengono elaborate e le scorciatoie mentali utilizzate durante il giudizio influenzino concretamente le decisioni organizzative (Simon, 1947; Eisenhardt & Zbaracki, 1992; Dane & Pratt, 2007).

2.1.2 Complessità decisionale: limiti cognitivi, euristiche e decisioni in condizioni di incertezza

La complessità del *decision-making* non dipende soltanto dalla natura dei problemi affrontati, ma anche dall'impossibilità, per gli individui, di elaborare in modo perfettamente razionale tutte le evidenze potenzialmente rilevanti (Simon, 1947; Eisenhardt & Zbaracki, 1992). Nei modelli economici tradizionali l'incertezza era considerata prevalentemente una proprietà

dell'ambiente esterno, grazie a Simon essa assume anche una dimensione cognitiva, interna al soggetto che decide: il problema non riguarda più soltanto la disponibilità delle informazioni, ma la capacità di attribuire loro significato, valutarne la rilevanza e integrarle in un giudizio coerente. Ne consegue che l'efficacia delle scelte organizzative richiede di comprendere come le informazioni vengano elaborate quando il contesto appare incerto. La *bounded rationality* assume, in questo senso, anche una rilevanza organizzativa: procedure, strutture di coordinamento, distribuzione delle responsabilità e meccanismi di specializzazione possono essere letti come strumenti attraverso cui le organizzazioni cercano di contenere una complessità che eccede le capacità cognitive del singolo (Simon, 1947; Simon, 1960; Simon, 1979). Occorre ancora comprendere quali meccanismi permettano di formulare concretamente i giudizi quando tempo, informazioni e capacità di elaborazione risultano insufficienti, approfondendo i limiti della razionalità e i meccanismi cognitivi ad essa sottesi e ridefinendo in modo sostanziale la comprensione del comportamento decisionale (Tversky & Kahneman, 1974).

L'interrogativo lasciato aperto da Simon trova una prima risposta sistematica negli studi di Tversky e Kahneman (1974), i quali osservano che gli individui si trovano frequentemente ad assumere decisioni in presenza di informazioni incomplete, tempo limitato e capacità cognitive finite: in tali condizioni l'elaborazione analitica di tutte le informazioni disponibili risulterebbe estremamente costosa, e in taluni casi impossibile. Il sistema cognitivo ricorre pertanto a strategie di semplificazione, denominate *heuristics*, che permettono di formulare giudizi rapidi riducendo il carico cognitivo richiesto. Le euristiche non rappresentano dunque meccanismi irrazionali o patologici, bensì procedure cognitive adattive capaci di far fronte alla complessità dell'ambiente senza richiedere l'analisi sistematica di ogni possibile alternativa. Sotto questo profilo il ricorso alle *heuristics* rappresenta una naturale conseguenza della *bounded rationality* descritta da Simon: dato che la razionalità è per definizione limitata, le scorciatoie cognitive si configurano come una risposta funzionale alla necessità di decidere in tempi compatibili con le esigenze dell'azione organizzativa. In numerosi contesti organizzativi tali meccanismi permettono ai decisori di semplificare problemi complessi e quindi agire con tempestività, evitando che l'eccesso di informazioni o la continua ricerca di ulteriori evidenze paralizzino il processo decisionale (Simon, 1947; Tversky & Kahneman, 1974).

Tuttavia, proprio perché basate su processi di semplificazione, le euristiche non garantiscono necessariamente giudizi accurati. Riducendo la complessità della realtà, esse tendono a privilegiare alcune informazioni rispetto ad altre, introducendo distorsioni sistematiche nel ragionamento. È proprio questo l'aspetto innovativo individuato da Tversky e Kahneman: gli errori decisionali non derivano prevalentemente da casualità o irrazionalità individuale, ma dall'applicazione sistematica di strategie cognitive che, pur risultando generalmente efficaci, possono produrre deviazioni prevedibili. Gli autori mostrano che il ricorso alle euristiche può generare cognitive biases, ossia errori sistematici di giudizio che emergono quando il decisore interpreta la realtà attraverso scorciatoie cognitive anziché mediante un'elaborazione analitica completa. Fino a quel momento gli errori erano interpretati prevalentemente come conseguenze dell'insufficienza delle informazioni o della limitata capacità razionale del decisore, solo successivamente come una caratteristica ricorrente del funzionamento cognitivo umano, infatti anche decisori esperti, dotati di elevate competenze e operanti in organizzazioni altamente strutturate, possono incorrere in distorsioni del giudizio (Tversky & Kahneman, 1974). Naturale proseguimento è un'analisi approfondita delle *heuristics* e dei *cognitive biases* che influenzano, spesso inconsapevolmente, tutte le principali attività del processo decisionale organizzativo e consentono di spiegare perché anche organizzazioni dotate di procedure formalizzate, dati affidabili e competenze elevate possano comunque generare decisioni subottimali (Tversky & Kahneman, 1974; Eisenhardt & Zbaracki, 1992).

Tra le numerose *heuristics* individuate alcune assumono una particolare rilevanza negli studi sull'*organizational decision-making*, poiché influenzano sistematicamente i diversi momenti del processo: il modo in cui i decisori ricercano le informazioni, formulano giudizi e valutano le alternative disponibili. Una prima categoria comprende i *bias* che influenzano la ricerca e la selezione delle informazioni, tra questi i più rilevanti sono *l'availability heuristic* e il *confirmation bias*. La prima si manifesta quando gli individui devono formulare una stima o valutare la probabilità di un evento, tendono infatti a basare il proprio giudizio sulla facilità con cui esempi simili vengono richiamati alla memoria, piuttosto che sulla loro effettiva frequenza statistica. Eventi recenti, particolarmente vividi o emotivamente significativi risultano, di conseguenza, cognitivamente più accessibili e finiscono per essere percepiti come maggiormente probabili, anche quando le evidenze oggettive suggerirebbero

valutazioni differenti. In ambito organizzativo tale meccanismo può condurre i decisori a sovrastimare problemi recentemente sperimentati, attribuire un peso eccessivo a casi eccezionali oppure privilegiare informazioni immediatamente disponibili a scapito di dati più rappresentativi ma meno facilmente recuperabili (Tversky & Kahneman, 1974; Nickerson, 1998).

Il *confirmation bias*, invece viene descritto come la tendenza a ricercare, selezionare e interpretare le informazioni in modo coerente con convinzioni già esistenti, trascurando o svalutando le evidenze che potrebbero metterle in discussione. Nei contesti organizzativi potrebbe limitare la capacità dei decisori di rivalutare criticamente le proprie ipotesi iniziali, favorendo interpretazioni parziali della realtà e riducendo la qualità complessiva del processo decisionale. Sebbene il meccanismo fosse già implicito nel lavoro originario di Tversky e Kahneman, è soprattutto la rassegna di Nickerson ad approfondirne sistematicamente le manifestazioni, mostrando come il *confirmation bias* si presenti in modo trasversale nei processi di ricerca, verifica delle ipotesi e raccolta delle evidenze, risultando uno dei *bias* cognitivi più pervasivi e più resistenti alla correzione, anche in presenza di formazione specifica sul tema (Tversky & Kahneman, 1974; Nickerson, 1998). Una seconda categoria comprende le distorsioni cognitive che intervengono durante la fase di interpretazione delle informazioni e di valutazione delle alternative, dove il decisore non si limita a raccogliere dati, ma attribuisce loro significato, formula inferenze e costruisce giudizi che guideranno la scelta finale. All'interno di questa classe troviamo la *representativeness heuristic*, l'*anchoring/adjustment heuristic* e il *framing effect* (Tversky & Kahneman, 1974; Tversky & Kahneman, 1981).

La *representativeness heuristic* induce a valutare la probabilità di un evento sulla base del suo grado di somiglianza con uno schema mentale (*prototype*) precedentemente acquisito, piuttosto che considerando le reali probabilità statistiche. Il giudizio viene così formulato attraverso il riconoscimento di pattern percepiti come familiari, privilegiando la coerenza apparente può così condurre a trascurare informazioni rilevanti, sottovalutare i dati di base (*base-rate neglect*) e attribuire relazioni causali a semplici coincidenze. Nei contesti organizzativi ciò può tradursi nella tendenza a classificare problemi nuovi sulla base di esperienze passate solo superficialmente simili, a formulare previsioni eccessivamente ottimistiche o pessimistiche e a trasferire automaticamente soluzioni già adottate in contesti

differenti, senza un'adeguata valutazione delle specificità della situazione decisionale. La seconda è *l'anchoring and adjustment heuristic*, ovvero quando gli individui formulano una stima numerica o una valutazione complessa tendono ad ancorare il proprio giudizio a un valore iniziale (anchor), modificandolo successivamente attraverso aggiustamenti che risultano frequentemente insufficienti. L'informazione iniziale esercita un'influenza sproporzionata sull'intero processo decisionale, anche quando risulta essere arbitraria o scarsamente pertinente. In ambito manageriale tale fenomeno può influenzare la definizione di budget, la valutazione delle performance, le previsioni di vendita, la stima dei rischi e numerose decisioni strategiche, determinando una persistente dipendenza dalle prime informazioni disponibili anche quando nuove evidenze suggerirebbero valutazioni differenti (Tversky & Kahneman, 1974).

Il *framing effect* si verifica quando decisioni logicamente equivalenti possono generare scelte differenti in funzione del modo in cui il problema viene presentato, infatti modalità differenti di presentazione dei dati, indicatori di performance o scenari strategici possono orientare le valutazioni dei decisori anche in presenza di informazioni sostanzialmente identiche. Tversky e Kahneman dimostrano che soggetti differenti tendono a modificare le proprie preferenze quando uno stesso scenario viene descritto enfatizzando i possibili guadagni oppure le potenziali perdite, pur mantenendo invariati gli esiti oggettivi della decisione (Tversky & Kahneman, 1981). Le distorsioni cognitive non influenzano tuttavia soltanto la costruzione del giudizio, ma possono continuare ad agire anche dopo che una decisione è stata assunta, condizionando il modo in cui i decisori valutano i risultati ottenuti e determinano eventuali revisioni della scelta iniziale. Questa categoria di bias comprende, tra i principali, *l'overconfidence bias* e *l'escalation of commitment* (Staw, 1976; Kahneman, 2011).

Il primo viene descritto come la tendenza dei decisori a sovrastimare l'accuratezza delle proprie conoscenze, delle proprie capacità previsionali e della correttezza dei propri giudizi che potrebbe indurre dirigenti e manager a sottovalutare i rischi, ridurre la ricerca di informazioni aggiuntive e attribuire un'eccessiva affidabilità alle proprie valutazioni. Paradossalmente, proprio l'esperienza e la competenza possono rafforzare questo fenomeno, alimentando un'eccessiva fiducia nella capacità di controllare situazioni caratterizzate da elevata incertezza (Kahneman, 2011). *L'overconfidence* è uno dei principali fattori alla base

dell'escalation of commitment, cioè un meccanismo che descrive la tendenza a perseverare in una decisione precedentemente assunta nonostante l'emergere di evidenze che ne dimostrino la scarsa efficacia. Piuttosto che rivalutare criticamente la scelta iniziale, si tende invece ad investire ulteriori risorse nel tentativo di giustificare le decisioni precedenti, ridurre la dissonanza cognitiva e mantenere la propria coerenza personale e professionale. Nei contesti organizzativi *l'escalation of commitment* può tradursi nel prolungamento di progetti non più sostenibili, nel mantenimento di investimenti inefficienti o nella resistenza ad abbandonare strategie ormai dimostratesi inefficaci, con conseguenze rilevanti in termini di performance (Staw, 1976).

La scelta avviene a seguito di una valutazione razionale di ciascuna alternativa, basata sull'utilità attesa derivante dai possibili esiti, ponderando l'utilità associata ai possibili esiti in funzione delle rispettive probabilità di accadimento: il decisore viene descritto come un soggetto pienamente coerente, stabile nelle proprie preferenze e capace di formulare preferenze stabili e coerenti e di massimizzare l'utilità attesa. Tversky e Kahneman mettono in discussione questo modello e mostrano che gli individui non valutano gli esiti in termini assoluti, né attribuiscono alle probabilità il peso previsto dalla teoria economica classica; al contrario, interpretano le alternative attraverso i processi cognitivi condizionati dal contesto (Kahneman & Tversky, 1979).

Nasce così una nuova interpretazione del comportamento umano: la *Prospect Theory* (Tversky & Kahneman, 1979) un modello descrittivo capace di spiegare come si prendano effettivamente le decisioni, piuttosto che come dovrebbero essere prese secondo i principi della razionalità normativa. Emerge che la valutazione degli esiti avviene sempre in relazione a un punto di riferimento psicologico, rappresentato dalla situazione percepita come stato attuale o come aspettativa iniziale. Guadagni e perdite non assumono quindi un significato assoluto, ma vengono interpretati in termini relativi rispetto al *reference point*, per cui il medesimo risultato economico può essere percepito come soddisfacente o insoddisfacente (Kahneman & Tversky, 1979). Il principio della *loss aversion* spiega come le perdite esercitano un impatto psicologico significativamente superiore rispetto a guadagni di pari entità. In termini cognitivi, il dispiacere associato alla perdita di una determinata risorsa risulta generalmente più intenso della soddisfazione derivante dal suo corrispondente guadagno, questo si traduce nel fatto che si tende ad assumere atteggiamenti più prudenti quando si

consolida un guadagno, mentre si è più propensi al rischio quando si cerca di evitare o recuperare una perdita percepita (Kahneman & Tversky, 1979).

Il *framing effect*, già introdotto nel paragrafo precedente, trova il proprio fondamento teorico nella *Prospect Theory*, Tversky e Kahneman dimostrano che preferenze differenti possono emergere anche in presenza di alternative perfettamente equivalenti dal punto di vista oggettivo, semplicemente modificando il modo in cui il problema viene presentato. La rappresentazione dell'informazione si configura come parte integrante del processo decisionale: non è soltanto il contenuto dei dati a influenzare la scelta, ma anche la cornice interpretativa (frame) entro cui tali dati vengono comunicati (Kahneman & Tversky, 1979; Tversky & Kahneman, 1981).

La Prospect Theory mostra come il comportamento organizzativo non può essere interpretato esclusivamente attraverso modelli di razionalità economica, ma richiede un'integrazione tra prospettive economiche, psicologiche e organizzative, capace di spiegare come individui e organizzazioni prendano concretamente le proprie decisioni in condizioni di rischio e incertezza (Kahneman & Tversky, 1979; Eisenhardt & Zbaracki, 1992).

Le implicazioni della Prospect Theory per il comportamento organizzativo aiutano a comprendere meglio la natura del *decision-making* che non dipende esclusivamente dalla presenza di rischio o dall'incertezza dell'ambiente esterno, ma anche dalla crescente quantità di informazioni disponibili, dalla molteplicità degli attori coinvolti e dall'interdipendenza tra le decisioni. La complessità assume così una natura multidimensionale, nella quale fattori cognitivi, organizzativi e informativi interagiscono influenzando simultaneamente la qualità del processo decisionale (Kahneman & Tversky, 1979; Eisenhardt & Zbaracki, 1992).

Tra questi fattori, quello informativo merita un approfondimento specifico: la disponibilità di una quantità crescente di dati non determina necessariamente un miglioramento delle decisioni. Già Ackoff (1967) osservava come i manager non soffrissero tanto di una carenza di informazioni, quanto di un loro eccesso irrilevante rispetto alle effettive esigenze decisionali; un'intuizione che anticipa di alcuni decenni quello che la letteratura definirà *information overload* (Eppler e Mengis, 2004). Questo fenomeno si manifesta quando il volume di informazioni eccede la capacità dell'individuo di acquisirle, elaborarle e utilizzarle efficacemente ai fini decisionali, e dipende non solo dalla quantità di

dati disponibili, ma anche dalla loro qualità, eterogeneità, complessità, ridondanza e modalità di presentazione. Ne consegue che l'accumulo di informazioni non produce automaticamente decisioni migliori, ma al contrario, può aumentare l'incertezza percepita, rallentare il processo decisionale, ridurre la capacità di individuare le informazioni realmente significative e favorire il ricorso a strategie semplificate di giudizio (Ackoff, 1967; Eppler & Mengis, 2004; Wang & Strong, 1996).

2.1.3 Il ruolo dell'informazione nel processo decisionale

Attribuire all'informazione un ruolo così centrale nel migliorare il processo decisionale significa riconoscerne il valore non semplicemente quantitativo, ma strategico: ciò che rende un'informazione realmente utile non è la sua mera disponibilità, bensì il modo in cui viene generata, selezionata e interpretata all'interno del contesto organizzativo. È proprio in virtù di questo processo che l'informazione contribuisce a ridurre l'incertezza decisionale, a coordinare attori e competenze differenti e a sostenere la costruzione di decisioni più consapevoli ed efficaci (Simon, 1960; Citroen, 2011). Comprendere questo passaggio richiede di analizzare più nel dettaglio le caratteristiche che rendono l'informazione realmente utile ai fini decisionali, nonché i processi organizzativi, spesso distribuiti tra più sistemi informativi, attraverso cui essa viene raccolta, elaborata e trasformata in conoscenza (Wang & Strong, 1996; Power, 2002). Un primo fondamento teorico di questo passaggio si trova già in Ackoff, il quale distingue tra dati, informazioni, conoscenza e saggezza come livelli progressivi di elaborazione cognitiva, ponendo le basi per comprendere perché il semplice possesso di dati non equivalga alla capacità di decidere efficacemente (Ackoff, 1989). Harrison, descrivendo il *decision-making* come un ciclo continuo di attività interdipendenti, evidenzia come ciascuna fase del processo richieda informazioni differenti per contenuto, livello di dettaglio e finalità. A questa lettura per fasi, gli studi empirici di Mintzberg, Raisinghani e Théorêt aggiungono una dimensione più dinamica: gran parte dell'attività manageriale consiste nella continua ricerca, interpretazione e rielaborazione di informazioni che emergono progressivamente nel corso del processo decisionale, a conferma che la costruzione della decisione coincide, in larga misura, con la costruzione della conoscenza necessaria per il supporto (Harrison, 1996; Mintzberg, Raisinghani & Théorêt, 1976).

Power riprende e sviluppa la distinzione già proposta da Ackoff, osservando come l'efficacia del *decision-making* dipenda dalla capacità dell'organizzazione di trasformare dati eterogenei in informazioni significative e, successivamente, in conoscenza utile ai fini decisionali. L'autore sottolinea come dati, informazioni e conoscenza non costituiscano concetti equivalenti, ma rappresentino livelli differenti di elaborazione: i dati descrivono fatti elementari ancora privi di interpretazione; le informazioni derivano dall'organizzazione e contestualizzazione dei dati; la conoscenza nasce infine dall'integrazione delle informazioni con l'esperienza, le competenze e gli obiettivi del decisore. Il valore non deriva dunque dall'accumulo di dati, ma dalla capacità di attribuire loro significato e renderli funzionali alla scelta (Ackoff, 1989; Power, 2002). Questa evoluzione teorica modifica profondamente il modo di concepire il ruolo dell'informazione nelle organizzazioni. In passato essa era considerata prevalentemente una risorsa da raccogliere e conservare; la letteratura più recente, tra cui Citroen, la interpreta piuttosto come una leva del *decision-making* strategico, la cui efficacia dipende dalla capacità di renderla pertinente, interpretabile e utilizzabile nel momento in cui la decisione deve essere assunta (Citroen, 2011). Alla luce di quanto già osservato a proposito dell'information overload, risulta quindi ancora più chiaro che la disponibilità di grandi quantità di dati non rappresenta, di per sé, una condizione sufficiente per migliorare la qualità delle decisioni. Ciò che assume rilevanza è piuttosto la qualità dell'informazione stessa - intesa in termini di completezza, accuratezza, rilevanza e tempestività - tema sul quale si concentra una parte significativa della ricerca nell'ambito dei sistemi informativi (Ackoff, 1967; Eppler & Mengis, 2004; Wang & Strong, 1996).

Il contributo di Wang e Strong (1996) supera una concezione puramente tecnica della qualità dell'informazione per adottare la prospettiva del consumatore dei dati (*data consumer perspective*), secondo cui la qualità va definita in funzione dell'idoneità dell'informazione a soddisfare le esigenze di chi la utilizza (*fitness for use*). Sulla base di un'ampia indagine empirica condotta su utenti di sistemi informativi, gli autori individuano quattro categorie concettuali entro cui si articolano le dimensioni della qualità dell'informazione. La categoria intrinseca comprende l'accuratezza, intesa come grado di corrispondenza tra l'informazione e la realtà che essa rappresenta, e la credibilità dell'informazione, riferita alla credibilità della fonte da cui l'informazione proviene. La categoria contestuale include la completezza, ossia la misura in cui l'informazione copre l'ampiezza e la profondità richieste dal compito

decisionale, la tempestività, cioè l'adeguatezza temporale dell'informazione rispetto al momento in cui la decisione deve essere assunta, e la rilevanza, che ne esprime la pertinenza rispetto allo specifico problema da affrontare. La categoria rappresentazionale riguarda invece la consistenza, intesa come coerenza nel formato e nella modalità con cui l'informazione viene presentata nel tempo, mentre la categoria di accessibilità attiene all'accessibilità, ovvero la facilità con cui il decisore può reperire e utilizzare l'informazione nel momento del bisogno (Wang & Strong, 1996).

Questa articolazione multidimensionale trova conferma in numerosi sviluppi successivi. Lee, Strong, Kahn e Wang, proponendo la metodologia AIMQ (A Methodology for Information Quality Assessment), traducono le dimensioni individuate da Wang e Strong in strumenti di misurazione applicabili ai contesti organizzativi, dimostrando come diverse combinazioni di dimensioni carenti producano effetti differenti sulla qualità del processo decisionale (Lee, Strong, Kahn e Wang 2002). Analoghe conclusioni emergono dal filone di studi legato al modello di successo dei sistemi informativi elaborato da DeLone e McLean: gli autori collocano la qualità dell'informazione, insieme alla qualità del sistema e del servizio, tra i principali antecedenti della soddisfazione dell'utente e dell'impatto organizzativo generato dall'uso dei sistemi informativi (DeLone & McLean 1992; 2003). Le implicazioni organizzative di una scarsa qualità informativa non si limitano alla singola decisione. English, muovendosi in una direzione complementare, propone un approccio di gestione totale della qualità dei dati (Total Quality Data Management), sostenendo che la qualità dell'informazione non possa essere trattata come un problema tecnico isolato, bensì richieda processi organizzativi strutturati di governo, controllo e miglioramento continuo dei dati lungo l'intero ciclo di vita informativo (English 1999).

Nel loro insieme, questi contributi mostrano come la qualità dell'informazione costituisca una preconditione, e non una conseguenza automatica, dell'efficacia decisionale: disponibilità e volume dei dati non bastano, da soli, a garantire decisioni migliori, se le dimensioni sopra descritte non vengono adeguatamente presidiate (Wang & Strong, 1996; Lee, Strong, Kahn & Wang, 2002; DeLone & McLean, 2003). È proprio questa consapevolezza a spingere le organizzazioni verso lo sviluppo di sistemi informativi manageriali e strumenti digitali capaci di garantire, lungo l'intero processo di raccolta ed

elaborazione dei dati, standard più elevati di accuratezza, completezza e tempestività (DeLone & McLean, 2003; Power, 2002; Eppler, 2006).

Le dimensioni di qualità appena discusse, individuate da Wang e Strong, non possono essere garantite attraverso la sola attenzione individuale del decisore, è necessario, perciò, introdurre strumenti organizzativi capaci di gestirle in modo sistematico (Wang & Strong, 1996; English, 1999). Già Gorry e Scott Morton, classificando le decisioni organizzative in base al grado di strutturazione (strutturate, semi-strutturate e non strutturate), evidenziano come differenti tipologie decisionali richiedano differenti livelli di supporto informativo, contribuendo allo sviluppo teorico dei sistemi informativi manageriali (Management Information Systems) prima, e dei sistemi di supporto alle decisioni (Decision Support Systems) poi (Gorry & Scott Morton, 1971; Power, 2002).

Qui si colloca il contributo di Power, il quale descrive i DSS come sistemi computer-based progettati specificamente per colmare i limiti individuati nella letteratura sulla qualità dell'informazione: raccogliere, integrare ed elaborare dati eterogenei e distribuiti, rendendoli disponibili al decisore con il livello di tempestività e accuratezza richiesto dalle decisioni semi-strutturate tipiche del contesto organizzativo (Power 2002). Eppler, muovendo da premesse affini, sposta l'attenzione dal singolo strumento alla gestione complessiva della qualità informativa, proponendo modelli e metodologie pensati per individuare le criticità nei flussi di dati e correggerle prima che compromettano l'efficacia del processo decisionale (Eppler 2006). Nel loro complesso, i due contributi mostrano come la tecnologia non rappresenti soltanto un canale di trasmissione dei dati, ma un vero e proprio presidio organizzativo della loro qualità.

Questa esigenza si è ulteriormente accentuata con la crescita esponenziale del volume, della varietà e della velocità dei dati generati dalle organizzazioni contemporanee. Chen, Chiang e Storey descrivono il passaggio dai tradizionali sistemi informativi manageriali alla *business intelligence* e alla *data analytics* come una risposta diretta a questa trasformazione, resa possibile da tecnologie in grado di elaborare simultaneamente grandi quantità di dati strutturati e non strutturati, restituendo al decisore informazioni sintetiche e tempestive anziché dati grezzi da interpretare manualmente (Chen, Chiang & Storey, 2012).

La digitalizzazione dei processi decisionali e la diffusione degli strumenti di *analytics* non costituiscono pertanto una semplice evoluzione tecnica, ma la risposta organizzativa a un'esigenza teorica maturata lungo l'intero percorso qui ricostruito: dalla razionalità limitata di Simon, alle euristiche e ai *bias* di Tversky e Kahneman, fino alle dimensioni di qualità dell'informazione individuate da Wang e Strong (Simon, 1960; Kahneman & Tversky, 1979; Wang & Strong, 1996; Chen, Chiang & Storey, 2012).

2.2 Information systems e digital technologies a supporto del decision-making organizzativo

L'importanza progressivamente attribuita all'informazione all'interno del processo decisionale pone una questione che la sola teoria del *decision-making* non è in grado di risolvere: comprendere attraverso quali meccanismi organizzativi dati eterogenei possano essere raccolti, elaborati e trasformati in conoscenza utile alla decisione (Ackoff, 1967; Power, 2002). Con l'aumentare della complessità organizzativa e della quantità di dati prodotti dalle imprese emerge infatti la necessità di sviluppare strumenti capaci non solo di archiviare le informazioni, ma anche di renderle accessibili, coerenti e utilizzabili nei processi decisionali (Power, 2002; Laudon & Laudon, 2025). I sistemi informativi nascono quindi come risposta organizzativa all'esigenza di gestire in modo strutturato il patrimonio informativo dell'impresa, favorendo l'integrazione tra persone, processi e tecnologie (Laudon & Laudon, 2025). È proprio in questo contesto che prende forma il concetto di Information System (IS), definito da Laudon e Laudon come un insieme organizzato di persone, procedure, tecnologie e dati finalizzato a raccogliere, elaborare, archiviare e distribuire informazioni a supporto del coordinamento, del controllo e del processo decisionale all'interno dell'organizzazione (Laudon & Laudon, 2025). Tale definizione merita una lettura critica, poiché evidenzia come l'Information System non sia riducibile alla sola componente tecnologica, ma comprenda esplicitamente anche attori umani e procedure organizzative, configurandosi quindi come un fenomeno organizzativo prima ancora che tecnologico (Laudon & Laudon, 2025).

Un secondo elemento di particolare rilievo riguarda la duplice funzione attribuita ai sistemi informativi: supportare sia il coordinamento e il controllo operativo, sia il processo decisionale (Laudon & Laudon, 2025). Questa duplice finalità mostra come i sistemi

informativi siano nati originariamente per rispondere a esigenze più ampie del solo *decision-making* - quali la contabilità, il controllo di gestione e la reportistica - per poi evolvere verso strumenti progettati per sostenere in maniera sempre più diretta l'attività decisionale manageriale (Laudon & Laudon, 2025; Power, 2002). Power osserva come l'evoluzione dei sistemi informativi rifletta un cambiamento nella comprensione stessa dei bisogni decisionali delle organizzazioni: da un'esigenza prevalentemente orientata all'elaborazione efficiente delle transazioni (data processing), tipica delle prime applicazioni informatiche aziendali, ad un'esigenza di supporto attivo al giudizio manageriale, nella quale il sistema non si limita alla gestione delle informazioni, ma contribuisce alla formulazione e alla valutazione delle alternative decisionali (Power, 2002). Nella medesima direzione si colloca anche Alter, il quale sottolinea come il valore di un sistema informativo non possa essere valutato esclusivamente in termini di capacità elaborativa o di efficienza operativa, ma debba essere misurato soprattutto in funzione del contributo che esso offre al processo decisionale. L'attenzione si sposta così dalle caratteristiche tecniche del sistema alla sua capacità di supportare concretamente il lavoro dei decisori, anticipando una prospettiva che caratterizzerà gli sviluppi successivi della letteratura sui Decision Support Systems (Alter, 1980).

Dato che la qualità delle decisioni dipende dalla disponibilità di informazioni tempestive, accurate, complete e rilevanti (Wang & Strong, 1996) e le organizzazioni producono volumi di dati che eccedono la capacità di elaborazione del singolo decisore (Ackoff, 1967), allora affidare la trasformazione di dati in informazioni e conoscenza esclusivamente alle capacità individuali diventa strutturalmente insostenibile (Ackoff, 1967; Wang & Strong, 1996). L'evoluzione dei sistemi informativi può quindi essere interpretata come la risposta organizzativa ai limiti messi in luce dalla teoria del *decision-making*: prima ancora che una conseguenza dello sviluppo tecnologico, essa rappresenta il tentativo di rendere sistematiche la raccolta, l'organizzazione e la distribuzione delle informazioni necessarie a supportare decisioni sempre più complesse (Power, 2002; Laudon & Laudon, 2025).

La crescente centralità del supporto informativo al processo decisionale conduce inoltre la letteratura a distinguere differenti configurazioni di sistemi informativi, progettate per rispondere a bisogni manageriali eterogenei. Come osserva Sprague, non tutte le decisioni richiedono le medesime informazioni né gli stessi strumenti di supporto; al contrario, le

caratteristiche del problema decisionale influenzano la progettazione stessa dei sistemi informativi destinati a supportarlo (Sprague, 1980). L'Information System costituisce dunque una categoria generale, all'interno della quale la letteratura individua progressivamente configurazioni differenti, sviluppate per rispondere a esigenze decisionali sempre più specifiche (Sprague, 1980; Power, 2002). La prima di queste è rappresentata dai Management Information Systems (MIS), progettati per supportare le attività di pianificazione, controllo e gestione attraverso la produzione sistematica di informazioni e report destinati ai livelli manageriali dell'organizzazione (Laudon & Laudon, 2025; Power, 2002).

L'affermazione della *bounded rationality* aveva evidenziato come la qualità delle decisioni dipendesse dalla disponibilità di informazioni affidabili e tempestive, ma la teoria organizzativa non aveva ancora individuato strumenti capaci di rendere sistematico tale supporto. I Management Information Systems nascono proprio per colmare questa lacuna, trasferendo sul piano organizzativo l'esigenza di fornire ai manager informazioni aggiornate, periodiche e facilmente interpretabili generalmente distribuite sotto forma di report standardizzati, indicatori di performance e documenti di sintesi a sostegno delle decisioni ricorrenti (Simon, 1960; Laudon & Laudon; Power, 2002).

Nella definizione proposta da Laudon e Laudon, i MIS rappresentano sistemi informativi progettati per raccogliere dati provenienti dalle principali funzioni aziendali, elaborarli e trasformarli in informazioni sintetiche destinate ai livelli manageriali dell'organizzazione (Laudon & Laudon, 2025). La logica sottostante ai Management Information Systems riflette le caratteristiche del contesto decisionale per il quale essi vengono progettati. A differenza dei sistemi orientati esclusivamente alla registrazione delle transazioni operative, i Management Information Systems svolgono una funzione prevalentemente informativa, mettendo a disposizione dei decisori informazioni già elaborate, aggregate e organizzate per criteri coerenti con le esigenze gestionali (Laudon & Laudon, 2025; Power, 2002).

La letteratura individua alcune caratteristiche distintive che definiscono questa tipologia di sistemi. In primo luogo, i MIS operano prevalentemente su dati interni all'organizzazione, acquisiti attraverso procedure formalizzate e caratterizzati da elevati livelli di accuratezza, standardizzazione e ripetibilità (Laudon & Laudon, 2025). Le informazioni

vengono elaborate secondo schemi prestabiliti e distribuite con periodicità regolare, privilegiando la stabilità e la confrontabilità dei risultati piuttosto che la flessibilità dell'analisi (Power, 2002; Alter, 1980). Ne deriva un sistema particolarmente efficace nel supportare attività ricorrenti di monitoraggio, pianificazione e controllo, nelle quali il problema decisionale risulta sufficientemente noto da poter essere descritto attraverso indicatori e procedure consolidate (Laudon & Laudon, 2025; Power, 2002).

Il principale prodotto dei Management Information Systems è costituito dai management reports, ovvero report periodici, riepiloghi statistici, indicatori sintetici e documenti di sintesi attraverso i quali grandi quantità di dati operativi vengono trasformate in informazioni facilmente interpretabili dai manager (Laudon & Laudon, 2025; Power, 2002). Il report non rappresenta quindi un semplice documento informativo, ma il principale strumento di mediazione tra il sistema informativo e il decisore, poiché consente di ridurre la complessità dei dati mediante processi di selezione, aggregazione e sintesi. In questo modo il sistema informativo rende osservabile il funzionamento dell'organizzazione e permette ai manager di disporre di una rappresentazione coerente delle principali variabili aziendali (Power, 2002; Laudon & Laudon, 2025).

In una prospettiva economico-aziendale, il Management Information System (MIS) non si esaurisce nella mera infrastruttura tecnologica o nel software applicativo, ma si configura come un sistema sociotecnico complesso che integra risorse umane, procedure organizzative, flussi di dati e strumenti digitali. È all'interno di questa architettura organizzativa che la funzione di controllo costituisce uno degli aspetti maggiormente caratterizzanti del MIS. Attraverso la produzione sistematica e procedurizzata di informazioni standardizzate, il sistema consente infatti di confrontare risultati attesi e risultati conseguiti, monitorare l'andamento delle attività, individuare eventuali scostamenti rispetto agli obiettivi programmati e attivare tempestivamente opportune azioni correttive (Laudon & Laudon, 2025; Power, 2002). Il sistema informativo diventa così parte integrante della logica di management control, garantendo continuità e coerenza tra le fasi di pianificazione, monitoraggio e valutazione delle performance organizzative (Laudon & Laudon, 2025). Collegandosi alla classificazione di Simon, il Management Information System risulta efficace nel supportare le decisioni ripetitive, ricorsive e sufficientemente strutturate da poter essere affrontate mediante regole, procedure e criteri decisionali preventivamente codificati

dall'organizzazione (Simon, 1960). In tali contesti, il valore del sistema informativo non risiede nella semplice automazione tecnologica o nella sostituzione del giudizio umano, bensì nella capacità dell'architettura organizzativo-informativa di ridurre l'incertezza operativa. Ciò avviene garantendo la disponibilità di flussi informativi affidabili, coerenti e tempestivi, che consentono alle figure manageriali di applicare con maggiore efficacia le procedure decisionali consolidate (Simon, 1960; Laudon & Laudon, 2025; Power, 2002).

Proprio i presupposti che determinano l'efficacia dei MIS ne evidenziano, al tempo stesso, i principali limiti. Essi assumono che il problema decisionale sia noto, ricorrente e descrivibile mediante informazioni strutturate, condizioni che però risultano sempre meno frequenti nelle decisioni di natura strategica e nei contesti caratterizzati da elevata complessità e incertezza (Power, 2002; Alter, 1980). Come osserva Alter, la semplice disponibilità di report standardizzati non è sufficiente quando il decisore deve interpretare situazioni nuove, confrontare scenari alternativi o integrare informazioni provenienti da fonti differenti (Alter, 1980). Analogamente, Power evidenzia come i MIS siano progettati principalmente per descrivere ciò che è già accaduto, fornendo una rappresentazione affidabile delle attività aziendali, ma offrano un supporto limitato quando il processo decisionale richiede simulazioni, analisi prospettiche o valutazioni non riconducibili a procedure predefinite (Power, 2002).

È la crescente distanza tra le capacità dei *Management Information Systems* e le nuove esigenze del *decision-making* manageriale a determinare la successiva evoluzione dei sistemi informativi. Quando le decisioni cessano di essere interamente programmabili e richiedono analisi più flessibili, simulazioni e valutazioni interattive, rendendo necessario sviluppare strumenti capaci non solo di fornire informazioni, ma anche di assistere direttamente il decisore durante il processo di scelta. Da questa esigenza, alla fine degli anni Settanta, prenderanno forma i *Decision Support Systems* (DSS), destinati a rappresentare un cambiamento sostanziale nel rapporto tra sistemi informativi e processo decisionale (Keen & Scott Morton, 1978; Sprague, 1980; Alter, 1980; Power, 2002).

L'opera "Decision Support Systems: An Organizational Perspective" di Keen e Scott Morton (1978) segna infatti il passaggio da una concezione prevalentemente informativa dei sistemi a una concezione esplicitamente orientata al supporto del processo decisionale. Gli

autori definiscono i *Decision Support Systems* come sistemi informatici interattivi progettati per assistere i manager nell'affrontare problemi semi-strutturati e non strutturati, ossia situazioni nelle quali una parte del problema può essere formalizzata attraverso modelli analitici, mentre un'altra continua a richiedere il giudizio, l'esperienza e la capacità interpretativa del decisore (Keen & Scott Morton, 1978). L'elemento di maggiore innovazione non consiste quindi nell'automatizzazione della decisione, bensì nella costruzione di un ambiente capace di integrare capacità computazionali e competenze umane all'interno dello stesso processo decisionale.

Questa impostazione rappresenta una sostanziale evoluzione rispetto ai Management Information Systems. I MIS erano progettati principalmente per fornire informazioni strutturate attraverso report periodici destinati a decisioni ricorrenti, i DSS, invece, introducono una logica profondamente diversa, nella quale il sistema diventa uno strumento dinamico di analisi e di esplorazione delle alternative decisionali (Power, 2002; Alter, 1980). Il valore del sistema non è più la semplice distribuzione delle informazioni, ma la possibilità di manipolare i dati, simulare scenari, confrontare ipotesi differenti e supportare il decisore durante le diverse fasi del ragionamento manageriale (Keen & Scott Morton, 1978; Power, 2002).

Una caratteristica distintiva dei *Decision Support Systems* è la loro natura interattiva, diversamente dai MIS, il decisore non assume un ruolo prevalentemente passivo di destinatario delle informazioni prodotte dal sistema, ma interagisce continuamente con esso, selezionando dati, modificando parametri, formulando ipotesi e valutando gli effetti delle diverse alternative (Alter, 1980; Sprague, 1980). Il sistema diventa quindi uno strumento di supporto cognitivo, attraverso il quale il manager può esplorare problemi complessi mantenendo il controllo dell'intero processo decisionale. Questa interazione continua ridefinisce il rapporto tra tecnologia e decisore in termini di collaborazione piuttosto che di sostituzione (Keen & Scott Morton, 1978).

Il decisore non si limita infatti a ricevere passivamente le informazioni elaborate dal sistema, ma contribuisce attivamente alla costruzione dell'analisi, selezionando i dati ritenuti rilevanti, modificando le ipotesi di partenza, interpretando gli output prodotti dal sistema e orientando iterativamente il processo di valutazione delle alternative. L'efficacia del DSS

deriva quindi dall'interazione continua tra capacità computazionali e competenze umane (Keen & Scott Morton, 1978; Sprague, 1980).

La riflessione viene ulteriormente sistematizzata da Sprague, il quale propone uno dei primi framework teorici per la progettazione dei Decision Support Systems, i quali devono integrare tre componenti fondamentali: un *database management system*, responsabile della gestione dei dati; una *model base*, contenente modelli quantitativi e strumenti analitici; e un *dialog generation and management system*, deputato all'interazione tra utente e sistema (Sprague, 1980). Questa architettura mostra come il supporto decisionale non derivi esclusivamente dalla disponibilità dei dati, ma dall'integrazione tra informazione, modelli analitici e interazione con il decisore. Anche Alter (1980) contribuisce ad ampliare questa prospettiva, sottolineando come il valore di un DSS non dipenda principalmente dalla sofisticazione tecnologica, bensì dalla sua capacità di adattarsi alle differenti modalità attraverso cui i manager affrontano problemi decisionali eterogenei (Alter, 1980). I sistemi di supporto alle decisioni non possono quindi essere progettati come un modello unico e universalmente valido, ma devono riflettere la natura del problema, il livello di strutturazione della decisione e le esigenze informative del decisore. Il DSS rappresenta così non un prodotto standardizzato, bensì un sistema flessibile la cui efficacia dipende dall'equilibrio tra caratteristiche tecnologiche e contesto organizzativo (Alter, 1980; Sprague, 1980; Power, 2002).

Questa evoluzione teorica conduce progressivamente a una diversa interpretazione del rapporto tra uomo e tecnologia. Mentre una parte della letteratura e della pratica manageriale tendeva a interpretare l'informatizzazione come un processo di crescente automazione delle attività decisionali, gli studi sui Decision Support Systems mostrano come il principale contributo della tecnologia consista nel potenziamento delle capacità analitiche del decisore piuttosto che nella sua sostituzione (Keen & Scott Morton, 1978; Alter, 1980; Power, 2002). Il DSS non prende decisioni al posto del manager, ma amplia la sua capacità di elaborare informazioni, confrontare scenari complessi e valutare conseguenze alternative, lasciando al giudizio umano la responsabilità finale della scelta (Power, 2002).

L'evoluzione dei Decision Support Systems estende le capacità analitiche del decisore attraverso modelli, simulazioni e strumenti di supporto interattivi, la crescente disponibilità

di dati, l'aumento della potenza computazionale e lo sviluppo delle tecnologie digitali renderanno possibile un'ulteriore trasformazione: il passaggio da sistemi orientati principalmente al supporto dell'analisi a sistemi capaci di integrare informazioni provenienti da molteplici fonti (Power, 2002; Laudon & Laudon, 2025). È in questo contesto che si sviluppano gli Executive Support Systems (ESS), progettati, appunto, per soddisfare le esigenze informative del top management e supportare le decisioni strategiche ai livelli più elevati dell'organizzazione (Laudon & Laudon, 2025; Power, 2002). A differenza dei MIS, orientati prevalentemente al monitoraggio operativo, e dei DSS, focalizzati sul supporto analitico di specifici problemi decisionali, gli ESS sono concepiti per fornire ai dirigenti una visione integrata dell'organizzazione e dell'ambiente competitivo, attraverso informazioni altamente sintetiche, indicatori strategici e strumenti di consultazione immediata (Laudon & Laudon, 2025).

Le decisioni strategiche richiedono infatti informazioni profondamente differenti rispetto a quelle operative: esse devono integrare dati provenienti da fonti interne ed esterne all'organizzazione, considerare scenari futuri, valutare tendenze di mercato, fattori competitivi e variabili macroeconomiche, fornendo ai dirigenti una rappresentazione sintetica ma sufficientemente ampia del contesto entro cui formulare le proprie scelte (Power, 2002; Laudon & Laudon, 2025). Mentre i MIS rispondono principalmente all'esigenza di gestire informazioni strutturate per decisioni programmate e i DSS ampliano le capacità analitiche del decisore nell'affrontare problemi semi-strutturati, gli ESS estendono ulteriormente il ruolo dei sistemi informativi, sostenendo i processi di *strategic decision making* attraverso una visione complessiva delle performance organizzative e dell'ambiente esterno (Power, 2002).

L'evoluzione da *Management Information Systems* a *Decision Support Systems* ed *Executive Support Systems* amplia progressivamente il ruolo dei sistemi informativi, passando dalla gestione delle informazioni operative al supporto delle decisioni strategiche. Ma si vuole approfondire attraverso quali criteri è possibile valutarne l'effettiva efficacia organizzativa. Diventa necessario disporre di un quadro teorico capace di misurarne il contributo non solo in termini tecnologici, ma anche rispetto ai benefici concretamente generati per gli utenti e per l'organizzazione nel suo complesso.

Il problema così non riguarda più soltanto la progettazione dei sistemi informativi, ma la loro reale capacità di produrre valore organizzativo (DeLone & McLean, 1992). Partendo da questi obiettivi, DeLone e McLean propongono uno dei modelli di valutazione dei sistemi informativi maggiormente utilizzati nella letteratura, aggiornato poi nel 2003 alla luce dell'evoluzione tecnologica e dell'ampia evidenza empirica accumulata nel decennio successivo. Il successo di un *Information System* non può essere ricondotto a un'unica misura di *performance*, ma deve essere interpretato come un fenomeno multidimensionale risultante dall'interazione di differenti componenti strettamente collegate tra loro (DeLone & McLean, 2003).

Nella versione aggiornata del modello, il successo di un sistema informativo viene descritto attraverso sei dimensioni fondamentali: *System Quality*, *Information Quality*, *Service Quality*, *Use*, *User Satisfaction* e *Net Benefits* (DeLone & McLean, 2003). La *System Quality* riguarda le caratteristiche tecniche del sistema, quali affidabilità, facilità d'uso, flessibilità, tempi di risposta e funzionalità. La *Information Quality* valuta invece la qualità delle informazioni prodotte dal sistema, considerando aspetti quali accuratezza, completezza, rilevanza, tempestività e comprensibilità, elementi già riconosciuti dalla letteratura come determinanti della qualità delle decisioni (Wang & Strong, 1996; DeLone & McLean, 2003). La *Service Quality* è riferita ai servizi di supporto offerti agli utenti, riconoscendo che l'efficacia di un sistema dipende anche dall'assistenza tecnica, dalla manutenzione e dal supporto organizzativo che ne accompagnano l'utilizzo. Le dimensioni di *Use* e *User Satisfaction* descrivono il modo in cui gli utenti interagiscono con il sistema e la valutazione soggettiva che essi formulano rispetto alla sua utilità ed efficacia. L'ultima dimensione è rappresentata dai *Net Benefits*, che sintetizzano i benefici complessivamente prodotti dal sistema informativo sia a livello individuale sia a livello organizzativo (DeLone & McLean, 2003). L'efficacia di un sistema non viene quindi misurata esclusivamente attraverso indicatori tecnici o prestazionali, ma anche in relazione alla sua capacità di migliorare la qualità delle decisioni, aumentare l'efficienza dei processi, favorire il coordinamento organizzativo e generare valore per l'impresa. Il successo di un sistema informativo non dipende semplicemente dalla qualità della tecnologia implementata, ma dalla sua effettiva capacità di supportare gli obiettivi organizzativi e il processo decisionale (DeLone & McLean, 2003).

2.2.1 Business intelligence, Big data, Decision Analytics e tecnologie data-driven

L'evoluzione dei sistemi informativi descritta nel paragrafo precedente rappresenta una condizione necessaria, ma non più sufficiente per spiegare le trasformazioni che interessano il processo decisionale a partire dagli anni Duemila: la crescente disponibilità di dati digitali, l'aumento della capacità computazionale e la diffusione di nuove fonti informative rendono infatti sempre meno adeguata una concezione del sistema informativo limitata alla produzione di report e al supporto di decisioni circoscritte. Il problema non consiste più soltanto nell'accedere alle informazioni, ma nella capacità di estrarre conoscenza da quantità di dati in costante crescita e di trasformarla in decisioni tempestive e strategicamente rilevanti (Davenport & Harris, 2007; Chen, Chiang & Storey, 2012). Prende così forma il concetto della *Business Intelligence* definita come l'insieme di architetture, strumenti e metodologie finalizzati a raccogliere, integrare, analizzare e presentare dati provenienti da fonti eterogenee al fine di supportare il processo decisionale (Power, 2002; Sharda, Delen & Turban, 2024).

La diffusione della *Business Intelligence* determina un progressivo cambiamento nella funzione dei dati all'interno delle organizzazioni, essi diventano progressivamente una risorsa strategica attraverso cui interpretare il comportamento dell'organizzazione, comprendere fenomeni complessi e individuare opportunità di miglioramento. Come osservano Davenport e Harris, la competizione tra organizzazioni non dipende più esclusivamente dalla disponibilità delle informazioni, ma dalla capacità di analizzarle meglio e più rapidamente dei concorrenti. Gli autori introducono il concetto di *competing on analytics*, sostenendo che le organizzazioni maggiormente performanti sono quelle che fondano sistematicamente le proprie decisioni sull'analisi dei dati piuttosto che sull'intuizione o sull'esperienza individuale (Davenport e Harris 2007).

Da qui prende forma il concetto della *data-driven organization*, dove il dato non costituisce più soltanto un elemento di supporto alle decisioni, ma diventa il principale fattore attraverso cui orientare la definizione delle strategie, l'allocazione delle risorse e la gestione dei processi organizzativi (Davenport & Harris, 2007; Provost & Fawcett, 2013). Così, il processo decisionale tende a fondarsi su evidenze empiriche generate dall'analisi sistematica dei dati, modificando profondamente il rapporto tra informazione, conoscenza e decisione. Il decisore dovrà interpretare gli *insight* prodotti dai sistemi analitici e integrarli con le

conoscenze contestuali e organizzative. La *Business Intelligence* si concentra prevalentemente sulla raccolta, integrazione e rappresentazione delle informazioni, fornendo una visione descrittiva delle performance organizzative, mentre la *Business Analytics* estende tali capacità attraverso l'impiego di modelli statistici, tecniche quantitative e strumenti di analisi finalizzati a comprendere le cause dei fenomeni osservati e a formulare previsioni. La *Decision Analytics* è orientata al processo decisionale, poiché utilizza modelli quantitativi, simulazioni e tecniche di ottimizzazione non soltanto per descrivere o prevedere fenomeni, ma per supportare concretamente la scelta tra alternative decisionali differenti (Davenport & Harris, 2007; Sharda, Delen & Turban, 2024).

Tuttavia, l'accelerazione della trasformazione digitale modifica rapidamente anche la natura stessa delle informazioni disponibili. A partire dagli anni Duemila, la diffusione di Internet, dei dispositivi mobili, dei social media, dei sensori digitali e delle piattaforme online determina infatti una crescita esponenziale della quantità di dati prodotti rendendo inadeguati gli strumenti tradizionali di gestione e analisi dell'informazione (McAfee & Brynjolfsson et al., 2012; Kitchin, 2014). Si inizia a parlare così dei *Big Data*. La definizione maggiormente condivisa descrive i *Big Data* attraverso il modello delle cosiddette 5V, che sintetizza le principali caratteristiche di questo nuovo paradigma informativo. La *Volume* identifica la straordinaria quantità di dati prodotti quotidianamente; la *Velocity* si riferisce alla rapidità con cui tali dati vengono generati, trasmessi e devono essere elaborati; la *Variety* evidenzia l'eterogeneità delle fonti e dei formati, comprendendo dati strutturati, semi-strutturati e non strutturati; la *Veracity* richiama il problema della qualità, affidabilità e attendibilità delle informazioni disponibili; infine, la *Value* sottolinea che il dato assume rilevanza soltanto nella misura in cui può essere trasformato in conoscenza utile per il processo decisionale (Chen, Chiang & Storey, 2012; Sharda, Delen & Turban, 2024).

L'aumento del volume informativo è soltanto uno degli elementi del problema; ritroviamo anche la capacità di integrare dati provenienti da fonti differenti, garantirne la qualità, selezionare quelli realmente significativi e trasformarli in informazioni interpretabili dai decisori. In questo senso, il fenomeno dei Big Data ripropone, su scala molto più ampia, alcune delle problematiche già evidenziate dalla letteratura sul decision-making riguardo ai limiti cognitivi dei decisori e al rischio di *information overload*, trasferendo tali criticità dal

livello individuale a quello organizzativo (Ackoff, 1967; Eppler & Mengis, 2004; Chen, Chiang & Storey, 2012).

Secondo Kitchin, tale trasformazione rappresenta una vera e propria *Data Revolution*, la disponibilità di enormi quantità di dati digitali ridefinisce il ruolo delle organizzazioni che non si limitano più a registrare eventi già verificatisi, ma acquisiscono la possibilità di osservare fenomeni complessi in modo continuo, monitorare processi in tempo reale e costruire rappresentazioni dinamiche del proprio ambiente competitivo (Kitchin, 2014). La *Data Revolution* comporta inoltre un profondo cambiamento nelle fonti informative utilizzate, le organizzazioni integrano informazioni provenienti da una molteplicità di fonti eterogenee: social media, dispositivi *Internet of Things*, sensori, immagini, documenti testuali, dati geospaziali, piattaforme digitali, registri amministrativi, open data e flussi informativi prodotti dagli utenti durante le proprie attività quotidiane (Kitchin, 2014; Provost & Fawcett, 2013). Il dato diventa così un fenomeno distribuito, continuo e multidimensionale, la cui valorizzazione richiede strumenti analitici significativamente più avanzati rispetto ai sistemi informativi tradizionali.

Come osservano Provost e Fawcett, il valore dei *Big Data* emerge soltanto attraverso l'applicazione di metodi analitici in grado di estrarre conoscenza, individuare regolarità e produrre indicazioni operative a supporto delle decisioni manageriali. Questa evoluzione rende centrale lo sviluppo di tecniche avanzate di analisi dei dati, capaci di identificarne le cause, prevederne l'evoluzione futura e supportare la scelta tra alternative decisionali differenti. È proprio da questa esigenza che prenderanno forma la *Predictive Analytics*, la *Decision Analytics* e, più in generale, l'insieme delle tecnologie *data-driven* che caratterizzano la moderna evoluzione del processo decisionale organizzativo (Provost & Fawcett, 2013; Davenport & Harris, 2007). Le *Decision Analytics* rappresentano l'insieme di metodi quantitativi, modelli matematici e strumenti computazionali finalizzati a supportare l'intero processo decisionale mediante l'analisi sistematica dei dati (Davenport & Harris, 2007; Sharda, Delen & Turban, 2024). La letteratura descrive tale evoluzione attraverso una progressione delle capacità analitiche, comunemente articolata in quattro livelli complementari: *descriptive analytics*, *predictive analytics*, *prescriptive analytics* e, più recentemente, *real-time analytics* (Davenport & Harris, 2007; Chen, Chiang & Storey, 2012).

Le *descriptive analytics* costituiscono il primo livello di analisi e hanno l'obiettivo di descrivere fenomeni già verificati, mediante report, indicatori di performance, dashboard e tecniche di visualizzazione dei dati (Sharda, Delen & Turban, 2024). Si sviluppano poi le *predictive analytics*, che impiegano modelli statistici, algoritmi di machine learning e tecniche di *pattern recognition* per individuare regolarità nei dati e stimare l'evoluzione futura dei fenomeni osservati. Attraverso attività di forecasting, tali strumenti permettono di prevedere domanda, andamento dei mercati, comportamento dei clienti, rischi operativi e molte altre variabili rilevanti per il processo decisionale (Provost & Fawcett, 2013; Davenport & Harris, 2007).

Ci sono poi le *prescriptive analytics*, che, attraverso modelli di *optimization*, algoritmi matematici e simulazioni, consentono di confrontare possibili strategie, valutare le conseguenze delle diverse opzioni e individuare le soluzioni maggiormente coerenti con gli obiettivi organizzativi (Sharda, Delen & Turban, 2024). La simulazione assume un ruolo particolarmente rilevante, dato che permette di rappresentare virtualmente sistemi complessi, analizzarne il comportamento in condizioni differenti e valutare gli effetti di decisioni alternative prima della loro effettiva implementazione (Davenport & Harris, 2007).

Infine, le *real-time analytics*, letteralmente analisi in tempo reale, è resa possibile dalla crescente disponibilità di dati continui provenienti da sensori, piattaforme digitali, sistemi transazionali e dispositivi connessi e consente alle organizzazioni di monitorare costantemente i propri processi, individuare tempestivamente anomalie, aggiornare dinamicamente le previsioni e intervenire con rapidità in contesti caratterizzati da elevata variabilità e incertezza (Chen, Chiang & Storey, 2012; Kitchin, 2014).

La progressiva integrazione tra *predictive*, *prescriptive* e *real-time analytics* apre inoltre la strada a forme più avanzate di *decision automation*, nelle quali alcune decisioni, soprattutto quelle maggiormente strutturate e ripetitive, possono essere eseguite automaticamente sulla base di regole, modelli o algoritmi predefiniti (Sharda, Delen & Turban, 2024). È importante distinguere l'automazione delle singole attività dall'intero processo decisionale: gli strumenti analitici non eliminano il ruolo del decisore, ma modificano le modalità operativa lasciando all'individuo la valutazione finale,

l'interpretazione dei risultati e la responsabilità della scelta. Appare quindi una logica di complementarità tra competenze umane e capacità computazionali (Power, 2002).

L'integrazione tra dati, tecnologie analitiche e processi decisionali conduce allo sviluppo del paradigma del *data-driven decision making* (DDDM), secondo cui le decisioni organizzative dovrebbero basarsi, per quanto possibile, sull'analisi sistematica delle evidenze empiriche piuttosto che esclusivamente sull'esperienza, sull'intuizione o sul giudizio individuale (Provost & Fawcett, 2013). Le decisioni tendono così a fondarsi su evidenze quantitative, modelli predittivi e analisi continue dei fenomeni organizzativi, favorendo una maggiore capacità di anticipare gli eventi, confrontare scenari alternativi e monitorare gli effetti delle scelte nel tempo (Provost & Fawcett, 2013; Davenport & Harris, 2007).

Viene ridefinito il ruolo manageriale: il decisore non è più chiamato a raccogliere informazioni, attività ormai supportata dai sistemi digitali, bensì a formulare le domande corrette, interpretare criticamente le evidenze prodotte dagli strumenti analitici, integrare dati provenienti da fonti differenti e contestualizzarne i risultati alla luce degli obiettivi e dei vincoli organizzativi. La crescente disponibilità di informazioni rende ancora più rilevanti competenze quali il pensiero critico, la capacità interpretativa e il giudizio professionale, che rimangono elementi imprescindibili del processo decisionale (Provost & Fawcett, 2013). Analogamente, Janssen, Van der Voort e Wahyudi (2017) sostengono l'importanza dell'interazione tra molteplici fattori, tra cui la qualità dei dati, la governance delle informazioni, le competenze analitiche dei decisori e la capacità dell'organizzazione di trasformare i risultati delle analisi in azioni concrete. Ne consegue che la disponibilità di grandi quantità di dati non costituisce di per sé una garanzia di decisioni migliori (Provost & Fawcett, 2013; Janssen, Van der Voort & Wahyudi, 2017).

2.2.2 Capacità, opportunità e limiti dei sistemi informativi

Uno dei principali vantaggi riguarda la velocità con cui le informazioni possono essere raccolte, elaborate e rese disponibili ai decisori. La crescente digitalizzazione dei processi organizzativi e l'integrazione tra basi dati differenti consentono di ridurre significativamente il tempo necessario per trasformare dati grezzi in informazioni utilizzabili, rendendo possibile un processo più tempestivo e maggiormente coerente con la rapidità dei cambiamenti

ambientali (Chen, Chiang & Storey, 2012). La tempestività dell'informazione rappresenta un vantaggio enorme, in quanto permette di intervenire quando le alternative risultano ancora concretamente percorribili. Accanto alla rapidità, c'è un significativo miglioramento dell'accuratezza e della coerenza delle informazioni disponibili perché l'integrazione di dati provenienti da molteplici fonti riduce il rischio di errori derivanti da elaborazioni manuali, duplicazioni informative e incoerenze tra differenti archivi aziendali, costruendo una base più affidabile ma senza garantire automaticamente l'ottenimento di decisioni corrette (Sharda, Delen & Turban, 2024).

Un ulteriore elemento è la crescente capacità dei sistemi di integrare informazioni eterogenee, combinando dati interni all'organizzazione con informazioni provenienti dall'ambiente esterno. Le moderne piattaforme analitiche elaborano simultaneamente dati operativi, economico-finanziari, commerciali, logistici e ambientali, offrendo una rappresentazione più completa dei fenomeni organizzativi rispetto ai tradizionali sistemi di *reporting*, in modo da avere una visione integrata dei processi aziendali (Chen, Chiang & Storey, 2012). Anche le capacità predittive rientrano tra i benefici, per esempio, tecniche di forecasting, modelli predittivi e strumenti di analisi stimano l'evoluzione di variabili rilevanti per l'organizzazione, supportano attività di pianificazione della domanda, allocazione delle risorse, gestione dei rischi e definizione delle strategie per costruire scenari futuri da poter includere nella valutazione della decisione (Davenport & Harris, 2007; Sharda, Delen & Turban, 2024). La disponibilità di analisi sempre più tempestive, integrate e predittive contribuisce ad una riduzione dell'incertezza decisionale e dell'ambiguità informativa, confrontando alternative sulla base di evidenze empiriche e valutando con maggiore precisione le possibili conseguenze delle diverse opzioni decisionali, le cosiddette pratiche di *evidence-based* (Provost & Fawcett, 2013).

L'adozione di un approccio fondato sull'evidenza rende le organizzazioni capaci di sviluppare competenze analitiche avanzate così da poter conseguire vantaggi competitivi più sostenibili, migliorando le performance organizzative e la rapidità di risposta ai cambiamenti del contesto competitivo (Davenport e Harris, 2007). Una precisazione importante è che i benefici non sono automatici né privi di criticità: la crescente dipendenza dai dati e dagli strumenti analitici introduce nuove problematiche legate alla qualità delle informazioni, alla loro interpretazione, ai limiti cognitivi dei decisori e ai rischi derivanti da un utilizzo non

critico delle tecnologie, aspetti che costituiscono l'altra faccia dell'evoluzione dei sistemi informativi (DeLone & McLean, 2003; Janssen, Van der Voort & Wahyudi, 2017; Parasuraman & Manzey, 2010).

Il primo limite è la qualità del dato lungo diverse dimensioni, tra cui accuratezza, completezza, coerenza, tempestività, rilevanza e accessibilità. Altrimenti, informazioni incomplete, obsolete o incoerenti potrebbero compromettere l'intero processo decisionale, a prescindere dal livello di sofisticazione degli strumenti analitici impiegati (Wang & Strong, 1996). La centralità della qualità informativa trova ulteriore conferma nel modello di DeLone e McLean (1992; 2003), secondo cui il successo di un sistema informativo non può essere valutato esclusivamente sulla base delle sue caratteristiche tecnologiche. Gli autori individuano nella *Information Quality*, nella *System Quality* e nella *Service Quality* tre dimensioni fondamentali che influenzano la soddisfazione degli utenti, l'effettivo utilizzo del sistema e, in ultima analisi, i benefici organizzativi generati. Quando le informazioni risultano di scarsa qualità, il sistema presenta limitazioni funzionali o gli utenti non sono in grado di utilizzarlo efficacemente (DeLone & McLean, 2003). Accanto alla qualità dei dati, sorge il problema della interpretabilità delle informazioni prodotte dagli strumenti analitici. L'aumento della complessità dei modelli quantitativi e degli algoritmi rende infatti sempre più difficile comprendere il percorso attraverso cui gli output vengono generati. Il rischio non riguarda esclusivamente la correttezza tecnica dei risultati, ma anche la capacità dei decisori di interpretarli criticamente, valutarne la coerenza rispetto al contesto organizzativo e integrarli con conoscenze qualitative non immediatamente formalizzabili (Janssen, Van der Voort & Wahyudi, 2017). La disponibilità di analisi sofisticate non elimina la necessità del giudizio manageriale, che continua a svolgere un ruolo essenziale nell'interpretazione delle evidenze prodotte dai sistemi.

Nascono inoltre questioni relative alla governance: l'integrazione di informazioni provenienti da molteplici fonti rende necessario definire responsabilità, procedure e meccanismi di controllo capaci di garantire la qualità, la sicurezza e la corretta gestione dell'intero patrimonio informativo. L'assenza di adeguate pratiche di data governance possa compromettere la qualità delle decisioni tanto quanto la mancanza di dati, poiché informazioni scarsamente controllate, incoerenti o non adeguatamente documentate riducono l'affidabilità delle analisi e limitano la fiducia nei sistemi informativi (Janssen, Van der Voort

e Wahyudi, 2017). Strettamente collegate sono le problematiche relative alla privacy, alla protezione delle informazioni e alla conformità normativa. La crescente integrazione di dati personali, comportamentali e organizzativi richiede un equilibrio tra le opportunità offerte dall'analisi dei dati e la tutela dei diritti degli individui, rendendo la gestione delle informazioni un tema non soltanto tecnologico, ma anche organizzativo ed etico (Kitchin, 2014; Janssen, Van der Voort & Wahyudi, 2017).

Un'ulteriore criticità riguarda la possibile comparsa di *bias* nei sistemi analitici. Sebbene le tecnologie *data-driven* siano spesso percepite come strumenti oggettivi, bisogna ricordare che esse sono costruite su dati e se quest'ultimi sono incompleti, distorti o selezionati senza attenzione, possano produrre risultati sistematicamente sbilanciati, trasferendo nel sistema gli stessi limiti presenti nei dati utilizzati per alimentarlo (Janssen, Van der Voort & Wahyudi, 2017). Infine, si pone anche un problema di sostenibilità organizzativa: l'investimento richiesto per acquisire infrastrutture digitali, sviluppare competenze specialistiche, garantire la manutenzione dei sistemi e gestire volumi sempre maggiori di dati rende l'adozione di tali tecnologie un processo complesso, i cui benefici devono essere valutati in relazione ai costi economici, organizzativi e gestionali sostenuti dall'impresa (Janssen, Van der Voort & Wahyudi, 2017).

Nel loro insieme, opportunità e limiti evidenziano come il contributo dei sistemi informativi al decision-making dipenda dall'equilibrio tra capacità tecnologiche e capacità organizzative, ciò non implica che il processo decisionale possa essere interamente delegato ai sistemi. Anzi l'interazione tra decisore e tecnologia introduce nuove vulnerabilità cognitive, rendendo ancora più rilevante il ruolo dell'individuo nella supervisione e nell'interpretazione delle informazioni. L'automazione, pur migliorando l'efficienza operativa e riducendo il carico cognitivo associato alle attività ripetitive, può modificare il comportamento del decisore, generando nuove forme di dipendenza dai sistemi (Parasuraman e Manzey, 2010). Tra queste si colloca *l'automation bias*, ovvero la tendenza ad attribuire alle raccomandazioni generate dai sistemi un livello di affidabilità superiore rispetto a quello reale. Il decisore, se accetta automaticamente le indicazioni fornite dalla tecnologia, corre il rischio di ridurre la propria capacità di valutazione critica e di trasferire eventuali errori del sistema nella decisione finale (Parasuraman & Manzey, 2010). Un fenomeno strettamente collegato è quello della *automation complacency*, che descrive la progressiva riduzione dell'attenzione e

del monitoraggio umano nei confronti del funzionamento dei sistemi automatizzati. Quanto maggiore risulta l'affidabilità percepita della tecnologia, tanto minore tende a essere il controllo esercitato dal decisore, il quale potrebbe limitare la propria attività di verifica confidando eccessivamente nelle prestazioni del sistema. Questo potrebbe causare eventuali anomalie o risultati incoerenti rischiando, oltretutto, di non essere individuati tempestivamente (Parasuraman & Manzey, 2010).

Si configura anche il fenomeno dell'*overreliance*, ossia un affidamento eccessivo alle capacità dei sistemi di supporto. L'elevata disponibilità di analisi, simulazioni e raccomandazioni può indurre il decisore a sostituire progressivamente il proprio giudizio con quello della tecnologia, attribuendo ai risultati prodotti dai sistemi un carattere di oggettività che non sempre riflette la qualità dei dati, delle ipotesi e dei modelli utilizzati. Di conseguenza, la tecnologia rischia di diventare non soltanto uno strumento di supporto, ma il principale riferimento del processo decisionale, riducendo il contributo critico dell'esperienza e della competenza manageriale. Alla base di tali dinamiche si colloca il concetto di *trust*, ovvero il livello di fiducia che influenza il rapporto uomo-sistema. Un livello di fiducia insufficiente può infatti limitare l'utilizzo delle tecnologie e ridurne i potenziali benefici, mentre una fiducia eccessiva favorisce fenomeni di accettazione acritica delle raccomandazioni prodotte dai sistemi. L'obiettivo finale non è massimizzare la fiducia nella tecnologia, ma raggiungere un equilibrio che consenta al decisore di utilizzare i sistemi come strumenti di supporto mantenendo al tempo stesso un'adeguata capacità di controllo, interpretazione e responsabilità (Parasuraman & Manzey, 2010). Il contributo delle tecnologie al decision-making non consiste quindi nell'eliminare il giudizio umano, ma nel ridefinire le modalità attraverso cui esso viene esercitato, questo manterrà la medesima rilevanza anche con le successive evoluzioni dei sistemi di supporto, tra le quali l'Intelligenza Artificiale che ridefinirà in profondità il rapporto tra capacità computazionali e giudizio umano nel processo decisionale organizzativo.

2.3 Intelligenza Artificiale e ruolo nel decision-making process organizzativo

Tra le innovazioni che hanno maggiormente trasformato il rapporto tra tecnologia e decisione organizzativa, l'intelligenza artificiale occupa oggi una posizione centrale. La sua crescente

diffusione nei contesti manageriali ha ampliato le capacità dei sistemi informativi, estendendone il ruolo dalla semplice elaborazione delle informazioni al supporto di attività cognitive sempre più complesse. La sua origine viene generalmente ricondotta al *Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*, organizzato nel 1956 da John McCarthy insieme a Marvin Minsky, Nathaniel Rochester e Claude Shannon. In questa occasione compare per la prima volta l'espressione “*Artificial Intelligence*”, utilizzata per identificare un nuovo ambito di ricerca dedicato allo studio dei processi attraverso cui una macchina possa simulare aspetti dell'intelligenza umana, quali il ragionamento, l'apprendimento, la risoluzione dei problemi e l'utilizzo del linguaggio (McCarthy et al., 1956). Questo progetto segna la nascita di una disciplina scientifica autonoma, la cui definizione di sé è continuata ad evolvere nel tempo. Tra le formulazioni maggiormente condivise troviamo quella di Russell e Norvig che descrivono l'IA come sistemi in grado di percepire l'ambiente circostante, elaborare le informazioni disponibili e intraprendere azioni finalizzate al raggiungimento di determinati obiettivi tramite la progettazione di agenti intelligenti. Questa spiegazione dell'intelligenza artificiale non si limita alla semplice riproduzione del comportamento umano, ma la interpreta come la capacità di costruire sistemi che agiscono in modo razionale sulla base delle informazioni disponibili (Russell e Norvig, 2020).

L'evoluzione della letteratura ha inoltre condotto alla distinzione tra *Artificial Narrow Intelligence* (ANI), comunemente definita AI debole, e *Artificial General Intelligence* (AGI), o AI forte. La prima identifica sistemi sviluppati per svolgere compiti specifici all'interno di domini ben delimitati, come il riconoscimento di immagini, la classificazione di documenti o la previsione di eventi; la seconda rappresenta invece un obiettivo teorico, riferito alla possibilità di realizzare sistemi dotati di capacità cognitive generali comparabili a quelle dell'essere umano, in modo da essere in grado di affrontare problemi eterogenei (Russell & Norvig, 2020). Sebbene il dibattito sull'AGI abbia assunto crescente rilevanza negli ultimi anni, le applicazioni oggi diffuse nelle organizzazioni appartengono quasi esclusivamente alla categoria dell'*Artificial Narrow Intelligence* (Russell & Norvig, 2020).

Kaplan e Haenlein osservano che la storia dell'intelligenza artificiale può essere interpretata come una successione di fasi caratterizzate da differenti approcci tecnologici e metodologici. Dai primi sistemi simbolici fondati su regole logiche esplicite (*rule-based systems*), la ricerca si è poi orientata verso metodologie capaci di apprendere direttamente dai

dati, grazie all'aumento della potenza di calcolo e alla crescente disponibilità di grandi volumi di informazioni digitali. L'IA contemporanea è il risultato della convergenza tra sviluppo algoritmico, infrastrutture computazionali e disponibilità di dati, tutti elementi che hanno reso possibile il passaggio da sistemi programmati attraverso regole predefinite a sistemi capaci di migliorare le proprie prestazioni attraverso l'esperienza nel tentativo di riprodurre, supportare o estendere alcune delle principali capacità cognitive dell'essere umano (Russell & Norvig, 2020; Kaplan & Haenlein, 2019). Ragionamento, apprendimento, previsione, interpretazione delle informazioni e generazione di soluzioni sono alcune delle funzioni che accomunano le diverse evoluzioni della disciplina e che spiegano il crescente interesse verso il suo impiego nei processi decisionali organizzativi (Russell & Norvig, 2020; Davenport & Ronanki, 2018).

Come anticipato, questa evoluzione identifica un insieme eterogeneo di approcci e modelli sviluppati per risolvere problemi differenti. Nel corso degli anni, la disciplina ha dato origine a numerose tecniche, ciascuna caratterizzata da specifiche modalità di funzionamento, apprendimento, elaborazione delle informazioni e capacità applicative (Russell & Norvig, 2020; Kaplan & Haenlein, 2019). Tra queste assumono particolare rilevanza il *Machine Learning*, il *Deep Learning*, il *Natural Language Processing*, l'intelligenza artificiale predittiva e, più recentemente, i *Large Language Models* e l'intelligenza artificiale Generativa (Jordan & Mitchell, 2015; LeCun, Bengio & Hinton, 2015; Bommasani et al., 2021; Bubeck et al., 2023).

Il *Machine Learning* (ML), diversamente dai tradizionali sistemi basati su regole esplicitamente programmate con istruzioni predefinite da parte del programmatore, ha algoritmi che apprendono automaticamente relazioni e schemi direttamente dai dati, migliorando le proprie prestazioni attraverso l'esperienza, identificando regolarità statistiche che consentono al sistema di formulare previsioni, classificazioni o raccomandazioni sempre più accurate al crescere della quantità e della qualità dei dati disponibili (Jordan & Mitchell, 2015). All'interno del *Machine Learning* si colloca il *Deep Learning* (DL), una famiglia di algoritmi basata sulle *Artificial Neural Networks*, progettate per riprodurre in maniera semplificata il funzionamento delle reti neurali biologiche. Grazie all'impiego di architetture multilivello (*deep neural networks*), tali modelli sono in grado di affrontare problemi caratterizzati da elevata complessità, come il riconoscimento di immagini, la comprensione

del linguaggio naturale e l'elaborazione di grandi quantità di dati non strutturati (LeCun, Bengio & Hinton, 2015).

Lo sviluppo di tali tecniche ha favorito la diffusione di applicazioni specializzate in differenti ambiti cognitivi, come il *Natural Language Processing* (NLP), che comprende l'insieme delle metodologie finalizzate a consentire ai sistemi di comprendere, interpretare e generare il linguaggio umano. Attraverso il *Natural Language Processing* diventa possibile analizzare documenti, sintetizzare testi, estrarre informazioni rilevanti, tradurre contenuti e interagire con gli utenti mediante un linguaggio naturale, ampliando significativamente le possibilità di utilizzo dell'IA nei contesti organizzativi (Russell & Norvig, 2020). Parallelamente, la *Computer Vision* applica tecniche analoghe all'elaborazione di immagini e contenuti visivi, permettendo ai sistemi di riconoscere oggetti, persone, eventi o anomalie presenti in dati iconografici e video, con applicazioni che spaziano dal controllo della qualità industriale fino alla diagnostica per immagini (LeCun, Bengio & Hinton, 2015). Dal punto di vista delle finalità applicative, c'è un'ulteriore distinzione tra intelligenza artificiale predittiva e generativa. La prima utilizza modelli statistici e algoritmi di apprendimento automatico per stimare eventi futuri, individuare pattern ricorrenti, classificare informazioni e supportare attività di previsione sulla base dei dati storici disponibili (Jordan & Mitchell, 2015; Davenport & Ronanki, 2018). La seconda, invece, amplia le capacità dei sistemi intelligenti, consentendo non soltanto di analizzare informazioni esistenti, ma anche di produrre nuovi contenuti sotto forma di testi, immagini, codice, audio o altre rappresentazioni digitali coerenti con gli input ricevuti (Bommasani et al., 2021).

Gli studi più recenti si collocano proprio nell'ambito della *Generative AI*, resa possibile dallo sviluppo dei *Foundation Models* e dei *Large Language Models* (LLMs). I *Foundation Models* vengono pre-addestrati su enormi quantità di dati eterogenei e possono successivamente essere adattati a molteplici applicazioni differenti (Bommasani et al., 2021). I *Large Language Models* fanno parte di una categoria di *Foundation Models* specializzata nell'elaborazione del linguaggio naturale e sono oggi alla base dei principali sistemi conversazionali e delle applicazioni di *Generative AI*, grazie alla loro capacità di comprendere il contesto, sintetizzare informazioni, generare contenuti e sostenere interazioni complesse (Bubeck et al., 2023).

L'IA viene così presentata come un ecosistema di approcci complementari che differiscono per modalità di apprendimento, tipologia di dati elaborati e capacità cognitive simulate (Russell & Norvig, 2020; Kaplan & Haenlein, 2019). Ciò che accomuna tali sviluppi è la progressiva estensione delle funzioni affidabili nei contesti organizzativi, consentendole di supportare un numero crescente di attività che caratterizzano il processo decisionale (Davenport & Ronanki, 2018; Bommasani et al., 2021; Bubeck et al., 2023). Mentre gli approcci tradizionali di *Machine Learning* e *Deep Learning* prevedevano generalmente la progettazione di modelli per svolgere uno specifico compito, i *Foundation Models* vengono addestrati su enormi quantità di dati eterogenei per essere adattati ad un'ampia varietà di applicazioni differenti, mantenendo un'elevata capacità di generalizzazione. Oltre alla maggiore dimensione dei modelli, è diventato così possibile riutilizzare un'unica architettura per affrontare problemi molto diversi senza sviluppare un algoritmo dedicato per ciascuna applicazione (Bommasani et al., 2021).

All'interno di questa categoria vengono inseriti i *Large Language Models* (LLMs), modelli linguistici di grandi dimensioni progettati per apprendere le relazioni statistiche presenti nel linguaggio umano attraverso l'analisi di enormi collezioni di testi. Grazie al processo di addestramento, gli LLM sono in grado di comprendere il contesto semantico di una richiesta, sintetizzare informazioni, rispondere a domande, produrre testi coerenti, elaborare codice e svolgere numerose attività linguistiche senza essere stati esplicitamente programmati per ciascuna di esse, conferendo un'importante flessibilità operativa (Bommasani et al., 2021). Lo sviluppo dei *Foundation Models* ha inoltre favorito l'affermazione dell'intelligenza artificiale Generativa, sistemi capaci non soltanto di analizzare o classificare dati esistenti, ma anche di generare nuovi contenuti sotto forma di testi, immagini, audio, video o codice informatico, producendo output originali e contestualmente coerenti a partire dalle istruzioni fornite dall'utente (*prompt*) (Bommasani et al., 2021). I *Foundation Models* e gli LLM utilizzano la conoscenza appresa durante il pre-addestramento per costruire nuove rappresentazioni informative, sintetizzare contenuti provenienti da fonti differenti e generare risposte che non corrispondono semplicemente alla riproduzione dei dati osservati, ma derivano dall'elaborazione probabilistica delle relazioni apprese durante il processo di addestramento (Bommasani et al., 2021; Bubeck et al., 2023).

L'intelligenza artificiale può essere interpretata come la più recente evoluzione dei sistemi di supporto alle decisioni e si colloca in continuità con questo percorso evolutivo, estendendo le possibilità offerte dai sistemi di supporto grazie alla capacità di apprendere dai dati, riconoscere relazioni complesse, formulare previsioni e, nelle applicazioni più recenti, generare nuovi contenuti e nuove conoscenze (Power, 2002; Davenport & Ronanki, 2018).

Si distinguono tre principali ambiti di applicazione dell'IA nelle organizzazioni: *process automation*, orientata all'automazione di attività ripetitive; *cognitive insight*, finalizzata all'identificazione di pattern, previsioni e relazioni difficilmente individuabili attraverso le tradizionali tecniche analitiche; *cognitive engagement*, che comprende sistemi capaci di interagire con gli utenti mediante linguaggio naturale e supportare attività di comunicazione e assistenza decisionale. Tale classificazione evidenzia come il contributo dell'IA si estenda progressivamente dall'efficienza operativa fino al supporto diretto delle attività cognitive del decisore (Davenport & Ronanki, 2018).

Una prospettiva complementare viene proposta da Agrawal, Gans e Goldfarb, i quali interpretano l'IA come una tecnologia il cui principale contributo economico consiste nella drastica riduzione del costo della previsione. Secondo gli autori, gran parte delle decisioni manageriali può essere ricondotta ad un problema di previsione, ossia alla necessità di stimare eventi futuri, valutare probabilità o anticipare le conseguenze delle diverse alternative disponibili. L'IA incrementa significativamente la qualità e la rapidità di tali previsioni, ciò però non implica la completa automazione del processo decisionale: la previsione rappresenta soltanto una delle componenti della decisione, che continua a richiedere il contributo umano nella definizione degli obiettivi, nella valutazione delle preferenze, nell'interpretazione dei risultati e nell'assunzione della responsabilità della scelta (Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018).

2.3.1 Intelligenza Artificiale come supporto al decision-making process

Il contributo pratico dell'IA è rappresentato dalla possibilità di intervenire lungo diverse fasi del processo decisionale, contribuendo all'identificazione dei problemi, all'interpretazione delle informazioni disponibili, alla formulazione di previsioni, alla generazione di alternative e alla valutazione delle possibili conseguenze delle diverse opzioni decisionali (Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018; Davenport & Ronanki, 2018). Agrawal, Gans e Goldfarb pongono

una distinzione fondamentale tra previsione e decisione, la previsione, componente essenziale di numerose decisioni organizzative, comporta un dispendio di risorse che l'IA è in grado di ridurre drasticamente. La disponibilità di previsioni più rapide e accurate rende possibile valutare scenari alternativi, anticipare eventi futuri e ridurre l'incertezza che caratterizza molte decisioni manageriali (Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018). Analogamente Davenport e Ronanki (2018) sostengono che l'IA estende le capacità cognitive del decisore, che da sole non riescono gestire efficacemente attività che richiedono l'elaborazione di informazioni troppo numerose, eterogenee o complesse (Davenport & Ronanki, 2018).

L'intelligenza artificiale partecipa in maniera sempre più attiva alla costruzione del processo decisionale, contribuendo direttamente alla produzione della conoscenza necessaria per orientare il giudizio manageriale. Proprio questa capacità di intervenire su attività cognitive differenti spiega perché le applicazioni dell'IA risultino oggi estremamente eterogenee e distribuite lungo l'intero processo decisionale. Più che concentrarsi su una singola fase della decisione, può supportare il decisore lungo l'intero ciclo decisionale, estendendo progressivamente le funzioni tradizionalmente attribuite ai sistemi informativi e ai *Decision Support Systems* (Davenport & Ronanki, 2018).

Per analizzare nel dettaglio il ruolo dell'IA in relazione alle diverse fasi del *Decision Making Process* riprendiamo il modello processuale proposto da Simon. Nella fase di *Intelligence*, finalizzata all'identificazione del problema e alla raccolta delle informazioni rilevanti, l'IA consente di integrare dati provenienti da fonti eterogenee, monitorare continuamente l'ambiente interno ed esterno, individuare anomalie, riconoscere pattern ricorrenti e segnalare tempestivamente situazioni su cui intervenire (Davenport & Ronanki, 2018). Attraverso tecniche di *Machine Learning* e analisi predittiva, i sistemi intelligenti sono infatti in grado di individuare correlazioni e relazioni che difficilmente emergerebbero mediante l'analisi tradizionale dei dati, riducendo il tempo necessario per trasformare grandi volumi di informazioni in elementi utili alla comprensione del problema (Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018).

Nella fase di *Design*, durante la quale vengono formulate e sviluppate le possibili alternative decisionali, i sistemi intelligenti sintetizzano informazioni provenienti da molteplici fonti documentali, generano differenti scenari decisionali, simulano effetti di

strategie alternative, elaborano previsioni sull'evoluzione di specifici fenomeni e suggeriscono possibili opzioni coerenti con gli obiettivi dell'organizzazione (Davenport & Ronanki, 2018). Passando alla fase di *Choice*, l'IA rende il decisore maggiormente informato e strutturato, grazie agli algoritmi che possono confrontare simultaneamente numerose alternative, attribuire priorità, elaborare classifiche (*ranking*), stimare probabilità di successo e formulare raccomandazioni sulla base dei dati disponibili (Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018). Proseguendo con la fase di *Implementation*, nella quale i sistemi intelligenti possono monitorare l'attuazione delle decisioni, controllarne gli effetti nel tempo, rilevare eventuali scostamenti rispetto ai risultati attesi e fornire indicazioni utili per correggere nel breve periodo il corso dell'azione. Attraverso l'alimentazione dei meccanismi di *feedback* e apprendimento organizzativo, il processo decisionale assume un profilo sempre più dinamico e adattivo (Davenport & Ronanki, 2018). Bisogna precisare che la tecnologia non modifica la logica fondamentale della decisione organizzativa, quanto piuttosto la profondità e la rapidità con cui dati, informazioni e conoscenze possono essere raccolti, elaborati e trasformati in supporto alla scelta.

Il riconoscimento di pattern permette di individuare comportamenti ricorrenti, segmentare fenomeni complessi e rilevare anomalie che possono rappresentare segnali precoci di opportunità o criticità per l'organizzazione (Jordan & Mitchell, 2015; Davenport & Ronanki, 2018). Strettamente collegata è la capacità di previsione (*forecasting e prediction*) della probabilità che determinati eventi si verifichino e supportano la valutazione preventiva delle conseguenze associate alle diverse alternative decisionali (Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018). In ambito manageriale tali applicazioni trovano impiego, ad esempio, nella previsione della domanda, nella gestione delle risorse, nella valutazione dei rischi, nella manutenzione predittiva e nella pianificazione delle attività organizzative (Davenport & Ronanki, 2018). Oltre a prevedere scenari futuri, l'IA contribuisce anche ai processi di ottimizzazione. I sistemi analizzano simultaneamente un elevato numero di variabili, vincoli e possibili configurazioni operative al fine di individuare le soluzioni maggiormente coerenti con gli obiettivi definiti dall'organizzazione. L'ottimizzazione viene applicata, ad esempio, alla pianificazione della produzione, all'allocazione delle risorse, alla definizione dei turni di lavoro, alla logistica e alla gestione della *supply chain*, ambiti nei quali la complessità computazionale rende

particolarmente difficile individuare manualmente la soluzione più efficiente (Davenport & Ronanki, 2018).

Le più recenti applicazioni di *Generative Artificial Intelligence* hanno inoltre ampliato le capacità di sintesi e di generazione di contenuti. I *Large Language Models* consentono di integrare informazioni provenienti da fonti differenti, sintetizzare grandi quantità di documentazione, estrarre i principali elementi informativi e produrre testi coerenti con le richieste formulate dall'utente (Bommasani et al., 2021; Bubeck et al., 2023). Accanto alla sintesi documentale, c'è la generazione di scenari e alternative decisionali che avviene partendo dai dati disponibili e dagli obiettivi definiti dal decisore. I sistemi intelligenti possono formulare differenti ipotesi di intervento, proporre possibili strategie, simulare conseguenze alternative e supportare attività di brainstorming e problem solving. L'IA non individua automaticamente la soluzione ottimale, ma amplia il numero e la varietà delle opzioni considerate, contribuendo a migliorare la qualità dell'esplorazione decisionale e riducendo il rischio di limitare prematuramente il processo di ricerca delle alternative (Davenport & Ronanki, 2018; Bommasani et al., 2021). Infine, il *Natural Language Processing* e i *Large Language Models* hanno reso possibile elaborare richieste formulate in linguaggio umano, interpretarne il contesto e generare risposte coerenti. Essi operano come veri e propri interlocutori cognitivi, facilitando l'accesso alle informazioni e rendendo più naturale l'utilizzo delle tecnologie analitiche anche da parte di utenti privi di competenze specialistiche (Russell & Norvig, 2020; Bommasani et al., 2021).

Le capacità appena descritte trovano applicazione in un numero crescente di processi organizzativi, confermando come l'IA sia una risorsa trasversale capace di supportare attività decisionali eterogenee all'interno dell'impresa, grazie alla possibilità di adattare le medesime capacità analitiche e cognitive a problemi decisionali caratterizzati da obiettivi, dati e contesti differenti (Davenport & Ronanki, 2018).

Nell'ambito delle Risorse Umane, l'IA supporta attività quali lo screening dei candidati, la ricerca e selezione del personale, la pianificazione della forza lavoro, l'identificazione dei fabbisogni formativi e la previsione del turnover. Attraverso l'analisi di dati storici si possono individuare profili coerenti con le esigenze organizzative, stimare l'evoluzione della forza

lavoro e supportare decisioni relative alla gestione del capitale umano (Davenport & Ronanki, 2018).

Nel *Marketing*, l'IA viene impiegata per analizzare il comportamento dei consumatori, segmentare la clientela, personalizzare offerte e contenuti, prevedere la domanda e supportare la definizione delle strategie commerciali. Le capacità di *pattern recognition e forecasting* permettono di comprendere l'evoluzione delle preferenze dei clienti e di anticipare cambiamenti nei comportamenti di acquisto, migliorando la qualità delle decisioni relative al posizionamento, alla comunicazione e alla gestione della relazione con il cliente (Davenport & Ronanki, 2018).

Nelle *Operations* e nella *Supply Chain*, le applicazioni riguardano la pianificazione delle attività operative, la gestione delle scorte, l'ottimizzazione dei flussi logistici, il monitoraggio dei processi produttivi e la manutenzione predittiva. La possibilità di integrare dati provenienti da differenti fonti e di aggiornare continuamente le previsioni consente di migliorare l'efficienza operativa e di reagire con maggiore rapidità alle variazioni dell'ambiente competitivo (Davenport & Ronanki, 2018).

Nel settore *Finance*, i sistemi intelligenti supportano la valutazione del rischio, il rilevamento di frodi, l'analisi finanziaria, il credit scoring e la previsione delle performance economiche, all'elaborazione di scenari alternativi e alla simulazione delle possibili conseguenze associate alle diverse decisioni di investimento, aiutando le organizzazioni a gestire contesti caratterizzati da elevata incertezza (Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018; Davenport & Ronanki, 2018).

Infine, a livello di *Strategic Planning*, l'IA assume un ruolo importante nel supporto alle decisioni di lungo periodo, assistendo il management nella definizione degli obiettivi strategici e nella valutazione delle alternative disponibili, amplia la base informativa e analitica sulla quale viene costruito il giudizio (Davenport & Ronanki, 2018).

Sebbene l'IA offra innumerevoli vantaggi, la decisione richiede sempre l'intervento di un giudizio umano che traduca la previsione in scelta, un passaggio che gli autori definiscono esplicitamente irriducibile alla capacità computazionale del sistema (Agrawal, Gans e Goldfarb, 2018). Seguendo la stessa logica, Parasuraman e Manzey (2010) mettono in luce come l'introduzione di sistemi automatizzati nel processo decisionale non produca

automaticamente un miglioramento della performance complessiva, ma generi al contrario nuove vulnerabilità cognitive: *l'automation bias* (la tendenza a privilegiare acriticamente le indicazioni del sistema anche quando altre evidenze disponibili le contraddicono), *l'overreliance* (un eccessivo affidamento) e la *complacency* (una progressiva riduzione della vigilanza dell'operatore umano nei confronti di un sistema percepito come affidabile).

2.3.2 Human-AI decision making e modelli di collaborazione

L'interazione tra capacità computazionali e capacità umane, influenza notevolmente l'intero processo decisionale, soprattutto le tecniche di *Machine Learning e Generative AI* hanno reso evidente che l'IA partecipa attivamente allo svolgimento di numerose attività cognitive, modificando profondamente il ruolo del decisore all'interno delle organizzazioni (Jarrahi, 2018). Sorge, dunque, l'esigenza di definire il concetto di *Human-AI Collaboration*. Secondo Jarrahi persone e sistemi intelligenti possiedono competenze differenti ma complementari. L'intelligenza artificiale eccelle nell'elaborazione di grandi quantità di dati, nel riconoscimento di pattern complessi e nella formulazione di previsioni, mentre il decisore umano mantiene un vantaggio nelle attività che richiedono interpretazione del contesto, ragionamento causale, comprensione delle dinamiche sociali, valutazioni etiche, creatività e capacità di operare in situazioni caratterizzate da elevata ambiguità (Jarrahi, 2018). Coerentemente Wilson e Daugherty (2018) introducono il concetto di *Collaborative Intelligence* per descrivere una nuova forma di collaborazione tra persone e sistemi intelligenti, dove il vantaggio competitivo delle organizzazioni non dipenderà dalla semplice adozione dell'IA, ma dalla capacità di progettare processi nei quali esseri umani e algoritmi collaborino valorizzando i rispettivi punti di forza. L'IA assume così il ruolo di amplificatore delle capacità cognitive umane (Wilson e Daugherty, 2018). Questa concezione collaborativa viene ulteriormente sviluppata da Dellermann et al., che definiscono la *Human-AI Collaboration* come un processo di co-creazione nel quale persone e sistemi intelligenti contribuiscono con competenze differenti alla realizzazione di un obiettivo comune. L'efficacia della collaborazione dipende quindi anche dalla capacità di distribuire in modo appropriato attività, responsabilità e competenze tra attore umano e sistema intelligente,

rendendo la progettazione dell'interazione uomo-macchina un'azione necessaria per una corretta integrazione dei sistemi intelligenti (Dellermann et al., 2019).

Raisch e Krakowski (2021) introducono il concetto di *Automation–Augmentation Paradox*, una tensione apparente tra due strategie organizzative: da un lato *l'automation*, orientata a trasferire agli algoritmi attività precedentemente svolte dall'uomo; dall'altro *l'augmentation*, finalizzata ad ampliare le capacità cognitive del decisore attraverso il supporto delle tecnologie intelligenti (Raisch & Krakowski, 2021). Le attività caratterizzate da elevata ripetitività, regole decisionali stabili e ampia disponibilità di dati costituiscono il contesto nel quale l'automazione produce i maggiori benefici, consentendo di incrementare velocità, accuratezza ed efficienza operativa. Al contrario, le decisioni non strutturate, caratterizzate da ambiguità, informazioni incomplete, elevata complessità e necessità di interpretazione contestuale, continuano a richiedere un contributo determinante del decisore umano, il cui carico cognitivo può essere ridotto dall'IA mettendo a disposizione informazioni, simulazioni e raccomandazioni (Raisch & Krakowski, 2021). Il concetto di Collaborative Intelligence proposto da Wilson e Daugherty (2018) segue la stessa direzione: il vantaggio competitivo non deriva dall'automazione indiscriminata delle attività manageriali, ma dalla capacità di costruire forme di collaborazione nelle quali ciascun attore contribuisca secondo le proprie competenze distintive. (Wilson & Daugherty, 2018).

La questione più rilevante diventa quindi la distribuzione delle attività, responsabilità e autonomia tra decisore e sistema intelligente. Per rispondere a questa esigenza nascono i modelli di collaborazione che descrivono i differenti livelli di intervento dell'uomo nel processo decisionale assistito dall'IA, distinguendo configurazioni nelle quali il decisore mantiene un controllo diretto dell'intero processo da altre nelle quali il sistema opera con livelli di autonomia progressivamente più elevati. Una delle classificazioni maggiormente utilizzate distingue tre principali modalità di collaborazione: *Human-in-the-Loop* (HITL), *Human-on-the-Loop* (HOTL) e *Human-out-of-the-Loop* (HOOTL).

Nel modello *Human-in-the-Loop*, il decisore umano rimane costantemente coinvolto nelle fasi più rilevanti del processo come la selezione dell'alternativa finale e la responsabilità della decisione, mentre l'IA svolge prevalentemente attività di analisi, previsione, classificazione o formulazione di raccomandazioni. Questa configurazione rappresenta oggi

il modello maggiormente diffuso nei contesti organizzativi caratterizzati da decisioni strategiche, elevata incertezza o significative implicazioni etiche e sociali, in cui l'algoritmo opera come uno strumento di supporto cognitivo (Shneiderman, 2022; Amershi et al., 2019).

Nel modello Human-on-the-Loop, il sistema intelligente acquisisce un maggiore livello di autonomia operativa; infatti, formula o esegue decisioni in modo autonomo entro determinati limiti predefiniti, mentre il decisore umano mantiene una funzione di supervisione, monitorando il comportamento del sistema e intervenendo qualora emergano anomalie, errori o situazioni non previste. Il controllo umano non scompare, ma assume una natura strategica e di vigilanza, concentrandosi sulla verifica dell'affidabilità del sistema piuttosto che sull'esecuzione diretta delle singole decisioni (Shneiderman, 2022).

Il livello più elevato di autonomia è rappresentato dal modello Human-out-of-the-Loop, nel quale il sistema intelligente prende ed esegue autonomamente le decisioni senza un coinvolgimento diretto dell'essere umano durante il processo operativo. Il ruolo del decisore si limita generalmente alla progettazione iniziale del sistema, alla definizione delle regole di funzionamento e ad eventuali attività di controllo ex post. Sebbene tale configurazione possa risultare efficace per decisioni altamente strutturate e ripetitive, la letteratura porta all'attenzione come l'assenza di un controllo umano continuo sollevi rilevanti problematiche in termini di trasparenza, accountability, gestione delle eccezioni e affidabilità complessiva del processo decisionale (Shneiderman, 2022). La scelta della configurazione più appropriata dipende dalla natura della decisione, dal livello di rischio associato, dalla disponibilità di dati affidabili e dal grado di fiducia riposto nel sistema intelligente (Shneiderman, 2022; Amershi et al., 2019).

Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh (2019) propongono il concetto di *Organizational Decision-Making Structures*, sostenendo che l'intelligenza artificiale introduca nuove configurazioni decisionali nelle quali persone e algoritmi condividono competenze e attività cognitive al contrario delle tradizionali strutture decisionali, fondate sull'intervento esclusivo dell'essere umano (Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh, 2019). Vengono individuate tre differenti *decision structures*. La prima è rappresentata dalle *Human Decision Structures*, nelle quali tutte le attività decisionali rimangono affidate ai decisori umani e l'IA svolge una funzione marginale di supporto informativo. La seconda comprende le *AI Decision Structures*,

caratterizzate da un'elevata autonomia del sistema intelligente, che assume direttamente lo svolgimento delle principali attività decisionali sulla base di modelli algoritmici e criteri predefiniti. Tra questi due estremi si collocano le *Hybrid Decision Structures*, nelle quali uomo e IA collaborano durante il processo decisionale distribuendosi differenti attività in funzione delle rispettive competenze (Shrestha, Ben-Menahem & von Krogh, 2019). L'elemento innovativo del modello è l'introduzione della *joint decision making* ovvero che nelle configurazioni ibride la decisione rappresenta il risultato di un processo collaborativo nel quale uomo e intelligenza artificiale contribuiscono in momenti differenti e con competenze differenti alla costruzione dell'esito finale (Shrestha, Ben-Menahem & von Krogh, 2019).

Questa trasformazione rende evidente come l'efficacia della *Human-AI Collaboration* non dipenda esclusivamente dalle caratteristiche tecnologiche dell'IA, ma anche dalle condizioni organizzative e individuali che ne favoriscono l'accettazione e l'integrazione nei processi aziendali. Diventa pertanto necessario comprendere quali fattori influenzino l'adozione dell'IA all'interno delle organizzazioni e in che modo essi condizionino la costruzione di una collaborazione realmente efficace tra decisori e sistemi intelligenti (Dellermann et al., 2019; Raisch & Krakowski, 2021; Shrestha, Ben-Menahem & von Krogh, 2019).

2.3.3 Driver per l'adozione e integrazione dell'IA nelle organizzazioni

A fronte di tecnologie sempre più mature e di benefici ampiamente documentati dalla letteratura, molte organizzazioni incontrano tuttora rilevanti difficoltà nell'integrare stabilmente l'IA nei propri processi decisionali, confermando come la mera disponibilità della tecnologia non costituisca una condizione sufficiente per la sua effettiva adozione (Marocco, Barbieri & Talamo, 2024; Romeo, 2025). Per comprendere i meccanismi che guidano l'adozione delle innovazioni all'interno delle organizzazioni, la letteratura sui sistemi informativi si è storicamente avvalsa di modelli consolidati sull'accettazione tecnologica. Tra i principali riferimenti teorici figura originariamente il *Technology Acceptance Model* (TAM), sviluppato da Davis (1989) per studiare l'adozione delle tecnologie informatiche tradizionali. Il modello postula che l'intenzione d'uso di una tecnologia sia guidata prevalentemente da due

determinanti cognitive: la *perceived usefulness*, ossia la percezione che lo strumento migliori la performance lavorativa, e la *perceived ease of use*, ovvero la facilità d'uso percepita dall'utente (Davis, 1989).

Sebbene il TAM sia stato originariamente sviluppato per spiegare l'adozione dei sistemi informativi, esso continua a rappresentare uno dei principali fondamenti teorici anche nello studio dell'intelligenza artificiale grazie a riadattamenti specifici. Numerose ricerche evidenziano come i manager risultino maggiormente propensi ad adottare strumenti basati sull'IA quando ne percepiscono un concreto contributo al miglioramento della qualità delle decisioni, alla riduzione dei tempi di analisi e al supporto delle attività lavorative, mentre una limitata comprensione del funzionamento dei sistemi o una percezione di elevata complessità tendono a ridurre significativamente l'accettazione (Cao et al., 2021; Marocco, Barbieri & Talamo, 2024).

Eppure, la crescente diffusione di tecnologie sempre più articolate ha evidenziato i limiti di un modello fondato prevalentemente sulle percezioni individuali. L'adozione dell'IA si dimostra influenzata anche da fattori sociali, organizzativi e contestuali che eccedono le variabili considerate dal TAM. Con l'obiettivo di superare tale frammentazione teorica e comprendere il ruolo del contesto organizzativo, Venkatesh et al. propongono la *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT), che unifica i principali modelli di *technology acceptance* fino ad allora sviluppati nell'ambito dei sistemi informativi. Secondo la teoria, l'intenzione di utilizzare una tecnologia è determinata da quattro costrutti fondamentali: la *performance expectancy*, ossia la convinzione che la tecnologia migliori i risultati lavorativi; l'*effort expectancy*, relativa alla facilità percepita di utilizzo; la *social influence*, che riflette l'influenza esercitata da colleghi, superiori e contesto organizzativo; e le *facilitating conditions*, riferite alla disponibilità di infrastrutture, risorse e supporto organizzativo necessari per un utilizzo efficace della tecnologia (Venkatesh et al., 2003). La UTAUT, formulata originariamente per le tecnologie informatiche d'impresa tradizionali, fornisce la cornice analitica su cui la letteratura più recente si è basata per indagare l'adozione dell'IA in sanità. La disponibilità di competenze adeguate, il sostegno del management, la presenza di una cultura favorevole all'innovazione e la percezione di un concreto valore aggiunto influenzano in misura determinante la propensione dei decisori ad integrare l'IA nelle proprie attività (Cao et al., 2021; Marocco, Barbieri & Talamo, 2024).

Sebbene TAM e UTAUT offrano un'importante chiave interpretativa dei comportamenti individuali, essi mirano a spiegare i fattori che guidano l'accettazione o il rifiuto di una tecnologia, nonostante l'adozione dell'IA nelle organizzazioni rappresenti un fenomeno più ampio, che coinvolge non soltanto gli individui, ma anche caratteristiche strutturali, infrastrutture tecnologiche, disponibilità di dati, competenze e processi organizzativi. Per questo motivo, i modelli di *Technology Acceptance* sono stati successivamente affiancati da prospettive teoriche orientate ad approfondire i fattori organizzativi che ne condizionano l'adozione (Tornatzky & Fleischer, 1990).

Affinché l'intelligenza artificiale possa essere efficacemente implementata e integrata nei processi decisionali è necessario che l'organizzazione sia in grado di creare le condizioni necessarie, da qui viene introdotto il concetto di *organizational readiness* che delinea il livello di preparazione organizzativa rispetto all'introduzione e all'utilizzo dell'IA (Hirtranusi et al., 2025; Heimberger, Horvat & Schultmann, 2024). Per interpretare codesto fenomeno Tornatzky e Fleischer sviluppano il Technology–Organization–Environment Framework (TOE). A differenza dei modelli di Technology Acceptance, focalizzati prevalentemente sulle percezioni individuali, il TOE interpreta l'adozione come il risultato dell'interazione tra tre dimensioni complementari: il *contesto tecnologico*, che comprende le caratteristiche delle tecnologie disponibili e delle infrastrutture digitali; il *contesto organizzativo*, relativo a risorse, competenze, struttura e cultura dell'impresa; e il *contesto ambientale*, che include pressioni competitive, regolamentazione e dinamiche del settore di riferimento (Tornatzky & Fleischer, 1990).

L'applicazione del TOE all'IA evidenzia come il successo dell'adozione dipenda soprattutto dalla capacità dell'organizzazione di sviluppare un ecosistema coerente all'interno del quale la tecnologia possa produrre valore. Le più recenti revisioni sistematiche mostrano infatti una significativa convergenza nell'individuare alcuni fattori organizzativi ricorrenti che influenzano l'efficacia dell'implementazione dell'IA, indipendentemente dal settore di applicazione (Romeo, 2025; Heimberger, Horvat & Schultmann, 2024; Hirtranusi et al., 2025). Tra questi, troviamo la qualità e la disponibilità dei dati. I sistemi di IA apprendono dai dati e la loro capacità di produrre analisi affidabili dipende direttamente dalla completezza, accuratezza, coerenza e rappresentatività delle informazioni utilizzate durante le fasi di addestramento e funzionamento. Dati incompleti, non aggiornati o caratterizzati da errori

sistematici compromettono inevitabilmente la qualità delle raccomandazioni generate, limitando il contributo dell'IA al processo decisionale (Romeo, 2025; Heimberger, Horvat & Schultmann, 2024).

Ulteriore fattore estremamente rilevante è la presenza di un'adeguata infrastruttura tecnologica, dal momento che l'integrazione dell'IA richiede piattaforme digitali interoperabili, adeguata capacità computazionale, sistemi informativi integrati e architetture in grado di supportare l'elaborazione di grandi volumi di dati in tempi compatibili con le esigenze decisionali dell'organizzazione. In assenza di tali condizioni, anche algoritmi particolarmente sofisticati difficilmente riescono a generare benefici concreti nei processi aziendali (Hirtranusi et al., 2025; Romeo, 2025).

Anche la diffusione di competenze digitali e analitiche tra manager e decisori chiamati a interpretare criticamente gli output prodotti dagli algoritmi assumono un ruolo chiave nel processo di adozione. L'efficacia dell'IA dipende quindi dalla capacità dell'organizzazione di sviluppare competenze complementari che consentano di integrare conoscenze tecnologiche, manageriali e decisionali (Heimberger, Horvat & Schultmann, 2024; Romeo, 2025).

La cultura organizzativa, intesa come l'insieme di valori, pratiche e atteggiamenti che influenzano il rapporto dell'organizzazione con l'innovazione, quando comprende apertura al cambiamento, sperimentazione, apprendimento continuo e condivisione della conoscenza, tende a favorire una più rapida integrazione dell'IA. Viceversa, culture fortemente orientate al mantenimento delle pratiche consolidate manifestano generalmente maggiori resistenze all'introduzione di sistemi intelligenti nei processi decisionali (Romeo, 2025; Heimberger, Horvat & Schultmann, 2024).

Infine, la letteratura evidenzia come l'adozione dell'IA richieda un'efficace governance dell'implementazione. L'introduzione di sistemi intelligenti rappresenta infatti un processo di trasformazione organizzativa che necessita di una chiara definizione delle responsabilità, del coordinamento tra funzioni aziendali, di adeguate politiche di gestione dei dati e di meccanismi di monitoraggio capaci di garantire affidabilità, trasparenza e coerenza nell'utilizzo della tecnologia (Romeo, 2025; Hirtranusi et al., 2025).

Questi contributi mostrano come la preparazione organizzativa rappresenti una condizione necessaria affinché l'IA possa essere effettivamente integrata nei processi

decisionali (Romeo, 2025; Heimberger, Horvat & Schultmann, 2024; Hirtranusi et al., 2025). In alcuni casi, anche organizzazioni caratterizzate da elevata maturità digitale potrebbero incontrare difficoltà qualora i decisori sviluppino diffidenza nei confronti degli algoritmi, attribuiscono loro un'eccessiva fiducia o ne percepiscano il funzionamento come poco comprensibile (Dietvorst, Simmons & Massey, 2015; Logg, Minson & Moore, 2019; Glikson & Woolley, 2020). L'adozione dell'IA dipende quindi anche da fattori di natura individuale e relazionale, che influenzano il modo in cui le persone costruiscono il proprio rapporto con i sistemi intelligenti e ne determinano il reale utilizzo nelle attività decisionali, questi fattori sono stati denominati *human factors* (Cao et al., 2021; Glikson & Woolley, 2020; Marocco, Barbieri & Talamo, 2024).

Tra questi, figura il *trust* (fiducia), inteso come la propensione del decisore ad affidarsi alle raccomandazioni prodotte dal sistema intelligente in condizioni caratterizzate da incertezza e vulnerabilità (Glikson & Woolley, 2020). La fiducia nei confronti dell'IA non rappresenta una caratteristica stabile dell'individuo, ma il risultato di una valutazione continua nella quale convergono molteplici elementi, tra cui l'affidabilità percepita del sistema, la qualità dei risultati prodotti, la trasparenza del funzionamento e l'esperienza maturata durante l'interazione. Un livello adeguato di *trust* favorisce l'integrazione, mentre una fiducia insufficiente o eccessiva la potrebbe compromettere (Glikson & Woolley, 2020).

Uno dei fenomeni maggiormente studiati è la *algorithm aversion*, ossia la tendenza a preferire il giudizio umano anche quando gli algoritmi dimostrano prestazioni superiori; infatti, si nota una tendenza a perdere rapidamente fiducia nei sistemi algoritmici dopo aver osservato anche un singolo errore, manifestando una severità di giudizio significativamente maggiore rispetto a quella riservata agli errori commessi dagli esseri umani. Tale comportamento limita la disponibilità ad affidarsi agli algoritmi anche in contesti nei quali essi garantiscono livelli di accuratezza superiori (Dietvorst, Simmons & Massey, 2015).

Successivamente, Logg, Minson e Moore propongono il concetto di *algorithm appreciation*. Gli autori dimostrano come gli individui possano invece preferire le raccomandazioni algoritmiche quando ne comprendono il valore aggiunto e quando il sistema viene percepito come uno strumento di supporto piuttosto che di sostituzione del giudizio umano. L'accettazione dell'IA dipende quindi non soltanto dalle prestazioni dell'algoritmo,

ma anche dalle modalità attraverso cui esso viene presentato, integrato nel processo decisionale e percepito dagli utilizzatori (Logg, Minson & Moore, 2019).

La preferenza di raccomandazioni algoritmici, se eccessiva, potrebbe portare al fenomeno di *overreliance*, ovvero quando il decisore sviluppa un livello di fiducia eccessivo nei confronti del sistema intelligente, accettandone le raccomandazioni in maniera acritica e riducendo progressivamente il monitoraggio del processo decisionale. Un comportamento simile può determinare errori particolarmente rilevanti, soprattutto nei contesti caratterizzati da elevata complessità o da informazioni incomplete, nei quali il contributo del giudizio umano rimane essenziale per interpretare correttamente gli output prodotti dall'IA (Parasuraman & Manzey, 2010; Glikson & Woolley, 2020).

Per questo motivo, si individua l'*explainability*, cioè la possibilità di comprendere i criteri attraverso cui un algoritmo produce una determinata raccomandazione così da favorire un rapporto equilibrato tra decisori e sistemi intelligenti. Questo porta ad un aumento della trasparenza del processo decisionale, alla facilitazione della valutazione critica degli output e alla costruzione di una fiducia più consapevole nei confronti dell'IA. Assume un ruolo fondamentale per il successo dell'adozione, la capacità del sistema di rendere interpretabili i propri risultati e consentire al decisore di comprenderne le logiche sottostanti (Cao et al., 2021; Marocco, Barbieri & Talamo, 2024).

Tutti questi contributi confluiscono nel considerare l'IA non solo come una tecnologia, ma come un cambiamento capace di ridefinire il rapporto tra persone, tecnologie e processi decisionali, una vera e propria trasformazione radicale (Glikson & Woolley, 2020; Raisch & Krakowski, 2021; Marocco, Barbieri & Talamo, 2024).

2.3.4 Implicazioni organizzative dell'Intelligenza Artificiale

Questa trasformazione coinvolge strutture organizzative, processi di lavoro, relazioni professionali e modalità attraverso cui vengono assunte le decisioni, per questo motivo si interpreta, sempre più frequentemente, l'IA come una *General-Purpose Technology*, ossia una tecnologia trasversale capace di modificare simultaneamente molteplici dimensioni dell'organizzazione. È un vero e proprio processo di *organizational change* che consiste nella

progressiva ridefinizione del modo in cui le attività vengono distribuite tra individui e sistemi intelligenti, coinvolgendo persone, competenze, ruoli e modelli decisionali (Raisch & Krakowski, 2021; Faraj, Pachidi & Sayegh, 2020). Come evidenziano Faraj, Pachidi e Sayegh, l'IA modifica la natura stessa del lavoro organizzativo, introducendo nuove forme di coordinamento tra capacità computazionali e competenze umane, nuove modalità di produzione della conoscenza e nuovi meccanismi di supporto. L'organizzazione è quindi chiamata a ripensare procedure operative, flussi informativi, responsabilità decisionali e relazioni tra le diverse funzioni aziendali (Faraj, Pachidi & Sayegh, 2020).

Meritevole di attenzione è il ruolo della *leadership* che sia orientata alla promozione dell'innovazione tecnologica, ma soprattutto a guidare la trasformazione organizzativa che essa comporta. I leader sono chiamati a definire una visione condivisa del cambiamento, a favorire la diffusione di nuove competenze, a coordinare l'integrazione tra sistemi intelligenti e attività umane e gestire le inevitabili incertezze generate dall'adozione di tecnologie che modificano modalità consolidate di lavoro (Faraj, Pachidi & Sayegh, 2020; Raisch & Krakowski, 2021). Il successo dell'implementazione dell'IA dipende sempre più dalla capacità manageriale di accompagnare l'organizzazione lungo un percorso di apprendimento continuo dove sono richiesti interventi coordinati su persone, processi e cultura aziendale, il cosiddetto *change management*. Sicché diventano centrali attività quali la comunicazione degli obiettivi del cambiamento, la formazione continua, il coinvolgimento dei lavoratori e la costruzione di un clima organizzativo favorevole alla sperimentazione. In assenza di tali condizioni, anche tecnologie particolarmente avanzate possono incontrare significative difficoltà di integrazione nei processi decisionali quotidiani (Faraj, Pachidi & Sayegh, 2020; Kellogg, Valentine & Christin, 2020).

Un ruolo altrettanto importante è svolto dalla cultura organizzativa. L'intelligenza artificiale introduce infatti modalità di lavoro basate sulla condivisione dei dati, sull'interazione continua tra competenze differenti e su processi decisionali sempre più supportati dall'analisi algoritmica. Organizzazioni caratterizzate da apertura all'innovazione, apprendimento continuo, collaborazione interdisciplinare e disponibilità alla sperimentazione risultano generalmente più predisposte a integrare efficacemente tali tecnologie. Al contrario, culture organizzative fortemente orientate al mantenimento delle pratiche consolidate, caratterizzate da elevata avversione al rischio o da una limitata propensione alla condivisione

delle informazioni, tendono a ostacolare il processo di trasformazione richiesto dall'IA (Faraj, Pachidi & Sayegh, 2020; Kellogg, Valentine & Christin, 2020).

Tra le conseguenze più rilevanti emerge inoltre il fenomeno della *professional identity threat*. Pachidi, Berends, Faraj e Huysman mostrano come l'integrazione di tecnologie algoritmiche non si limiti a modificare le attività lavorative, ma metta progressivamente in discussione il significato stesso delle professioni. Molte competenze, quali l'esperienza, il giudizio esperto, l'intuizione o la capacità di interpretare situazioni complesse, tradizionalmente costituivano la principale fonte di autorevolezza professionale, oggi però vengono affiancate o parzialmente sostituite da sistemi intelligenti in grado di produrre raccomandazioni, analisi e previsioni con elevati livelli di accuratezza. La minaccia percepita riguarda quindi, oltre la possibile sostituzione di alcune attività, anche la ridefinizione dell'identità professionale, del riconoscimento sociale e del valore attribuito alle competenze umane all'interno dell'organizzazione (Pachidi et al., 2021).

Il fenomeno appena descritto potrebbe essere una delle cause che genera la resistenza al cambiamento, insieme a una limitata alfabetizzazione digitale, a una naturale opposizione all'innovazione tecnologica. Come osservano Kellogg, Valentine e Christin, ogni innovazione algoritmica modifica anche i meccanismi di controllo organizzativo, redistribuisce l'accesso alle informazioni e ridefinisce le relazioni tra autonomia professionale e supervisione tecnologica. La gestione della resistenza richiede interventi che vadano oltre la semplice implementazione tecnica, coinvolgendo aspetti culturali, organizzativi e relazionali (Kellogg, Valentine e Christin, 2020).

Le trasformazioni organizzative descritte nel paragrafo precedente si riflettono inevitabilmente anche sul lavoro delle persone, portando ad una ridefinizione dei ruoli professionali e delle competenze richieste ai lavoratori. Si arriva così alla definizione della *Human-AI Workforce*, ovvero la collaborazione tra capacità computazionali e competenze umane in cui l'IA tende ad assumere il ruolo di collaboratore cognitivo, capace di affiancare il lavoratore nello svolgimento di attività che richiedono elaborazione di grandi quantità di informazioni, generazione di contenuti, ricerca documentale, analisi di scenari e supporto alla formulazione delle decisioni. Le persone mantengono invece le attività che richiedono

capacità interpretative, giudizio contestuale, creatività e responsabilità decisionale (Raisch & Krakowski, 2021; Brynjolfsson, Li & Raymond, 2023).

Brynjolfsson, Li e Raymond confermano quanto appena descritto, analizzando l'introduzione di sistemi di *GenAI* in contesti organizzativi reali e mostrano come l'IA possa incrementare significativamente la produttività individuale, ridurre i tempi di esecuzione delle attività e migliorare la qualità degli output, soprattutto per i lavoratori meno esperti (Li & Raymond, 2023). Analogamente, l'esperimento condotto da Noy e Zhang rileva come l'utilizzo della *GenAI* consenta ai knowledge workers di completare attività professionali in tempi inferiori e con risultati qualitativamente migliori rispetto ai metodi tradizionali. Gli autori osservano inoltre una riduzione della variabilità delle performance individuali, suggerendo che l'IA possa contribuire ad attenuare le differenze tra lavoratori con livelli di esperienza differenti (Noy & Zhang, 2023).

Parallelamente, viene ridefinito anche il concetto di autonomia lavorativa che può aumentare con l'introduzione dell'AI, rendendo disponibili informazioni, simulazioni e strumenti analitici precedentemente riservati a figure altamente specializzate. Al tempo stesso, vengono introdotte nuove modalità di coordinamento delle attività: algoritmi che suggeriscono priorità operative, formulano raccomandazioni, monitorano indicatori di performance o standardizzano alcune fasi del processo decisionale possono infatti orientare il comportamento dei lavoratori e ridurre gli spazi di discrezionalità nelle attività maggiormente strutturate (Faraj, Pachidi & Sayegh, 2020; Kellogg, Valentine & Christin, 2020).

La crescente partecipazione dell'IA ai processi decisionali rende la governance dei sistemi intelligenti una questione centrale per le organizzazioni. Quanto più gli algoritmi contribuiscono alla costruzione delle decisioni, tanto più diventa necessario garantirne affidabilità, trasparenza, comprensibilità e coerenza con i valori organizzativi. In risposta a questa esigenza, si è sviluppato il concetto di *Responsible Artificial Intelligence*, inteso come l'insieme di principi, pratiche e strumenti finalizzati a promuovere uno sviluppo e un utilizzo dell'IA eticamente sostenibile, sicuro e responsabile (Raisch & Krakowski, 2021; Dell'Acqua et al., 2023; Dignum, 2019; Floridi & Cows, 2019).

Data l'importanza attribuita alla governance dell'IA aumenta la diffusione di veri e propri quadri di riferimento sviluppati da governi, organizzazioni internazionali e imprese.

Analizzando oltre ottanta linee guida pubblicate a livello mondiale, Jobin, Ienca e Vayena evidenziano una significativa convergenza attorno ad alcuni principi condivisi, quali trasparenza, responsabilità, equità, tutela della privacy e supervisione umana, oggi considerati elementi essenziali per uno sviluppo affidabile dell'IA (Jobin, Ienca & Vayena, 2019). Uno dei contributi maggiormente riconosciuti sono le *Ethics Guidelines for Trustworthy AI* pubblicate dalla High-Level Expert Group on Artificial Intelligence della Commissione Europea, che identificano sette requisiti fondamentali per uno sviluppo affidabile dell'AI: supervisione umana, robustezza tecnica e sicurezza, tutela della privacy e governance dei dati, trasparenza, diversità e non discriminazione, benessere sociale e ambientale, accountability (European Commission High-Level Expert Group on AI, 2019). Coerentemente con questa impostazione, Floridi e Cowls (2019) propongono un framework etico che interpreta la governance dell'IA come un equilibrio tra innovazione tecnologica e tutela dei valori fondamentali della società. Riprendendo i principi della bioetica e adattandoli ai sistemi intelligenti, gli autori individuano cinque dimensioni fondamentali: la beneficenza, intesa come la capacità dell'IA di generare valore e migliorare il benessere individuale e collettivo; la non maleficenza, volta a prevenire danni, discriminazioni e conseguenze indesiderate; l'autonomia, che richiede di preservare la capacità di esercitare un controllo significativo sulle decisioni supportate dagli algoritmi; la giustizia, riferita all'equità, alla non discriminazione e alla distribuzione dei benefici prodotti dall'AI; infine l'esplicabilità, considerata una condizione indispensabile affinché le decisioni algoritmiche possano essere comprese, verificate e contestate quando necessario (Floridi & Cowls, 2019).

Una delle principali criticità riguarda la presenza di *bias* algoritmici, ovvero delle possibili distorsioni, che se già presenti nei dataset utilizzati durante l'addestramento, possono essere apprese dai sistemi intelligenti e possono riprodurle o amplificarle. Decisioni apparentemente neutre possono quindi generare effetti discriminatori nei confronti di individui o gruppi sociali, soprattutto quando i dati riflettono disuguaglianze storiche o campioni non rappresentativi della realtà (Dignum, 2019; Floridi & Cowls, 2019).

Un secondo tema centrale riguarda la cosiddetta *black box*, cioè tutti quei i passaggi logici attraverso cui il sistema produce gli output. Molti modelli di IA, in particolare quelli basati su *Deep Learning* e *Large Language Models*, producono risultati altamente accurati senza rendere esplicito il percorso utilizzato. Questa limitata interpretabilità può ridurre la

fiducia dei decisori, ostacolare la verifica delle raccomandazioni prodotte dal sistema e rendere difficile attribuire responsabilità in caso di errore (Rai, 2020). Per questo assume crescente importanza il paradigma della *Explainable Artificial Intelligence* (XAI), finalizzato a sviluppare sistemi capaci non soltanto di generare previsioni accurate, ma anche di fornire spiegazioni comprensibili delle proprie raccomandazioni, favorendo così una collaborazione più efficace tra uomo e algoritmo (Rai, 2020).

Accanto alla trasparenza assumono particolare rilievo anche i temi della *privacy*, della *sicurezza* e della *robustezza* dei sistemi intelligenti. L'utilizzo dell'IA richiede infatti l'elaborazione di grandi quantità di dati, spesso caratterizzati da elevata sensibilità, rendendo indispensabile garantire adeguati livelli di protezione delle informazioni, prevenire utilizzi impropri dei dati e assicurare che i sistemi mantengano prestazioni affidabili anche in presenza di dati incompleti, anomalie o tentativi di manipolazione (European Commission High-Level Expert Group on AI, 2019; Dignum, 2019). Parallelamente, la crescente autonomia degli algoritmi rende necessario definire chi sia responsabile delle decisioni assistite dall'IA, introducendo il tema dell'*accountability*, la chiara attribuzione delle responsabilità tra sviluppatori, organizzazioni e decisori umani (Floridi & Cows, 2019).

2.4 Intelligenza artificiale nel management sanitario

Il quadro teorico sviluppato nei paragrafi precedenti ha evidenziato come il contributo dell'IA ai processi decisionali non possa essere interpretato indipendentemente dal contesto organizzativo nel quale essa viene adottata. Per questa ragione, dopo aver delineato le principali prospettive teoriche e il ruolo nel decision-making organizzativo, la rassegna restringe progressivamente il proprio campo di analisi, passando dal contesto organizzativo generale a quello sanitario. Il settore sanitario rappresenta un contesto particolarmente significativo sotto questo profilo, poiché le organizzazioni sanitarie operano in ambienti caratterizzati da elevata complessità, forte intensità informativa, pluralità di attori coinvolti e decisioni che richiedono un continuo equilibrio tra diversi vincoli normativi e responsabilità organizzative (Agarwal et al., 2010; Mesko et al., 2017; World Health Organization, 2021). All'interno di questo scenario, è opportuno distinguere la dimensione clinico-assistenziale da quella manageriale. La letteratura sull'intelligenza artificiale in sanità si è sviluppata

prevalentemente attorno alle applicazioni diagnostiche, terapeutiche e di supporto alle decisioni cliniche (Jiang et al., 2017; Topol, 2019), solo recentemente è aumentato l'interesse verso l'impiego a supporto delle decisioni organizzative e gestionali (Davenport & Kalakota, 2019; Reddy et al., 2020; Alves et al., 2024). Alla luce di tali considerazioni, il presente paragrafo analizza le principali evidenze della letteratura con riferimento esclusivo al management sanitario, approfondendo le caratteristiche del processo decisionale, il percorso di trasformazione digitale, le modalità di impiego nelle attività manageriali e le principali implicazioni organizzative che ne derivano.

2.4.1 Decision-making process del management sanitario

Il management sanitario si colloca all'interno di un contesto organizzativo nel quale le decisioni devono tenere simultaneamente conto di obiettivi differenti e, talvolta, difficilmente conciliabili. Nonostante le difficoltà, deve essere garantita la qualità e la sicurezza dell'assistenza, mantenere la sostenibilità economica delle proprie attività e rispondere a vincoli istituzionali e regolamentari (Agarwal et al., 2010; Mesko et al., 2017; World Health Organization, 2021). La complessità del processo decisionale deriva anche dalla pluralità di soggetti che partecipano, direttamente o indirettamente, alla gestione: direzione sanitaria, management amministrativo, professionisti sanitari, personale tecnico e amministrativo, istituzioni pubbliche e pazienti possono essere portatori di interessi, responsabilità e criteri di valutazione differenti (Agarwal et al., 2010; World Health Organization, 2021). Un ulteriore elemento di complessità è rappresentato dalla necessità di conciliare la qualità delle cure con la sostenibilità del sistema sanitario, ovvero mantenere nel tempo servizi accessibili, sicuri e di qualità attraverso un utilizzo appropriato delle risorse disponibili considerando contemporaneamente i vincoli economici e gli obiettivi di efficacia e qualità dell'assistenza (Agarwal et al., 2010; World Health Organization, 2021).

Si aggiunge anche la sicurezza del paziente, sebbene le decisioni manageriali non coincidano con le decisioni cliniche, le scelte relative all'organizzazione dei processi, alla disponibilità delle risorse e alla gestione delle strutture possono incidere sulle condizioni nelle quali viene erogata l'assistenza e, indirettamente, sugli esiti per i pazienti (World Health Organization, 2021). Inoltre, è bene rilevare che l'attività ospedaliera produce e utilizza

quantità rilevanti di informazioni provenienti da fonti differenti, che devono essere integrate per sostenere attività di pianificazione, coordinamento, monitoraggio e controllo (Agarwal et al., 2010; Mesko et al., 2017). La trasformazione digitale del settore sanitario ha ampliato questa disponibilità informativa, introducendo nuove possibilità di raccolta e analisi creando esigenze di gestione e governance dell'informazione (Agarwal et al., 2010; World Health Organization, 2021). Diretta conseguenza è la natura multidimensionale delle decisioni manageriali in ambito sanitario: una stessa scelta può essere valutata contemporaneamente in termini economici, organizzativi, assistenziali, tecnologici ed etici, coinvolgendo soggetti differenti e producendo conseguenze su più livelli dell'organizzazione (Agarwal et al., 2010; Mesko et al., 2017; World Health Organization, 2021).

La prima caratteristica è rappresentata dall'incertezza, intesa come la difficoltà di prevedere con precisione gli esiti associati alle diverse alternative decisionali. Nel contesto sanitario, tale condizione deriva dall'interazione di molteplici variabili cliniche, organizzative, economiche e ambientali, il cui comportamento non è sempre pienamente prevedibile (Croskerry, 2009; Topol, 2019). Di conseguenza, il decisore può trovarsi a operare sulla base di informazioni incomplete o parziali rispetto al fenomeno osservato, mentre le condizioni che influenzano la decisione possono modificarsi nel corso del tempo (Croskerry, 2009; Topol, 2019). A questa condizione si associa l'incompletezza informativa: la disponibilità di grandi quantità di dati non implica infatti che il decisore disponga automaticamente di tutte le informazioni necessarie per comprendere il problema decisionale (Topol, 2019). I dati possono provenire da fonti differenti, presentare livelli diversi di completezza e qualità, rendendo necessario interpretare le informazioni disponibili prima di poter formulare una scelta (Topol, 2019). Queste condizioni richiamano direttamente il concetto di *bounded rationality* elaborato da Simon (1979). Il decisore non opera in condizioni di informazione perfetta né dispone di risorse cognitive e temporali sufficienti per analizzare tutte le alternative possibili, ma deve prendere decisioni entro i limiti imposti dall'informazione disponibile, dalla capacità di elaborazione e dal tempo a disposizione (Simon, 1947; Simon, 1979).

Altro fattore rilevante è la pressione temporale, che richiede frequentemente di assumere decisioni in tempi ristretti: ritardi nell'allocazione delle risorse, nella gestione della capacità operativa o nell'organizzazione dei servizi possono produrre conseguenze rilevanti

sia sul funzionamento dell'organizzazione sia sulla qualità dell'assistenza (Topol, 2019; World Health Organization, 2021). La necessità di agire tempestivamente limita tuttavia il tempo disponibile per raccogliere, analizzare e verificare le informazioni e per identificare e confrontare sistematicamente le diverse alternative decisionali (Crookery, 2009; Topol, 2019). La pressione temporale contribuisce quindi ad accentuare i limiti cognitivi già descritti dalla *bounded rationality*, inducendo il decisore ad assumere la scelta sulla base delle informazioni e delle alternative che risultano disponibili entro i vincoli temporali esistenti, anziché attraverso un'analisi completa di tutte le possibilità (Simon, 1979; Crookery, 2009).

Tratto distintivo è la combinazione tra elevato livello di rischio e forte interdipendenza tra le attività organizzative. Le decisioni manageriali possono produrre conseguenze che incidono sulla sicurezza dei pazienti, sulla qualità dell'assistenza e sull'impiego di risorse destinate alla tutela della salute (World Health Organization, 2021; Topol, 2019). Tale esposizione al rischio è ulteriormente accentuata dall'interdipendenza tra le diverse attività ospedaliere, poiché una decisione relativa, ad esempio, alla disponibilità di personale può modificare simultaneamente la programmazione dei servizi, i tempi di attesa e l'organizzazione dell'assistenza (Agarwal et al., 2010; Reddy et al., 2020). Le decisioni manageriali non possono quindi essere considerate come eventi isolati, poiché gli effetti prodotti da una scelta possono propagarsi attraverso differenti processi e livelli organizzativi, modificando le condizioni dell'intero processo decisionale (Agarwal et al., 2010). Il management sanitario si trova quindi a operare in un ambiente nel quale l'informazione costituisce una risorsa essenziale, ma la sua efficacia dipende dalla possibilità di trasformarla tempestivamente in conoscenza (Agarwal et al., 2010; Topol, 2019).

La multidimensionalità del *decision-making* sanitario si riflette anche nella presenza di differenti livelli decisionali, che si distinguono per finalità, orizzonte temporale, grado di strutturazione e responsabilità organizzativa. Anthony propone una classificazione basata sul contenuto della scelta, sulle informazioni richieste e sulla funzione del decisore e distingue tra *strategic planning*, *management control* e *operational control* (Anthony, 1965). Le decisioni strategiche riguardano la definizione degli obiettivi di lungo periodo e l'allocazione delle risorse necessarie al loro perseguimento, e sono caratterizzate da un elevato grado di incertezza, limitata programmabilità e rilevante impatto sulle performance future dell'organizzazione (Anthony, 1965). In questa categoria ci sono, ad esempio, la

pianificazione strategica dell'organizzazione, l'analisi dell'ambiente esterno, la valutazione di alternative di sviluppo, la gestione delle crisi e la gestione delle relazioni strategiche (Leggat & Yap, 2020). In generale, i processi decisionali ospedalieri sono caratterizzati da accesso limitato ai dati, comunicazione inefficiente e decisioni prese in modo isolato, fattori che alimentano la necessità informazioni eterogenee e provenienti sia dall'interno sia dall'esterno dell'organizzazione ma soprattutto di strumenti maggiormente integrati a supporto del management (Gorry & Scott Morton, 1971; Alves et al., 2024).

A un livello intermedio si collocano le decisioni di *management control*, finalizzate ad assicurare che le risorse disponibili siano impiegate in modo efficace ed efficiente per il raggiungimento degli obiettivi definiti a livello strategico (Anthony, 1965). Il loro grado di strutturazione, rispetto alle decisioni strategiche, è maggiore; infatti, possono fare ricorso a procedure e informazioni organizzate, ma richiedono comunque valutazione manageriale e adattamento alle condizioni specifiche dell'organizzazione (Gorry & Scott Morton, 1971). Nel management ospedaliero, questo livello comprende decisioni relative alla programmazione e al coordinamento delle risorse necessarie al funzionamento dei servizi, tra cui la gestione della capacità organizzativa e la programmazione della forza lavoro (Anthony, 1965; Reddy, 2020).

Le decisioni operative, infine, riguardano la gestione delle attività quotidiane e sono caratterizzate da maggiore frequenza, un orizzonte temporale più breve e un grado di strutturazione generalmente superiore rispetto alle decisioni strategiche e di management control (Anthony, 1965). All'interno di questa categoria sono presenti attività come programmazione e coordinamento delle operazioni quotidiane, come l'organizzazione dei turni, la gestione della capacità ospedaliera disponibile e altri processi caratterizzati da maggiore ripetitività e da procedure più definite (Reddy, 2020; Alves et al., 2024), rendendo più agevole l'impiego di dati standardizzati a supporto della scelta (Gorry & Scott Morton, 1971). Lo studio di Alves et al. evidenzia proprio la presenza, nei processi decisionali ospedalieri, di strumenti tradizionali quali fogli di calcolo e sistemi di Business Intelligence, utilizzati per gestire e analizzare informazioni necessarie alle attività manageriali, pur in presenza di frammentazione dei dati e di una limitata integrazione tra le diverse fonti informative (Alves et al., 2024). Le attività organizzative risultano infatti interdipendenti: una decisione assunta a livello strategico può modificare le condizioni entro cui vengono prese decisioni tattiche e operative, mentre le informazioni generate dall'attività operativa possono

a loro volta alimentare successive valutazioni manageriali e strategiche. Questa interdipendenza è coerente con la prospettiva di Anthony (1965) e con il modello di Gorry e Scott Morton (1971), secondo cui differenti tipologie decisionali richiedono differenti combinazioni di informazioni, procedure e supporto (Anthony, 1965; Gorry & Scott Morton, 1971). Nel management sanitario, pertanto, *strategic planning*, *resource allocation* e gestione delle attività operative non costituiscono categorie indipendenti, ma componenti interconnesse di un processo decisionale distribuito lungo differenti livelli organizzativi. La stessa organizzazione può essere chiamata contemporaneamente a decidere sull'apertura o sullo sviluppo di un'attività, sull'allocazione delle risorse necessarie a realizzarla e sulla gestione quotidiana delle attività che ne conseguono. La complessità del *managerial decision-making* deriva quindi anche dalla necessità di coordinare decisioni caratterizzate da differenti orizzonti temporali, livelli di strutturazione e fabbisogni informativi (Anthony, 1965; Gorry & Scott Morton, 1971). È proprio su questa differenziazione delle decisioni, dei relativi fabbisogni informativi e delle condizioni organizzative che si innesterà l'analisi delle tecnologie digitali e dell'IA a supporto del *decision-making* manageriale (Gorry & Scott Morton, 1971).

2.4.2 Digital transformation organizzativa

La trasformazione digitale del settore sanitario rappresenta un processo più ampio della semplice introduzione di nuove tecnologie, poiché coinvolge il modo in cui le informazioni vengono gestite e modifica progressivamente i processi attraverso i quali vengono erogati i servizi sanitari (Agarwal et al., 2010). Sorge la necessità di distinguere il concetto di *digital health* da quello di *digital transformation*. Il primo identifica un ambito nel quale tecnologie digitali, dati e sistemi informativi vengono impiegati a supporto della salute e dell'assistenza, mentre il secondo riguarda il cambiamento più ampio delle strutture, dei processi e delle modalità organizzative determinato dall'integrazione di tali tecnologie (Mesko et al., 2017; Agarwal et al., 2010). Più precisamente Mesko et al. descrivono la *digital health* come un ambito che integra tecnologie digitali, genomica, informatica sanitaria e dispositivi mobili con l'obiettivo di migliorare la prevenzione, la diagnosi, il trattamento e la gestione della salute (Mesko et al., 2017). Un elemento centrale di questo processo è rappresentato dalla

crescente disponibilità di dati digitali prodotti attraverso differenti sistemi e attività sanitarie. La digitalizzazione consente di trasformare una parte crescente delle informazioni generate dall'organizzazione in dati che possono essere archiviati, condivisi e dopo analizzati (Agarwal et al., 2010; Mesko et al., 2017). La disponibilità di tali informazioni rappresenta una condizione importante per lo sviluppo di modalità di gestione maggiormente orientate all'utilizzo sistematico dei dati, ma per essere considerata *data-driven* è necessario che i dati siano effettivamente integrati nei processi organizzativi e utilizzati come base per attività di analisi, monitoraggio e decision-making (Agarwal et al., 2010).

Il framework HIMSS colloca tale trasformazione all'interno di una prospettiva di maturità digitale, nella quale l'evoluzione dei sistemi informativi sanitari viene interpretata attraverso differenti livelli di capacità digitale dell'organizzazione (HIMSS, 2022). La progressiva digitalizzazione modifica così anche le condizioni informative nelle quali opera il management sanitario. Quando informazioni provenienti da differenti processi e sistemi possono essere raccolte e rese disponibili in forma digitale, aumenta la possibilità di utilizzarle non soltanto per documentare le attività svolte, ma anche per monitorare le performance, identificare criticità e supportare le decisioni organizzative (Agarwal et al., 2010; HIMSS, 2022). La trasformazione digitale diviene un presupposto infrastrutturale e organizzativo per l'evoluzione verso modelli decisionali maggiormente fondati sui dati, ma richiede sistemi capaci di garantire che tali informazioni siano accessibili e utilizzabili nei diversi processi dell'organizzazione (Agarwal et al., 2010). Da questa esigenza deriva la progressiva evoluzione dell'architettura digitale delle organizzazioni sanitarie, caratterizzata dall'interazione tra sistemi informativi, dati clinici e amministrativi, strumenti analitici e infrastrutture per la condivisione delle informazioni. Comprendere tale evoluzione richiede quindi di approfondire il ruolo degli *Health Information Systems* e degli *Electronic Health Records*, che costituiscono componenti fondamentali dell'infrastruttura informativa dell'organizzazione sanitaria (Agarwal et al., 2010; Mesko et al., 2017).

La trasformazione digitale delle organizzazioni sanitarie si concretizza nella progressiva costruzione di un'infrastruttura informativa composta da sistemi differenti, ciascuno destinato a raccogliere, elaborare, archiviare o rendere disponibili specifiche categorie di informazioni. Gli *Health Information Systems* (HIS) rappresentano il quadro complessivo entro cui vengono integrati sistemi e applicazioni destinati a supportare le attività

cliniche, amministrative e organizzative dell'ospedale (Agarwal et al., 2010; HIMSS, 2022). Una componente centrale di questa infrastruttura è rappresentata dagli *Electronic Health Records* (EHR), che consentono di raccogliere e rendere disponibili in formato elettronico le informazioni relative al paziente generate nel corso dei processi di assistenza (Agarwal et al., 2010). Accanto agli EHR operano sistemi specializzati nella gestione di specifiche tipologie di dati: i *Picture Archiving and Communication Systems* (PACS) sono destinati alla raccolta, archiviazione e disponibilità delle immagini diagnostiche che possono essere archiviate e rese disponibili agli utenti autorizzati all'interno dei processi clinici e identificano una delle principali fonti informative nell'ambito della *clinical informatics* insieme ai sistemi informativi di laboratorio (HIMSS, 2022).

I Clinical Information Systems (CIS) sono sistemi informativi progettati per raccogliere, gestire e rendere disponibili le informazioni generate nell'ambito dei processi clinici (HIMSS, 2022). Essi possono integrare informazioni provenienti da differenti fonti cliniche, tra cui gli EHR, i sistemi di laboratorio e i PACS (HIMSS, 2022). La clinical informatics gestisce le informazioni generate durante l'attività clinica, considerando le diverse fasi attraverso cui i dati vengono raccolti, organizzati, analizzati e presentati agli utenti che ne hanno necessità (HIMSS, 2022). Ne deriva un sistema informativo alimentato da molteplici fonti, nel quale i dati vengono generati durante le attività cliniche, diagnostiche, amministrative e gestionali, vengono registrati nei sistemi informativi corrispondenti e possono successivamente essere utilizzati in funzione delle rispettive responsabilità, dai professionisti sanitari e dagli altri soggetti che operano nell'organizzazione (HIMSS, 2022). Si configura così una pluralità di fonti informative che riflette la multidimensionalità dell'organizzazione ospedaliera: da un lato, i sistemi clinici producono informazioni relative ai processi assistenziali; dall'altro, i sistemi amministrativi e gestionali producono dati relativi alle risorse e al funzionamento dell'organizzazione (Agarwal et al., 2010; HIMSS, 2022). L'integrazione di queste differenti categorie di informazioni amplia la base informativa disponibile per il management sanitario, potendo così collegare informazioni generate in differenti processi su cui basare attività di monitoraggio, pianificazione e decision-making organizzativo (Agarwal et al., 2010; HIMSS, 2022). La trasformazione digitale modifica così non soltanto il modo in cui l'informazione viene registrata, ma anche le possibilità di collegare e di utilizzarle come base per decisioni organizzative più articolate (Agarwal et al., 2010).

Elemento cardine della trasformazione digitale è l'interoperabilità, intesa come la capacità di differenti sistemi informativi, dispositivi e applicazioni di accedere, scambiare, integrare e utilizzare i dati in maniera coordinata, sia all'interno sia oltre i confini organizzativi (HIMSS, 2022). Vengono distinti quattro livelli di interoperabilità. La *foundational interoperability* riguarda la capacità di due sistemi di stabilire una connessione e scambiare dati; la *structural interoperability* definisce il formato, la sintassi e l'organizzazione dei dati scambiati, consentendone una gestione coerente a livello strutturale. La *semantic interoperability* richiede l'utilizzo di definizioni, codifiche e vocabolari comuni affinché il significato dell'informazione venga mantenuto durante lo scambio; la *organizational interoperability* comprende gli aspetti di governance, policy, responsabilità, sicurezza e organizzazione dei processi necessari affinché la comunicazione e l'utilizzo dei dati possano avvenire in maniera sicura, tempestiva e coordinata (HIMSS, 2022).

L'integrazione dei dati richiede che informazioni provenienti da fonti eterogenee possano essere ricondotte a strutture e significati compatibili. Nel contesto della *digital health*, Meskó et al. individuano proprio nella frammentazione dei sistemi e nella mancanza di interoperabilità tra software sanitari una delle problematiche che ostacolano l'utilizzo coordinato delle informazioni (Meskó et al., 2017). A questa dimensione si collega direttamente quella della *data governance* ovvero l'insieme dei processi attraverso cui gli asset informativi vengono formalmente gestiti all'interno dell'organizzazione, con riferimento alla loro disponibilità, usabilità, integrità e sicurezza, e sottolinea il ruolo della *governance* nel garantire che i dati possano essere considerati affidabili (HIMSS, 2022). La disponibilità di dati integrati e governati costituisce a sua volta la base per lo sviluppo delle capacità di *analytics*. HIMSS colloca infatti l'interoperabilità all'interno di un ecosistema nel quale *governance*, *workforce*, interoperabilità e *predictive analytics* devono essere allineati per consentire alle organizzazioni sanitarie di sfruttare il potenziale delle proprie infrastrutture digitali (HIMSS, 2022).

L'*analytics* indica l'insieme di metodi e tecniche utilizzati per esaminare, elaborare e interpretare i dati al fine di ricavarne informazioni utili alla comprensione dei fenomeni e al supporto delle decisioni. Nel contesto sanitario, tali attività possono essere applicate ai dati prodotti dai sistemi per identificare informazioni rilevanti, monitorare l'andamento dei processi e supportare la valutazione delle performance organizzative. HIMSS riconosce nei

dati una componente essenziale per la costruzione di decisioni *smart* ed *evidence-based*; identifica nelle capacità di *data analytics* e *machine learning* un'evoluzione delle possibilità offerte dalla digitalizzazione. Nei sistemi digitali integrati, dati storici e dati prodotti in prossimità dell'attività osservata possono essere acquisiti, trasferiti e analizzati attraverso infrastrutture progettate per ridurre la latenza nell'accesso alle informazioni (HIMSS, 2022). Il risultato di questo processo è una progressiva trasformazione della funzione dei dati all'interno dell'organizzazione sanitaria, ma occorre che essi siano accessibili, integrabili, interpretabili e governati secondo criteri che ne preservino qualità, sicurezza e utilizzabilità (HIMSS, 2022; Meskó et al., 2017).

2.4.3 IA a supporto del decision-making manageriale

La disponibilità di dati digitali e di strumenti di *analytics* amplia significativamente la capacità delle organizzazioni sanitarie di supportare le decisioni, e l'evoluzione tecnologica introduce sistemi sempre più in grado di svolgere attività che vanno oltre l'elaborazione descrittiva delle informazioni. Davenport e Kalakota descrivono l'IA come un insieme di tecniche computazionali capaci di apprendere dai dati, identificare relazioni e *pattern* e produrre previsioni o *output* utili a specifiche attività decisionali (Jiang et al., 2017; Davenport & Kalakota, 2019). Questa tecnologia comprende il *machine learning*, il *natural language processing* e la *robotic process automation*, che possono essere applicate a differenti attività sanitarie e organizzative (Davenport & Kalakota, 2019). Il *machine learning* si distingue dagli approcci basati esclusivamente su regole esplicitamente programmate poiché apprende le relazioni a partire dai dati disponibili e utilizza quanto appreso per individuare pattern e formulare classificazioni, stime o previsioni relativi a situazioni non ancora osservate; caratteristica fondamentale quando il processo decisionale richiede di considerare simultaneamente numerose variabili, dataset complessi e relazioni difficilmente gestibili attraverso procedure analitiche convenzionali (Jiang et al., 2017). Questa evoluzione apre la possibilità di utilizzare l'AI, non solo per le attività strettamente cliniche, ma anche per supportare la valutazione di ciò che potrebbe accadere e delle alternative che possono essere considerate dal decisore, con possibile applicazione in differenti attività a supporto della dirigenza sanitaria.

Le applicazioni documentate nella letteratura mostrano che l'IA può intervenire su differenti attività del *decision-making* sanitario, sebbene con un livello di evidenza non uniforme tra le diverse aree. Leggat e Yap (2020) individuano 19 applicazioni di IA rivolte alla pianificazione strategica, comprendenti sistemi knowledge-based, modelli di ragionamento probabilistico e approcci data-driven. Le applicazioni considerate supportano attività quali l'analisi dell'ambiente esterno e dei *trend*, la valutazione delle alternative strategiche, la pianificazione a differenti livelli organizzativi e funzionali e la gestione di situazioni di crisi. La pianificazione strategica è un processo organizzativo complesso, caratterizzato da comunicazione e negoziazione che viene influenzato dalla cultura e dalle dinamiche di gruppo; inoltre, non esiste necessariamente un'unica soluzione strategica corretta e l'esito delle decisioni può essere valutato soltanto nel lungo periodo. Per questa ragione, le applicazioni individuate risultano prevalentemente circoscritte a specifici problemi decisionali e nessuna di esse costruisce un framework completo di pianificazione strategica basato sull'utilizzo integrato dei dati dell'intera organizzazione (Leggat & Yap, 2020).

Un secondo ambito riguarda la resource allocation e l'impiego delle risorse organizzative. Leggat e Yap (2020) riportano un modello utilizzato per analizzare l'impiego delle risorse e identificare strategie orientate al miglioramento dell'efficienza e per pianificare l'utilizzo elettivo delle risorse ospedaliere in relazione alla domanda dei pazienti, ai pattern di trattamento e alle risorse disponibili. Questi esempi mostrano come l'IA possa essere utilizzata per combinare molteplici informazioni e valutare configurazioni alternative di impiego delle risorse, fornendo un supporto analitico a decisioni (Leggat & Yap, 2020). La stessa dimensione emerge nello studio qualitativo di Alves et al. (2024), nel quale i manager ospedalieri associano all'IA la possibilità di ottimizzare l'utilizzo delle risorse e migliorare l'efficienza dei processi decisionali. In particolare, ritengono utili applicazioni nell'analisi predittiva e nella gestione logistica, includendo la possibilità di anticipare variazioni della domanda e dei consumi e di utilizzare tali informazioni per coordinare le risorse disponibili. Un esempio discusso dagli autori riguarda la previsione dei picchi di attività di un magazzino centrale attraverso l'integrazione delle informazioni relative alla domanda e alla complessità degli utenti assistiti (Alves et al., 2024). La letteratura documenta inoltre l'impiego dell'IA per identificare e analizzare situazioni di rischio rilevanti per le decisioni strategiche. Leggat e Yap (2020) riportano applicazioni nelle quali tecniche di IA vengono utilizzate per

l'identificazione e l'analisi del rischio, evidenziando la possibilità di utilizzare l'elaborazione algoritmica per considerare sistematicamente informazioni rilevanti per la valutazione delle alternative strategiche. L'IA può intervenire anche sul trattamento e sull'accessibilità delle informazioni utilizzate dal management. Alves et al. (2024) rilevano che i manager percepiscono i sistemi intelligenti come strumenti potenzialmente in grado di semplificare l'accesso a informazioni complesse e di fornire rapidamente risposte ottenute dall'integrazione di differenti informazioni disponibili. Tale funzione assume rilievo soprattutto in presenza di elevati volumi e frammentazione dei dati, perché consente al decisore di interrogare e combinare informazioni che, nei processi tradizionali, richiedono attività manuali di ricerca e integrazione (Alves et al., 2024).

Non tutte le categorie individuate nel processo decisionale manageriale risultano ugualmente documentate nella letteratura sull'AI: mentre *strategic planning*, *resource allocation*, *performance oversight* e alcune attività di analisi e previsione risultano già oggetto di applicazioni documentate, rimane più limitata l'evidenza relativa ad altre attività manageriali, quali *workforce planning*, *scheduling* e alcune funzioni operative. Tale distribuzione non consente quindi di considerare l'IA come una tecnologia già uniformemente integrata nell'intero processo decisionale ospedaliero, ma evidenzia piuttosto un insieme di applicazioni ancora frammentate e focalizzate su specifici problemi organizzativi (Leggat & Yap, 2020; Alves et al., 2024; Şahin & Zengul, 2026). Proprio questa frammentazione apre la questione di comprendere come l'IA venga effettivamente integrata nei processi decisionali di un'organizzazione sanitaria, quali soggetti siano coinvolti, quali attività vengano modificate, quale ruolo mantenga il decisore umano e quali condizioni ne favoriscano o ne limitino l'utilizzo.

2.4.4 Implicazioni organizzative

L'introduzione dell'intelligenza artificiale nelle organizzazioni sanitarie non dipende esclusivamente dalla disponibilità di una tecnologia adeguata, ma richiede che l'organizzazione disponga delle condizioni necessarie per integrarla nei propri processi e nelle proprie modalità operative. L'*organizational readiness* può essere ricondotta alla capacità dell'organizzazione di predisporre risorse, processi, competenze e strutture di governance

funzionali all'implementazione della tecnologia. La revisione sistematica di Preti et al. (2024), condotta sulle applicazioni di machine learning nelle organizzazioni sanitarie, mostra infatti che l'implementazione non è determinata soltanto dalle caratteristiche tecniche dell'innovazione, ma coinvolge simultaneamente dimensioni relative all'organizzazione, ai processi, ai ruoli e al contesto nel quale l'innovazione viene introdotta. Tra i fattori maggiormente ricorrenti emergono il coinvolgimento degli stakeholder, la presenza di figure responsabili dell'implementazione e la capacità di riflettere e valutare le pratiche organizzative durante il processo di adozione (Preti et al., 2024).

Una prima componente riguarda la maturità digitale dell'organizzazione. L'implementazione dell'IA si inserisce infatti all'interno di un'infrastruttura tecnologica e organizzativa preesistente e richiede che i sistemi, i processi e le pratiche attraverso cui vengono raccolti e utilizzati i dati siano sufficientemente sviluppati per sostenere la nuova applicazione. Preti et al. (2024) evidenziano che diversi fattori già rilevanti per l'implementazione delle tecnologie di digital health risultano applicabili anche alle soluzioni di machine learning, mostrando come le difficoltà di implementazione dell'IA non siano necessariamente specifiche della tecnologia, ma possano riflettere condizioni organizzative più ampie. La *readiness* comprende inoltre la capacità dell'organizzazione di governare il processo di implementazione. Il caso studiato da Kim et al. (2025) mostra come, in un sistema ospedaliero ancora nelle fasi iniziali di adozione dell'AI, la costruzione della governance abbia richiesto l'identificazione di punti di forza, lacune e priorità organizzative, seguita dalla definizione di politiche e di un apposito *AI governance committee*. La *governance* dell'IA deve essere costruita in relazione al contesto specifico dell'ente sanitario e non semplicemente aggiunta come componente separata rispetto all'implementazione tecnologica (Kim et al., 2025). Un ulteriore elemento riguarda la leadership e il coinvolgimento degli *stakeholder*. Preti et al. (2024) identificano la presenza di *implementation leaders* e lo *stakeholder engagement* tra i principali fattori associati al processo di implementazione. La leadership assume una funzione organizzativa nella costruzione delle condizioni necessarie all'adozione, favorendo il coordinamento tra i soggetti coinvolti e sostenendo le attività attraverso cui l'innovazione viene incorporata nelle pratiche esistenti. Il ruolo degli stakeholder risulta particolarmente rilevante perché l'implementazione coinvolge differenti categorie

professionali e organizzative, rendendo necessario il loro coinvolgimento nel processo di introduzione e valutazione della tecnologia (Preti et al., 2024).

La rilevanza di queste condizioni emerge anche dall'indagine condotta da Ardito et al. (2025) sulle organizzazioni sanitarie lombarde. Lo studio ha analizzato le modalità attraverso cui le organizzazioni ne governano l'adozione dell'IA e le barriere percepite. Dei 46 enti rispondenti, il 57% non aveva ancora adottato questa tipologia di tecnologia, mentre tra le organizzazioni adottanti emergevano differenti modalità di implementazione, dalla sola acquisizione di soluzioni commerciali allo sviluppo interno o a modelli ibridi, emergendo così una significativa variabilità nelle strategie organizzative attraverso cui le tecnologie vengono introdotte (Ardito et al., 2025). Maturità digitale, leadership, coinvolgimento degli stakeholder e strutture di governance rappresentano componenti tra loro interdipendenti di tale preparazione: la disponibilità tecnologica costituisce una condizione abilitante, ma la sua trasformazione in un utilizzo organizzativo effettivo richiede anche capacità di coordinamento, responsabilità definite e meccanismi attraverso cui l'implementazione possa essere governata e valutata (Preti et al., 2024; Kim et al., 2025; Ardito et al., 2025).

Anche quando un'organizzazione dispone delle infrastrutture e delle strutture di governance necessarie, l'integrazione di sistemi intelligenti dipende dal modo in cui le persone che li utilizzano ne comprendono il funzionamento, ne valutano l'affidabilità e ne accettano il ruolo all'interno delle proprie attività. Nel settore sanitario, questa dimensione assume particolare rilevanza perché l'adozione dell'IA coinvolge professionisti che operano all'interno di processi caratterizzati da responsabilità, autonomia e conseguenze importanti delle decisioni. Un primo fattore è la fiducia nei confronti dell'AI: Shinnars et al. (2020), attraverso una revisione integrativa delle evidenze disponibili sulle esperienze dei professionisti sanitari nell'utilizzo dell'AI, rilevano che la fiducia costituisce un elemento fondamentale nell'accettazione della tecnologia, in particolare, i professionisti risultano meno propensi a utilizzare sistemi di IA quando non si fidano della tecnologia o non comprendono in che modo essa possa contribuire al miglioramento o al supporto (Shinnars et al., 2020). La fiducia non riguarda tuttavia esclusivamente la percezione dell'affidabilità tecnica del sistema, ma si collega alla comprensione del ruolo dell'IA e della sua utilità rispetto all'attività svolta. Infatti, nel campione analizzato nello studio della review, l'*initial trust* risultava un predittore significativo dell'intenzione comportamentale di utilizzare il sistema. L'accettazione della

tecnologia appare quindi collegata alla capacità del professionista di attribuire un significato concreto all'impiego dell'IA rispetto al proprio lavoro e agli obiettivi dell'organizzazione sanitaria (Shinners et al., 2020).

Tra le condizioni necessarie per un impiego affidabile dell'IA in sanità viene segnalata anche la supervisione umana con differenti configurazioni di coinvolgimento, nelle quali il livello di intervento del decisore può variare in funzione dell'autonomia attribuita al sistema. La loro analisi evidenzia una tensione tra due esigenze: da un lato, un maggiore coinvolgimento umano consente di mantenere il controllo sulle decisioni e sugli eventuali errori del sistema; dall'altro, un'eccessiva necessità di intervento può ridurre parte dei benefici associati all'automazione. La supervisione deve essere definita in relazione al livello di autonomia del sistema e alle conseguenze associate alle decisioni sulle quali esso interviene, inoltre è indispensabile che il soggetto responsabile disponga delle competenze e delle informazioni necessarie per valutare lo strumento e, quando necessario, contestarlo o non seguirlo (Bærøe, Miyata-Sturm e Henden, 2020). La letteratura mette inoltre in evidenza che la supervisione deve essere effettiva; infatti, il rischio che un sistema percepito come sufficientemente affidabile riduca l'attenzione esercitata dagli operatori sui suoi output, rendendo più difficile riconoscere le situazioni nelle quali l'algoritmo produce risultati inappropriati. Da questo punto di vista, mantenere un essere umano nel processo non garantisce automaticamente un controllo efficace: è necessario che il soggetto incaricato della supervisione abbia la possibilità concreta di valutare l'output, intervenire e assumere una decisione diversa da quella suggerita dal sistema (Bærøe, Miyata-Sturm e Henden, 2020).

La supervisione si collega direttamente all'autonomia professionale studiata da Lebovitz, Levina e Lifshitz-Assaf (2021) in ambito psicologico e radiologico: l'introduzione di sistemi algoritmici può modificare il modo in cui i professionisti costruiscono, verificano e utilizzano la conoscenza necessaria alla decisione. Il manager può trovarsi a utilizzare output prodotti da sistemi che elaborano quantità e tipologie di dati difficilmente trattabili attraverso procedure tradizionali; contemporaneamente, mantiene la responsabilità di interpretare tali output in relazione agli obiettivi dell'organizzazione, ai vincoli esistenti e alle conseguenze delle alternative considerate. L'IA introduce quindi una nuova forma di distribuzione del lavoro cognitivo: alcune attività di elaborazione e valutazione possono essere delegate al sistema, mentre la definizione del significato organizzativo dell'output e la decisione finale

possono rimanere attribuite al decisore umano (Lebovitz et al., 2021). Nel management sanitario, *trust*, *acceptance*, *oversight* e autonomia professionale risultano quindi strettamente interconnessi. Un livello adeguato di fiducia può favorire l'utilizzo dell'IA, ma una fiducia non accompagnata dalla capacità di valutare criticamente gli output può indebolire la funzione di supervisione; analogamente, mantenere formalmente il decisore umano nel processo non è sufficiente se quest'ultimo non dispone delle competenze e dell'autorità necessarie per esercitare effettivamente il proprio giudizio.

Azione necessaria da parte dell'organizzazione è la definizione della *governance* dell'IA che riguarda l'insieme delle strutture, dei processi e dei meccanismi attraverso cui l'organizzazione stabilisce condizioni e responsabilità per l'utilizzo dei sistemi intelligenti. La *Ethics and Governance of Artificial Intelligence for Health* della *World Health Organization* colloca infatti la *governance* lungo l'intero ciclo di progettazione, sviluppo, implementazione e utilizzo dell'AI, richiedendo il coinvolgimento coordinato di istituzioni, professionisti sanitari, sviluppatori e altri soggetti interessati. Un primo elemento è la definizione di strutture organizzative dedicate alla governance. Il caso analizzato da Kim et al. (2025) studia concretamente come un'organizzazione sanitaria possa tradurre i principi generali di governance in specifici meccanismi organizzativi. Attraverso interviste agli stakeholder con il *framework People, Process, Technology and Operations (PPTO)* sono stati identificati i punti di forza, lacune e priorità dell'organizzazione rispetto alla gestione dell'IA. Il processo ha condotto alla definizione di *policy* organizzative e alla costituzione di un *AI governance committee*, incorporandola nella struttura dell'organizzazione attraverso responsabilità e procedure formalizzate (Kim et al., 2025). L'adozione di sistemi intelligenti modifica le modalità attraverso cui l'organizzazione stabilisce chi può utilizzare determinati sistemi, in quali condizioni, con quale livello di autonomia e attraverso quali meccanismi gli output devono essere verificati, assumendo così una funzione di coordinamento tra differenti competenze e responsabilità. Nel modello PPTO, la gestione dell'IA non viene ricondotta esclusivamente alla funzione IT, ma viene considerata attraverso l'interazione tra persone, processi, tecnologia e attività operative. Infatti, l'introduzione di un sistema intelligente può coinvolgere simultaneamente management, professionisti sanitari, specialisti di informatica sanitaria, sviluppatori e altri stakeholder (Kim et al., 2025).

Un secondo elemento riguarda la necessità di governare l'intero ciclo di vita dell'IA, ovvero come il controllo debba essere distribuito lungo le diverse fasi della sua utilizzazione. La governance comprende, infatti, attività di valutazione preliminare, definizione delle condizioni di utilizzo, verifica del funzionamento del sistema, monitoraggio successivo all'implementazione e gestione delle situazioni nelle quali l'output dell'IA non risulti coerente con le condizioni organizzative o con gli obiettivi per i quali il sistema è stato introdotto (Wang et al., 2026). Nel contesto della *healthcare administration*, questa impostazione si individua nella recente governance roadmap proposta da Aldosari (2026). L'autore organizza la *governance* responsabile dell'IA attorno a sei fasi: *data readiness*, *model development and validation*, *workflow integration and human oversight*, *governance and accountability*, *deployment monitoring* e *workforce readiness*. La proposta è proprio una sequenza nella quale la qualità e la preparazione dei dati precedono la validazione del modello, mentre l'integrazione nei *workflow* deve essere accompagnata dalla definizione dei punti decisionali e delle responsabilità umane. Dopo l'implementazione, il sistema deve inoltre essere sottoposto a monitoraggio, mentre l'organizzazione deve mantenere adeguate capacità e competenze per utilizzarlo e governarlo nel tempo (Aldosari, 2026).

La letteratura più recente riporta che l'esistenza di framework di governance non coincide necessariamente con la loro effettiva applicabilità organizzativa. Wang et al. (2026) rilevano proprio una significativa distanza tra i framework teoricamente disponibili e le esigenze dei contesti sanitari reali, mentre Kim et al. (2025) mostrano quanto sia necessario adattare i modelli generali alle caratteristiche specifiche dell'organizzazione attraverso il coinvolgimento degli stakeholder, la definizione di policy e la creazione di strutture dedicate (Wang et al., 2026; Kim et al., 2025).

L'IA può assumere un ruolo rilevante nel supporto al decision-making sanitario, ma la sua introduzione non consente di assumere automaticamente un miglioramento delle performance organizzative. Gli effetti non risultano inoltre uniformemente dimostrati, rendendo necessaria una valutazione della loro effettiva efficacia nei diversi contesti decisionali (Wilhelm et al., 2024; WHO, 2021). Il valore dell'IA deve infatti essere valutato distinguendo tra le capacità che la tecnologia rende potenzialmente disponibili e gli effetti che il suo effettivo utilizzo produce sui processi e sui risultati dell'organizzazione (Wilhelm et al., 2024).

Tra i potenziali benefici c'è l'aumento della capacità dell'organizzazione di elaborare e utilizzare le informazioni. L'IA consente di analizzare grandi quantità di dati, identificare relazioni e pattern, formulare previsioni e produrre output che possono essere utilizzati per la valutazione delle alternative (Alves et al., 2024; Davenport & Kalakota, 2019; Jiang et al., 2017). Alves et al. (2024), attraverso interviste a manager ospedalieri, rilevano una percezione dell'IA come strumento potenzialmente utile per migliorare l'efficienza dei processi decisionali, facilitare l'accesso e l'analisi delle informazioni e supportare le attività manageriali, in modo da rafforzare la capacità informativa e analitica del management (Alves et al., 2024). Questa capacità può assumere rilevanza anche rispetto alla tempestività del processo decisionale: quando il decisore deve integrare informazioni provenienti da fonti differenti e valutare simultaneamente numerose variabili, la capacità computazionale dell'IA può contribuire a rendere più rapida l'elaborazione delle informazioni e la disponibilità di output a supporto della scelta (Davenport & Kalakota, 2019; Jiang et al., 2017; Alves et al., 2024). Tale impostazione è coerente sia con le evidenze raccolte tra i manager ospedalieri da Alves et al. (2024), sia con l'impostazione della WHO, che considera l'IA uno strumento capace di generare opportunità per la salute, con la necessità di mantenere il controllo umano sui sistemi e sulle decisioni (Alves et al., 2024); WHO, 2021).

Un ulteriore beneficio riguarda la possibilità di supportare l'impiego delle risorse e il funzionamento organizzativo (Reddy, 2020; Alves et al., 2024). Le applicazioni analizzate nel 2.4.3 mostrano che l'IA può essere utilizzata per elaborare informazioni rilevanti per differenti attività manageriali e operative. Tuttavia, l'esistenza di sistemi IA utilizzati per una determinata attività non implica necessariamente un miglioramento misurabile dell'efficienza, della qualità o dell'esito organizzativo. Questa distinzione è particolarmente rilevante perché le evidenze sugli effetti prodotti dall'impiego dell'IA nel contesto reale risultano ancora limitate rispetto alle evidenze relative alle prestazioni dei sistemi nei singoli compiti (Wilhelm et al., 2024). Questa cautela trova conferma nella *systematic review* di Wilhelm et al. (2024), che analizza gli effetti dei sistemi di *AI-related algorithmic decision-making*. La review ha analizzato 19 studi confrontando sistemi algoritmici con la pratica standard e considerando outcome direttamente rilevanti per i pazienti. Dodici studi hanno riportato benefici, mentre soltanto quattro presentavano un basso rischio di bias; inoltre, gli eventi avversi erano documentati soltanto in otto studi (Wilhelm et al., 2024). Gli autori concludono pertanto che

le evidenze disponibili forniscono ancora informazioni limitate sugli effetti dell'IA e rimarkano la necessità di valutazioni più rigorose dei benefici e dei danni. Il contributo di Wilhelm et al. è particolarmente utile proprio perché introduce una distinzione metodologica importante: la capacità di un algoritmo di svolgere efficacemente un compito non equivale alla dimostrazione che la sua introduzione produca effettivi benefici sugli *outcome* dell'organizzazione. La valutazione degli effetti richiede infatti di considerare il sistema all'interno del contesto nel quale viene utilizzato, confrontandolo con le modalità decisionali esistenti e osservando gli effetti prodotti dall'interazione tra tecnologia e soggetti che la utilizzano (Wilhelm et al., 2024).

Accanto ai benefici potenziali emergono quindi rischi che riguardano il processo decisionale e l'organizzazione nel suo complesso. Il primo riguarda la possibilità che l'utilizzo dell'IA produca una dipendenza eccessiva dagli output algoritmici (Parasuraman & Manzey, 2010; WHO, 2021). Quando una previsione o una raccomandazione viene incorporata nel processo decisionale, il decisore deve essere in grado di comprendere il significato dell'output, valutarne la coerenza rispetto alla situazione specifica e stabilire se utilizzarlo nella decisione (WHO, 2021; Børøe, Miyata-Sturm & Henden, 2020). La WHO considera infatti la protezione dell'autonomia umana uno dei principi fondamentali per l'IA in sanità e afferma che gli esseri umani debbano mantenere il controllo sui sistemi sanitari e sulle decisioni. Il secondo riguarda la responsabilità associata alla decisione. L'utilizzo di un algoritmo non elimina la necessità di individuare soggetti responsabili delle modalità con cui il sistema viene selezionato, utilizzato e supervisionato (WHO, 2021; Kim et al., 2025; Wang et al., 2026). La WHO sottolinea esplicitamente che la responsabilità dell'utilizzo appropriato dell'IA rimane in capo agli stakeholder coinvolti e che devono essere predisposti meccanismi di supervisione (WHO, 2021). Un terzo rischio riguarda la distanza tra la disponibilità di principi di *governance* e la loro effettiva traduzione in pratiche organizzative. La *scoping review* di Wang, Freeman e Magrabi (2026), che ha analizzato 77 framework di *governance* dell'IA nelle organizzazioni sanitarie, evidenzia che la maggior parte dei framework non risulta pienamente applicabile ai contesti sanitari reali e che soltanto 10 framework, pari al 13%, includono contemporaneamente principi guida, metodi di *assessment*, fasi del ciclo di vita dell'IA e meccanismi di supervisione (Wang, Freeman & Magrabi, 2026). Questa evidenza è particolarmente significativa perché mostra che il problema non consiste soltanto

nell'identificare i rischi associati all'IA, ma nel costruire meccanismi organizzativi capaci di governarli concretamente. Una tecnologia può essere introdotta all'interno dell'ospedale e risultare tecnicamente funzionante senza che siano necessariamente definite con la stessa precisione le modalità di supervisione, i criteri di valutazione nel tempo e le responsabilità associate ai suoi output (Wang et al., 2026; WHO, 2021; Kim et al., 2025). A causa di questi potenziali rischi la WHO pone tra i propri principi la protezione dell'autonomia umana, la promozione della sicurezza, la trasparenza e l'esplicabilità, la responsabilità e l'accountability dei soggetti coinvolti (WHO, 2021). Da queste considerazioni emerge quindi che la letteratura ha progressivamente chiarito le potenzialità dell'IA e le condizioni necessarie per un suo utilizzo responsabile, mentre risulta ancora meno consolidata la conoscenza di come tali condizioni vengano tradotte concretamente nelle pratiche decisionali e organizzative del management ospedaliero (Alves et al., 2024; Wang, Freeman & Magrabi, 2026).

2.4.5 Dallo stato dell'arte alla domanda di ricerca

La letteratura esaminata nel presente capitolo mostra una progressiva estensione dell'IA da tecnologia prevalentemente associata all'elaborazione e all'analisi dei dati verso uno strumento capace di intervenire nelle diverse attività che compongono i processi decisionali. Nel settore sanitario, tale evoluzione si inserisce in un più ampio processo di trasformazione digitale che ha progressivamente aumentato la disponibilità di dati e la capacità delle organizzazioni di raccogliarli, integrarli, analizzarli e utilizzarli a supporto delle proprie attività (Agarwal et al., 2010; Mesko et al., 2017; Jiang et al., 2017). La crescita dell'interesse verso l'IA in *healthcare* è documentata da un corpus di ricerca ormai molto ampio. Khosravi e colleghi (2024), attraverso una revisione sistematica della letteratura, distinguono tre principali aree di applicazione dell'IA nel *decision-making* sanitario: *clinical decision-making*, *organizational decision-making* e *shared decision-making*. La presenza di una categoria specificamente dedicata all'*organizational decision-making* riporta che l'utilizzo dell'IA non viene più studiato esclusivamente con riferimento alla relazione tra professionista sanitario e paziente, ma anche rispetto alle decisioni relative ai processi delle organizzazioni sanitarie (Khosravi et al., 2024).

La letteratura però non descrive un'espansione uniforme dell'IA a tutte le attività dell'organizzazione: le applicazioni cliniche costituiscono ancora una componente molto consistente della ricerca, mentre il ricorso all'IA per decisioni organizzative e manageriali rappresenta un ambito più circoscritto (Khosravi et al., 2024; Leggat & Yap, 2020). Bhagat e Kanyal (2024) esaminano l'impatto dell'IA sulla gestione ospedaliera considerando applicazioni amministrative, operative e di supporto alla gestione delle organizzazioni sanitarie. Alves et al. (2024) hanno studiato il ruolo degli strumenti di IA nel supporto alle decisioni attraverso interviste semi-strutturate a 15 *hospital managers* appartenenti a differenti dipartimenti e istituzioni. Lo studio rileva inefficienze nei processi decisionali manageriali riconducibili alla comunicazione, all'isolamento delle decisioni e all'accesso limitato ai dati, nonché un ricorso ancora significativo a strumenti tradizionali, quali fogli di calcolo e sistemi di business intelligence. I manager intervistati riconoscono pertanto la necessità di strumenti maggiormente integrati e avanzati a supporto dei processi decisionali (Alves et al., 2024). Nel complesso, la letteratura consente di ricostruire una traiettoria abbastanza chiara: l'IA è passata dall'essere studiata prevalentemente come tecnologia computazionale ad essere considerata anche come componente dei processi decisionali; all'interno *dell'healthcare*, la ricerca ha progressivamente esteso il proprio interesse dalle decisioni cliniche alle decisioni organizzative; parallelamente, il management ospedaliero è emerso come uno specifico livello di analisi (Jiang et al., 2017; Khosravi et al., 2024; Alves et al., 2024).

Sebbene la letteratura abbia quindi documentato la presenza dell'IA anche nelle dimensioni organizzative e manageriali delle *healthcare organizations*, le evidenze disponibili risultano distribuite lungo differenti filoni di ricerca, che affrontano solo parzialmente le diverse dimensioni del fenomeno. Un primo filone riguarda le applicazioni dell'IA nel *decision-making* sanitario. Leggat e Yap (2020), attraverso una *scoping review* riportano l'esistenza di un'area di ricerca specificamente dedicata all'impiego dell'IA nelle decisioni manageriali, ma rilevano al contempo la necessità di ulteriori evidenze relative al suo effettivo utilizzo nei processi decisionali strategici e alle condizioni che ne favoriscono l'impiego (Leggat & Yap, 2020). Un secondo filone si concentra sulle condizioni di implementazione dell'IA nelle *healthcare organizations*. Preti et al. (2024), attraverso una *systematic review* degli studi empirici sull'implementazione di applicazioni di *machine*

learning nelle organizzazioni sanitarie, evidenziano una diffusione ancora limitata di tali tecnologie e identificano differenti fattori in grado di influenzarne l'implementazione, tra cui la complessità percepita, il coinvolgimento degli stakeholder, il design dell'innovazione e la presenza di soggetti responsabili dell'implementazione. Emerge quindi la necessità di ulteriori ricerche per comprendere quali condizioni risultino rilevanti per l'implementazione del machine learning a livello organizzativo (Preti et al., 2024). Un terzo filone riguarda più direttamente la prospettiva dei manager. Alves et al. (2024) analizzano infatti le percezioni di *hospital managers* rispetto all'utilizzo dell'IA come strumento di *decision support*. Il contributo permette di osservare direttamente il punto di vista dei decisori e di individuare le inefficienze che caratterizzano i processi decisionali e le aspettative associate all'introduzione di strumenti più avanzati. La natura qualitativa ed esplorativa dello studio consente di approfondire la prospettiva dei decisori e le loro percezioni rispetto al potenziale dell'IA, ma non permette di ricostruire in modo sistematico l'integrazione dell'IA nelle differenti attività decisionali e i cambiamenti organizzativi associati al suo utilizzo (Alves et al., 2024). Un quarto filone riguarda la governance organizzativa dell'IA. Kim et al. (2025), attraverso uno studio di caso condotto all'interno di un grande sistema ospedaliero canadese nelle fasi iniziali dell'adozione dell'AI, analizzano la costruzione di strutture e processi destinati alla governance della tecnologia. Il contributo costituisce un'evidenza empirica sulle modalità attraverso cui una *healthcare organization* può iniziare a costruire una struttura di governance dedicata (Kim et al., 2025). Questi contributi riportano quattro prospettive complementari: le applicazioni dell'IA nel *decision-making* manageriale, le condizioni di implementazione, la prospettiva dei decisori e la governance organizzativa. Ciascuna consente di comprendere una specifica dimensione del fenomeno, ma la loro analisi separata lascia meno sviluppata una prospettiva capace di comprendere come le condizioni organizzative, le caratteristiche della tecnologia e l'azione dei decisori si combinino concretamente nell'integrazione dell'IA nei processi decisionali manageriali (Leggat & Yap, 2020; Preti et al., 2024; Alves et al., 2024; Kim et al., 2025)

Alla luce del quadro teorico sviluppato nel paragrafo 2.3.: il decision-making manageriale non coincide con la semplice produzione di una previsione algoritmica, ma comprende una sequenza di attività cognitive e organizzative lungo le quali l'IA può intervenire in maniera differente, assumendo funzioni di supporto, elaborazione, previsione o

generazione di informazioni, senza necessariamente sostituire il decisore umano. Questa prospettiva è coerente con il contributo di Marocco, Barbieri e Talamo (2024), che, attraverso una *systematic review* sui facilitatori e le barriere all'adozione di sistemi *AI-based* nel *managerial decision-making*, evidenziano come la crescente complessità dei contesti organizzativi e i limiti del ragionamento umano abbiano alimentato l'interesse verso sistemi intelligenti di supporto alle decisioni (Marocco, Barbieri & Talamo, 2024).

Trasponendo questa prospettiva al management sanitario, la questione ancora poco sviluppata non riguarda soltanto quali attività ospedaliere possano essere supportate dall'IA, ma come la sua introduzione modifichi la configurazione stessa del *decision-making* manageriale: come vengano distribuite attività cognitive, responsabilità e autonomia e quali forme di supervisione vengano esercitate. In questa direzione si colloca anche il contributo di Şahin e Zengul (2026), che propongono di considerare l'IA come una *managerial decision support infrastructure* per gli ospedali. Tale impostazione amplia la prospettiva dal singolo strumento verso il ruolo che l'IA può assumere nell'architettura complessiva del *decision-making* e della *governance* organizzativa, interpretando l'IA anche in relazione alle strutture organizzative, ai processi decisionali e ai meccanismi di governance nei quali viene inserita (Şahin & Zengul, 2026). Il gap assume quindi una duplice natura: da un lato, emerge un divario di integrazione, poiché la letteratura affronta separatamente applicazioni, implementazione, governance e decision-making; dall'altro è processuale, poiché risulta meno sviluppata la conoscenza di come l'IA venga effettivamente inserita nelle differenti fasi del processo decisionale manageriale e di come tale inserimento modifichi la distribuzione delle attività tra decisore umano e sistema intelligente.

Il quadro complessivo che emerge da questi contributi mostra dunque una letteratura che ha documentato con crescente attenzione la presenza dell'IA nelle organizzazioni sanitarie, ma che affronta separatamente le sue diverse dimensioni senza offrire un'osservazione integrata di come queste dimensioni si combinino concretamente all'interno del contesto organizzativo.

In particolare, la letteratura disponibile non consente ancora di ricostruire in modo sufficientemente articolato e congiunto come l'IA intervenga nelle diverse fasi del processo decisionale, quali attività vengano supportate, come vengano distribuite le attività tra decisore

umano e sistema intelligente e quali fattori organizzativi influenzino tale configurazione. È all'interno di questo gap che si colloca la domanda di ricerca del presente lavoro: “Come si integra l’intelligenza artificiale nei processi di decision-making del management sanitario e quali fattori organizzativi influenzano il rapporto tra tecnologia e decisore umano?” La formulazione della domanda, orientata a comprendere come l’intelligenza artificiale venga integrata nei processi di decision-making e come si configuri nel rapporto tra tecnologia, decisore umano e organizzazione, richiede un approccio in grado di ricostruire il fenomeno nel contesto in cui si manifesta. L'approccio qualitativo risulta pertanto coerente con l'obiettivo di analizzare dinamiche, interazioni e significati associati all'integrazione dell'IA, aspetti che difficilmente possono essere colti considerando il fenomeno esclusivamente attraverso variabili predefinite o misure quantitative. La natura ancora parzialmente frammentata delle evidenze disponibili rende inoltre appropriata una prospettiva esplorativa, volta a ricostruire empiricamente le modalità attraverso cui il fenomeno si configura all'interno dell'organizzazione. In questo quadro, il ricorso ad un in-depth case study consente di esaminare il fenomeno in profondità e nel suo contesto reale, considerando congiuntamente le diverse dimensioni che concorrono alla configurazione del processo decisionale (Crowe et al., 2011).

In questa prospettiva, la Fondazione Mondino costituisce il contesto empirico attraverso cui approfondire il fenomeno oggetto della ricerca. La scelta del caso consente di esaminare il rapporto tra intelligenza artificiale, decisori e organizzazione all'interno di uno specifico contesto di management sanitario, ricostruendo attraverso evidenze qualitative il ruolo assunto dalla tecnologia nel processo decisionale, le modalità di interazione con il decisore umano e i fattori organizzativi che ne influenzano l'utilizzo. La descrizione del contesto organizzativo della Fondazione Mondino e le motivazioni alla base della selezione del caso saranno approfondite nel successivo capitolo metodologico, insieme alla definizione del disegno di ricerca, delle modalità di raccolta dei dati e delle procedure utilizzate per la loro analisi.

3. Metodologia di ricerca

3.1 Design della ricerca

La scelta dell'architettura metodologica di una ricerca non costituisce una mera selezione tecnica, bensì l'esito di un processo di allineamento tra la domanda di ricerca, gli obiettivi conoscitivi e le caratteristiche del fenomeno indagato (Saunders et al., 2019). Nel presente lavoro, la *research question* è orientata a comprendere le modalità attraverso cui il fenomeno si manifesta all'interno dell'organizzazione e dei fattori che ne influenzano lo sviluppo, piuttosto che verso la sola misurazione della diffusione dell'IA o dell'intensità delle relazioni tra variabili. Tale esigenza conoscitiva assume particolare rilevanza nel caso dell'intelligenza artificiale, la cui adozione nei processi manageriali non si configura come l'inserimento passivo di uno strumento tecnico, ma come un processo dinamico, ancora in evoluzione e fortemente dipendente dal contesto nel quale si sviluppa. L'interesse della ricerca non riguarda infatti esclusivamente la presenza della tecnologia, ma il modo in cui la sua introduzione si confronta con i processi decisionali, con i ruoli degli attori organizzativi e con le condizioni che ne influenzano l'integrazione. La comprensione del fenomeno richiede pertanto di considerare anche le prospettive degli attori coinvolti e i significati che essi attribuiscono all'interno dei processi organizzativi. Queste caratteristiche ed esigenze appena descritte delineano come più adatto un approccio qualitativo di natura esplorativa, in quanto esso si distingue per la capacità di indagare fenomeni organizzativi attraverso le interpretazioni, le esperienze e i significati attribuiti dagli attori coinvolti, consentendo di comprendere i processi attraverso la prospettiva degli *informant* e di analizzare il fenomeno nel contesto nel quale esso si manifesta (Pratt, 2009).

L'approccio qualitativo risulta pertanto coerente con l'obiettivo della *research question*, soprattutto per dare la giusta attenzione alle percezioni degli attori, alle loro interpretazioni e alle dinamiche organizzative associate alla trasformazione dei processi decisionali, dove è necessario preservare la specificità delle evidenze empiriche, mantenendo così il legame tra i dati empirici e il contesto organizzativo nel quale essi vengono prodotti. L'obiettivo, infatti, non è verificare una relazione causale precedentemente definita né testare ipotesi formulate a priori, ma approfondire un fenomeno rispetto al quale la conoscenza empirica e teorica non consente ancora di rappresentarne pienamente le dinamiche organizzative. In questo senso,

l'esplorazione qualitativa permette di mantenere apertura rispetto agli elementi che possono emergere dall'indagine empirica, lasciando spazio all'identificazione di dimensioni, relazioni e interpretazioni non necessariamente previste nella fase iniziale della ricerca. Tale apertura è particolarmente rilevante quando l'obiettivo è sviluppare una comprensione più articolata di fenomeni organizzativi complessi e contribuire all'affinamento della conoscenza esistente (Bluhm et al., 2011).

Nell'impostazione esplorativa la letteratura esistente costituisce il punto di partenza per orientare l'indagine, identificando i principali concetti e le dimensioni attraverso cui il fenomeno è stato precedentemente interpretato. Gehman et al. (2018) introducono il *theory-method fit*, evidenziando come il disegno metodologico debba essere costruito in funzione della domanda di ricerca e degli obiettivi conoscitivi perseguiti, piuttosto che applicato secondo una logica standardizzata (Gehman et al., 2018). Nel presente studio la literature review ha consentito di individuare le principali prospettive teoriche relative al decision-making organizzativo, al ruolo delle tecnologie digitali e dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali, alla *Human-AI Collaboration* e ai fattori organizzativi associati all'adozione dell'IA. Questi contributi hanno fornito una base concettuale per definire le principali aree di interesse della ricerca empirica, senza determinare a priori le categorie attraverso cui interpretare i dati. In questo modo, lo studio combina il patrimonio conoscitivo esistente con l'esplorazione delle specificità del contesto sanitario analizzato, evitando sia un'impostazione esclusivamente deduttiva, fondata sulla verifica di categorie predefinite, sia un'indagine priva di un solido ancoraggio teorico.

La scelta dell'approccio qualitativo esplorativo viene ulteriormente declinata attraverso un *case study*, in quanto costituisce una strategia di ricerca finalizzata all'analisi approfondita di un fenomeno contemporaneo all'interno del suo contesto reale, risultando particolarmente appropriata quando i confini tra fenomeno e contesto non sono chiaramente distinguibili (Yin, 2018). Grazie al *case study* è possibile mantenere congiuntamente fenomeno e contesto, evitando di analizzare l'integrazione dell'IA come una variabile indipendente dalle specificità organizzative entro cui essa prende forma. Rashid et al. (2019), nella loro trattazione metodologica specificamente rivolta alla ricerca nel business, sottolineano come il *case study* consenta un'esplorazione *in-depth* di fenomeni articolati all'interno di uno specifico contesto e risulti particolarmente adatto allo studio di fenomeni contemporanei sui quali il ricercatore

non esercita un controllo diretto. In modo coerente, la letteratura metodologica in ambito sanitario utilizza il *case study* quando l'obiettivo è ottenere una comprensione approfondita di un problema o fenomeno nel suo naturale contesto reale (Crowe et al., 2011).

All'interno delle diverse configurazioni possibili, lo studio adotta un *single case design*, concentrando l'analisi su una singola organizzazione sanitaria. L'obiettivo del presente disegno di ricerca non sarà dunque ottenere rappresentatività statistica, bensì una comprensione approfondita e contestualizzata del fenomeno. Nella ricerca *case-based*, infatti, la selezione dei casi segue una logica intenzionale piuttosto che probabilistica: Seawright e Gerring (2008) evidenziano come, quando il numero di casi è limitato, la selezione debba essere guidata da criteri *purposive* coerenti con l'obiettivo analitico dello studio, poiché differenti strategie di selezione consentono di massimizzare il valore informativo del caso rispetto alla domanda di ricerca. Coerentemente, anche Eisenhardt (1989), sottolinea l'utilità del *case study* per la comprensione approfondita di fenomeni complessi, e sviluppando un'analisi *within-case* strettamente collegata all'evidenza empirica si rende possibile anche lo studio di new topic areas, nei quali un'analisi fortemente ancorata ai dati può contribuire a far emergere interpretazioni e relazioni teoriche non ancora pienamente consolidate.

La scelta di un *in-depth case study* deriva dalla necessità di ricostruire il fenomeno attraverso molteplici dimensioni e prospettive organizzative, consentendo di esaminare anche le interpretazioni degli attori, le condizioni organizzative, i processi decisionali e le relazioni tra questi elementi. La natura *in-depth* non implica semplicemente una maggiore quantità di dati, ma una maggiore profondità analitica del caso, resa possibile dall'esame sistematico delle diverse evidenze relative al fenomeno e dal loro collegamento con il contesto organizzativo. Questa metodologia consente di integrare differenti fonti di evidenza e di sviluppare una ricostruzione articolata del fenomeno, caratteristica particolarmente rilevante quando le sue dimensioni non possono essere adeguatamente comprese attraverso una singola fonte informativa (Yin, 2018; Rashid et al., 2019).

L'importanza del contesto è particolarmente evidente nella ricerca sanitaria, dove organizzazioni, professionisti, processi e tecnologie interagiscono all'interno di sistemi caratterizzati da elevata interdipendenza. L'applicabilità di tale configurazione metodologica al contesto sanitario trova inoltre riscontro in studi empirici che hanno utilizzato *single case*

study per analizzare processi organizzativi contemporanei. Per esempio, Waring et al. (2017) hanno condotto un *single in-depth qualitative case study* all'interno di un ospedale del NHS per analizzare l'adozione di nuove strategie organizzative, utilizzando il caso per sviluppare interpretazioni esplicative del fenomeno studiato.

La scelta di un contesto sanitario risulta coerente con la research question, poiché l'integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali si colloca all'intersezione tra processi assistenziali, attività di ricerca, gestione organizzativa e competenze professionali differenti. In tale contesto, l'adozione della tecnologia non può essere considerata esclusivamente in termini di prestazioni dello strumento, ma richiede di comprendere le modalità attraverso cui essa si inserisce nei processi organizzativi e nelle responsabilità degli attori coinvolti (Crowe et al., 2011). La letteratura empirica conferma, inoltre, l'applicabilità del case study allo studio di processi di innovazione e cambiamento organizzativo in strutture sanitarie, evidenziando come tali fenomeni debbano essere interpretati alla luce delle relazioni tra attori, organizzazione e contesto istituzionale (Waring et al., 2017). Tale applicazione rafforza l'adequatezza del contesto sanitario rispetto a una ricerca interessata a comprendere come una trasformazione organizzativa si sviluppi concretamente all'interno di una struttura sanitaria, piuttosto che limitarsi a valutarne gli esiti. Alla luce delle considerazioni metodologiche delineate, il contesto di ricerca scelto per l'analisi è la Fondazione Mondino IRCCS.

3.2 Il contesto: Fondazione Mondino

La Fondazione Mondino Istituto Neurologico Nazionale a Carattere Scientifico (IRCCS) costituisce il contesto organizzativo nel quale è stato condotto il presente studio. Con sede a Pavia, la Fondazione opera nel settore sanitario con una specializzazione nelle neuroscienze e nelle patologie neurologiche, integrando attività di assistenza sanitaria, ricerca scientifica e formazione¹. La Fondazione è riconosciuta dal Ministero della Salute² tra gli Istituti di Ricovero e Cura a Carattere Scientifico e rappresenta pertanto una realtà nella quale la funzione assistenziale è affiancata da una specifica missione di ricerca e innovazione. Gli

¹ <https://www.mondino.it/>

² <https://www.salute.gov.it/new/it/ministero/national-health-care-centres/>

IRCCS sono istituti nei quali l'attività di ricerca, prevalentemente clinica e traslazionale, è integrata con l'attività di cura e orientata alla produzione di conoscenze suscettibili di ricadute sull'assistenza sanitaria. Nel caso della Fondazione Mondino, tale caratterizzazione è strettamente legata alla propria specializzazione neurologica e alla volontà di trasferire le acquisizioni della ricerca nella pratica clinica, infatti tra gli obiettivi è presente quello di tradurre i risultati della ricerca scientifica in nuovi protocolli diagnostici e terapeutici, evidenziando la connessione tra ricerca, innovazione e assistenza che caratterizza il modello organizzativo dell'Istituto.

Questa duplice dimensione permette alla Fondazione di offrire percorsi di diagnosi, cura e riabilitazione rivolti prevalentemente a pazienti affetti da patologie neurologiche, attraverso aree cliniche e servizi specialistici. Tra questi rientrano, ad esempio, la neuroriabilitazione, i servizi diagnostici, i servizi psicologici e le terapie del dolore neurologico³. L'organizzazione dei servizi è orientata alla presa in carico del paziente lungo il percorso che va dalla diagnosi al follow-up. Parallelamente, l'attività di ricerca scientifica in collaborazione con il Dipartimento di Scienze del Sistema Nervoso e del Comportamento dell'Università degli Studi di Pavia rende possibili attività accademiche e di ricerca presso l'Istituto⁴. La compresenza di assistenza, ricerca e formazione determina una configurazione organizzativa caratterizzata dalla presenza di professionalità e competenze differenti e dalla necessità di coordinare funzioni con finalità in parte distinte ma interdipendenti. Tale caratteristica è rilevante ai fini del presente studio poiché il processo decisionale organizzativo si sviluppa all'interno di una struttura nella quale le dimensioni cliniche, scientifiche, gestionali e amministrative coesistono e interagiscono.

Anche la struttura di governance riflette tale configurazione: l'Atto organizzativo della Fondazione individua, a livello di vertice, il Consiglio di Amministrazione e la Direzione Generale, affiancati dalla Direzione Sanitaria e dalla Direzione Scientifica. La Direzione Generale sovrintende alle principali funzioni amministrative e di supporto, tra cui amministrazione, finanza e controllo, facility management e procurement, sviluppo strategico e marketing, risorse umane e legale e ICT; la Direzione Sanitaria presidia invece le funzioni connesse all'assistenza e alla gestione sanitaria, mentre la Direzione Scientifica coordina la

³ <https://www.mondino.it/>

⁴ <https://www.mondino.it/universita-di-pavia/>

dimensione della ricerca. La presenza di una Direzione Generale, una Direzione Sanitaria e una Direzione Scientifica assume particolare rilevanza poiché evidenzia una struttura di governo nella quale le dimensioni manageriale, sanitaria e scientifica sono formalmente distinte ma inserite all'interno di un medesimo sistema organizzativo. La configurazione organizzativa risulta quindi particolarmente articolata: alla struttura di governo si affiancano le aree assistenziali, le unità operative cliniche, le funzioni amministrative e di supporto e le strutture dedicate alla ricerca. Tale articolazione non viene considerata nel presente studio nella sua interezza, ma rileva nella misura in cui definisce il contesto nel quale vengono assunte e supportate le decisioni organizzative oggetto dell'indagine.⁵

Il percorso di trasformazione digitale della Fondazione Mondino si inserisce in una più ampia evoluzione dell'organizzazione verso modelli di assistenza e gestione supportati dalle tecnologie digitali. Nell'Atto organizzativo della Fondazione, la Medicina Digitale è individuata tra le direttrici attraverso cui l'Istituto intende perseguire la propria visione strategica, insieme alla medicina personalizzata, ai modelli organizzativi patient-centered, ai team multiprofessionali e all'innovazione aperta.⁶ La Fondazione ha progressivamente introdotto soluzioni digitali finalizzate a rendere maggiormente accessibili e integrate alcune attività del percorso assistenziale. Tra queste rientra la piattaforma Mondino Digital Services, attraverso la quale i pazienti possono effettuare prenotazioni e pagamenti online, gestire gli appuntamenti, completare l'accettazione e accedere ai referti degli esami di laboratorio. L'introduzione di tali funzionalità modifica quindi alcune fasi del percorso del paziente, trasferendo attività precedentemente svolte attraverso interazioni fisiche o amministrative verso canali digitali.⁷

Troviamo inoltre delle sperimentazioni di servizi di telemedicina e teleriabilitazione, come ad esempio il progetto “TeleNeuro” che prevede percorsi di riabilitazione cognitiva domiciliare per persone con sclerosi multipla, integrando dispositivi tecnologici, esercizi svolti a domicilio e controlli periodici in telemedicina. Il modello prevede inoltre un'interazione continuativa tra il paziente e i professionisti coinvolti, mostrando come la

⁵ https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2025/08/atto_organizzativo.pdf

⁶ <https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2024/02/Atto-organizzativo-di-Fondazione-Mondino-2023.pdf>

⁷ <https://www.mondino.it/fondazione-mondino-sempre-piu-orientata-verso-linnovazione-digitale-lancia-la-app-mondino-digital-services/>

tecnologia venga utilizzata per modificare le modalità di erogazione del servizio e non semplicemente per digitalizzare un'attività esistente.⁸

Un secondo elemento rilevante riguarda la crescente centralità dei dati all'interno del modello di innovazione della Fondazione, che identifica esplicitamente l'analisi e l'integrazione di big data provenienti da differenti fonti come una delle direttrici attraverso cui sviluppare una medicina sempre più personalizzata e di precisione. L'utilizzo dei dati viene quindi concepito come una capacità organizzativa funzionale non soltanto alla ricerca scientifica, ma anche alla prevenzione, alla diagnosi, alla cura, alla riabilitazione e all'assistenza del paziente neurologico.⁹ La gestione dei dati è strettamente legata alla governance e alla protezione delle informazioni, nella Carta dei Servizi della Fondazione il trattamento dei dati personali è funzionale tanto all'erogazione delle cure quanto allo sviluppo della ricerca biomedica, clinica e traslazionale, e documenta l'adozione di misure organizzative e tecniche secondo i principi di accountability, privacy by design e privacy by default. Questo elemento è rilevante perché mostra come la trasformazione digitale comporti non soltanto nuove possibilità di utilizzo dei dati, ma anche l'introduzione di specifiche responsabilità organizzative connesse alla loro gestione, sicurezza e conformità normativa.¹⁰

La Fondazione collega la trasformazione tecnologica alla revisione dei modelli organizzativi e alla costruzione di équipe trasversali multiprofessionali, comprendenti clinici, ricercatori, tecnici, infermieri e personale di staff. Nell'atto organizzativo del 2025 viene introdotto il tema del trasferimento tecnologico e dell'Open Innovation, prevedendo la collaborazione con Università, reti di IRCCS, distretti di innovazione, imprese farmaceutiche e biotecnologiche, aziende digitali e startup per la co-creazione di nuove soluzioni di medicina digitale. La trasformazione digitale viene quindi associata non soltanto all'adozione di tecnologie, ma anche alla modifica delle competenze coinvolte, delle modalità di collaborazione e delle relazioni dell'organizzazione con il proprio ecosistema.¹¹

Questa traiettoria trova una formulazione particolarmente esplicita nell'accordo sottoscritto dalla Fondazione Mondino e dall'Università degli Studi di Pavia per avviare un

⁸ <https://www.mondino.it/con-teleneuro-riabilitazione-a-distanza-per-le-persone-con-sclerosi-multipla/>

⁹ <https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2024/02/Atto-organizzativo-di-Fondazione-Mondino-2023.pdf>

¹⁰ <https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2024/02/Carta-dei-Servizi-2023.pdf>

¹¹ https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2025/08/atto_organizzativo.pdf.com

percorso di trasformazione digitale finalizzato allo sviluppo di soluzioni digitali supportate dall'AI in stretta collaborazione con clinici e professionisti sanitari, con applicazioni previste nei processi diagnostici, terapeutici e organizzativi. Il progetto prevede la costituzione dell'Unità di Ricerca *Medical Informatics and Artificial Intelligence*, la responsabilità scientifica e il coordinamento dell'unità sono affidati a Enea Parimbelli, ricercatore presso il Dipartimento di Ingegneria Industriale e dell'Informazione dell'Università di Pavia. La nascita di questa Unità di Ricerca rappresenta un passaggio significativo nel percorso di trasformazione digitale della Fondazione, in quanto introduce in modo esplicito l'intelligenza artificiale all'interno della strategia di innovazione dell'organizzazione e va in supporto ad unità già presenti nella Fondazione.¹² Tra queste l'Unità di Neuroscienze Digitali, orientata alla ricerca neurocomputazionale, alla costruzione di modelli multiscala e all'analisi di dataset multimodali in relazione a dati clinici e neuropsicologici, e l'Unità di Imaging Avanzato e Intelligenza Artificiale, dedicata allo sviluppo di competenze nell'impiego di tecniche diagnostiche avanzate e nell'analisi dei dati attraverso competenze fisico-matematiche, ingegneristiche e statistiche.¹³ La struttura attualmente presentata dalla Fondazione conferma inoltre la presenza di un'Unità di Imaging Avanzato & Intelligenza Artificiale, operante in collaborazione con la *BiodataScience Unit*, e di un'Unità di Neuroscienze Digitali all'interno delle proprie linee di ricerca.¹⁴

Le attività documentate mostrano inoltre che l'intelligenza artificiale è già oggetto di applicazioni sperimentali concrete. Un esempio è rappresentato dal progetto europeo “BRAINTEASER”, sviluppato attraverso un consorzio internazionale al quale partecipa la Fondazione Mondino insieme all'Università di Pavia e ad altri partner europei. Il progetto utilizza dati relativi alla salute, alle abitudini di vita e all'esposizione a fattori ambientali per sviluppare, mediante tecniche di *machine learning* e IA, modelli predittivi finalizzati a supportare la gestione di pazienti affetti da sclerosi multipla e sclerosi laterale amiotrofica; tali strumenti sono concepiti per fornire informazioni personalizzate e supportare i professionisti nella personalizzazione delle terapie.¹⁵

¹² <https://www.mondino.it/nasce-lunita-di-ricerca-medical-informatics-and-ai-fondazione-mondino-e-universita-di-pavia-uniti-per-lo-smart-hospital/>

¹³ <https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2024/02/Atto-organizzativo-di-Fondazione-Mondino-2023.pdf>

¹⁴ <https://www.mondino.it/centri-unita-e-servizi-di-ricerca/>

¹⁵ <https://www.mondino.it/progetto-brainteaser-lue-finanzia-la-ricerca-per-la-sclerosi-multipla/>

Tra i progetti di ricerca finanziati da enti nazionali figura “AI-PARKNET”, coordinato dalla Fondazione Mondino nell'ambito del programma *From Bed to Bench* della Fondazione Regionale per la Ricerca Biomedica. Il progetto è finalizzato allo sviluppo di un modello personalizzato di cura della malattia di Parkinson basato sulla *multimodal stratification* dei pazienti supportata dall'intelligenza artificiale.¹⁶ Un ulteriore esempio è rappresentato dal progetto “AMNESTIA”, che integra intelligenza artificiale e teleriabilitazione cognitiva nell'assistenza alle persone con demenza. L'iniziativa prevede lo sviluppo della *Virtual COD*, una centrale operativa per le demenze che utilizza l'IA per offrire un'assistenza personalizzata e adattiva, e della *HomeCoRe App*, destinata alla riabilitazione cognitiva domiciliare e al monitoraggio da parte degli specialisti.¹⁷

È tuttavia necessario distinguere con precisione tra le progettualità che coinvolgono l'intelligenza artificiale e la sua effettiva implementazione nei processi di *decision-making* organizzativo-manageriale, oggetto del presente studio. Le evidenze documentali analizzate mostrano che la Fondazione Mondino dispone di competenze specialistiche, strutture dedicate e numerose iniziative nelle quali l'IA viene sviluppata, sperimentata o applicata ad attività di ricerca, supporto clinico, diagnostica e personalizzazione delle cure. Tali elementi testimoniano l'esistenza di un contesto organizzativo fortemente orientato all'innovazione digitale. Allo stesso tempo, la documentazione istituzionale non consente di affermare che l'intelligenza artificiale sia oggi stabilmente integrata nei processi di *decision-making* organizzativo della Fondazione. Le iniziative analizzate riguardano prevalentemente attività di ricerca, sviluppo e sperimentazione, mentre l'eventuale impiego dell'IA a supporto delle decisioni organizzative costituisce un ambito ancora in evoluzione.

Proprio questa configurazione rende la Fondazione Mondino un caso particolarmente informativo rispetto alla research question. L'obiettivo della ricerca, infatti, non è analizzare un'organizzazione nella quale l'intelligenza artificiale sia già pienamente incorporata nel decision-making, bensì comprendere come un'organizzazione impegnata in un percorso di trasformazione digitale costruisca le condizioni per una possibile integrazione dell'AI nei processi decisionali. In questa prospettiva, il caso consente di esplorare le percezioni degli

¹⁶ <https://www.mondino.it/research/ricerca-fondazioni-enti-nazionali/>

¹⁷ <https://www.mondino.it/amnestia-tecnologie-digitali-per-una-nuova-assistenza-alle-persone-con-demenza/>

attori organizzativi, le opportunità e le criticità associate all'AI, nonché i fattori organizzativi che possono favorire o ostacolare la relazione tra tecnologia e decisore umano.

3.3 Data collection

La raccolta dei dati è stata articolata attraverso l'integrazione di dati primari e secondari, con l'obiettivo di acquisire evidenze complementari sul fenomeno oggetto di studio. I dati primari sono stati raccolti mediante interviste semi-strutturate, mentre i dati secondari sono stati utilizzati per ricostruire e contestualizzare il fenomeno attraverso la documentazione disponibile. L'integrazione delle diverse fonti informative ha inoltre consentito di adottare una prospettiva di triangolazione dei dati, contribuendo alla solidità interpretativa dell'analisi.

3.3.1 Primary data: interviste semi-strutturate

La raccolta dei dati primari è stata realizzata attraverso interviste semi-strutturate rivolte a membri dell'organizzazione selezionati sulla base del loro ruolo, del loro coinvolgimento nei processi organizzativi e delle iniziative connesse all'innovazione tecnologica. Questa scelta è coerente con la natura qualitativa ed esplorativa della ricerca, in quanto consente di raccogliere evidenze, interpretazioni e percezioni direttamente dalle prospettive degli *informant* e di approfondire il significato che essi attribuiscono al fenomeno studiato, il quale data la sua complessità non può essere adeguatamente rappresentato attraverso categorie predefinite. L'intervista semi-strutturata combina infatti una struttura comune, necessaria per garantire una certa comparabilità tra le diverse interviste, con un adeguato grado di flessibilità che consente al ricercatore, non solo di adattare il dialogo al ruolo, alle competenze e all'esperienza specifica di ciascun partecipante, ma anche di approfondire temi, esperienze o aspetti emersi durante la conversazione (Kallio et al., 2016).

La selezione degli intervistati è stata condotta secondo un criterio di *purposive sampling*, nel quale i partecipanti non vengono selezionati con l'obiettivo di ottenere rappresentatività statistica, ma sulla base della loro capacità di fornire informazioni pertinenti al fenomeno studiato e alla prospettiva teorica adottata (Palinkas et al., 2015). Questa scelta ha permesso di includere prospettive organizzative differenti, evitando di ricondurre il

fenomeno alla visione di un unico livello gerarchico o di una specifica funzione. In particolare, i professionisti sono stati individuati considerando tre criteri principali:

1. il livello e la responsabilità ricoperti all'interno dell'organizzazione;
2. il grado di esposizione ai processi decisionali e organizzativi rilevanti per la ricerca;
3. la conoscenza o il coinvolgimento nelle iniziative di innovazione digitale e intelligenza artificiale sviluppate dalla Fondazione.

La composizione del campione è illustrata nella seguente tabella:

Intervista	Informant	Ruolo	Durata	Data
1	Dott.ssa Saba	Marketing Manager	25 minuti	30/06/2026
2	Dott. Bosone	Direttore Sanitario	50 minuti	14/07/2026
3	Dott.ssa Meriggi	Direttore Risorse Umane e Affari Legali	46 minuti	22/07/2026
4	Dott. Leonardelli	Operations Manager	45 minuti	23/07/2026

Tabella 1 - Elenco degli informant

Fonte: Elaborazione dell'autore

Le interviste sono state condotte individualmente sulla base di una traccia semi-strutturata comune, successivamente adattata al profilo dell'intervistato e al suo specifico ambito di competenza.

3.3.2 Secondary data

A integrazione dei dati primari, lo studio ha proseguito con la raccolta e l'analisi di dati secondari di natura documentale, con l'obiettivo di ricostruire il contesto organizzativo e tecnologico della Fondazione Mondino e di acquisire evidenze complementari rispetto a quelle raccolte attraverso le interviste. L'utilizzo di documenti rappresenta una componente rilevante nella conduzione dei *case study*, in quanto consente di integrare le informazioni ottenute dagli *informant* con evidenze prodotte indipendentemente dall'interazione tra

ricercatore e partecipanti, contribuendo a una comprensione più articolata del fenomeno studiato (Yin, 2018). La raccolta documentale è stata orientata principalmente verso fonti istituzionali ufficiali e verificabili, privilegiando i documenti prodotti dalla Fondazione Mondino e, laddove disponibili, da soggetti istituzionali coinvolti nelle iniziative analizzate. Tale scelta ha permesso di limitare il ricorso a interpretazioni di terzi e di ricostruire il fenomeno sulla base di evidenze direttamente riconducibili alle organizzazioni coinvolte. Il corpus documentale comprende diverse tipologie di fonti, selezionate in funzione della loro capacità di fornire informazioni rilevanti.

Una prima categoria è costituita dai documenti organizzativi e istituzionali della Fondazione, tra cui l'Atto organizzativo del 2025, lo Statuto, la documentazione relativa agli organi di governo, il Bilancio del 2024 e la documentazione disponibile nell'ambito dell'Amministrazione Trasparente. Queste fonti sono state utilizzate principalmente per ricostruire la struttura dell'organizzazione, le responsabilità, le principali attività e gli orientamenti strategici rilevanti ai fini dello studio. Una seconda categoria comprende la documentazione relativa al percorso di *digital transformation* della Fondazione, sono stati esaminati l'accordo tra Fondazione Mondino e Università degli Studi di Pavia relativo alla realizzazione dello *Smart Hospital*, la documentazione concernente *Mondino Digital Services* e lo Sportello Virtuale. Tali fonti consentono di documentare l'evoluzione dei sistemi e dei servizi digitali dell'organizzazione e, più in generale, le modalità attraverso cui la digitalizzazione si è progressivamente inserita nei processi organizzativi. Una terza categoria riguarda le iniziative di ricerca e progettualità connesse all'intelligenza artificiale: la documentazione relativa all'unità Imaging Avanzato & Intelligenza Artificiale, alle Neuroscienze Digitali, ai centri e alle unità di ricerca della Fondazione e al progetto "AI-PARKNET". Per quest'ultimo sono state inoltre considerate fonti istituzionali esterne alla Fondazione, quali la documentazione della Fondazione Regionale per la Ricerca Biomedica e della Regione Lombardia. Infine, le fonti della Privacy Policy della Fondazione e l'Informativa sul trattamento dei dati personali relativa a Mondino Digital Services, che consentono di approfondire le modalità di gestione dei dati e l'infrastruttura digitale associata ai servizi offerti.

L'integrazione di fonti provenienti da soggetti differenti consente di verificare la consistenza delle informazioni relative alle progettualità AI e di collocarle all'interno del più

ampio ecosistema istituzionale e di ricerca nel quale la Fondazione opera. Inoltre, sono stati privilegiati documenti direttamente riferibili alla Fondazione o a istituzioni partner e contenenti informazioni relative alla struttura organizzativa, ai processi di digitalizzazione, alle iniziative di intelligenza artificiale e alle modalità di utilizzo delle tecnologie. Le fonti sono state inoltre considerate in relazione alla loro capacità di fornire informazioni complementari rispetto alle evidenze raccolte attraverso le interviste.

I dati secondari non sono stati utilizzati come semplice materiale descrittivo del caso, ma come evidenza empirica complementare all'interno dell'analisi. Da un lato, la documentazione ha consentito di contestualizzare le dichiarazioni degli informant e di ricostruire elementi organizzativi e progettuali difficilmente osservabili attraverso le sole interviste; dall'altro, ha permesso di confrontare una parte di quanto dichiarato dagli intervistati con le informazioni formalmente documentate dall'organizzazione e dagli enti coinvolti. La raccolta di dati primari e secondari è stata concepita secondo una logica di triangolazione delle fonti, per combinare informazioni provenienti da fonti diverse al fine di sviluppare una comprensione più completa del fenomeno e rafforzare la solidità dell'evidenza empirica (Jonsen & Jehn, 2009). Il confronto tra le diverse fonti non è stato finalizzato esclusivamente alla verifica delle informazioni fornite dagli intervistati, ma alla possibilità di integrare, confrontare e interpretare congiuntamente evidenze differenti, considerando eventuali convergenze e divergenze. Tale approccio consente di ridurre la dipendenza dell'analisi da una singola fonte informativa e di ottenere una rappresentazione più completa e robusta del fenomeno studiato (Jonsen & Jehn, 2009).

3.4 Protocollo delle interviste

La costruzione del protocollo di intervista è stata guidata dai principali concetti emersi dalla *literature review*, così da assicurare coerenza tra il quadro teorico sviluppato nei capitoli precedenti e la successiva raccolta delle evidenze empiriche. La definizione di una guida per interviste semi-strutturate richiede infatti di considerare sistematicamente la conoscenza già disponibile sul fenomeno e di utilizzarla come base per identificare le aree tematiche da approfondire attraverso l'indagine empirica (Kallio et al., 2016). La letteratura non è stata pertanto utilizzata per definire a priori le categorie analitiche attraverso cui interpretare i dati,

ma per individuare i costrutti teorici rilevanti rispetto alla *research question* e tradurli in aree di indagine empiricamente esplorabili. Su questa base, il protocollo è stato costruito considerando differenti dimensioni concettuali relative, in particolare, all'utilizzo dell'AI, al suo impatto percepito sul processo decisionale, alla relazione tra AI e decisore umano, alla fiducia e alla percezione dell'autonomia, nonché alle condizioni organizzative che possono favorire o ostacolare l'integrazione della tecnologia.

La prima dimensione riguarda il *decision-making process*, per esplorare la natura delle decisioni assunte o supportate dagli intervistati e le principali informazioni e attori considerati. Questa scelta consente di collocare l'eventuale utilizzo dell'AI all'interno del processo organizzativo nel quale esso si manifesta, evitando di considerare la tecnologia indipendentemente dalle decisioni e dalle attività cui è associata. Una seconda dimensione riguarda il ruolo dell'IA nel processo decisionale, derivato dalla letteratura analizzata sul rapporto tra intelligenza artificiale, tecnologie di supporto e decision-making. Le domande sono state orientate a comprendere se e come gli intervistati utilizzino strumenti basati sull'AI, con quale frequenza, per quali attività e con quale funzione. La terza dimensione concerne la relazione tra decisore umano e IA. La letteratura esaminata ha evidenziato come l'integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali richieda di considerare il ruolo mantenuto dall'attore umano, il livello di fiducia attribuito agli output della tecnologia e le modalità attraverso cui vengono esercitati verifica, supervisione e controllo. La quarta dimensione riguarda le condizioni organizzative per l'adozione e l'integrazione dell'IA. In linea con la letteratura sulle implicazioni organizzative dell'intelligenza artificiale, l'intervista ha esplorato la presenza di ostacoli e resistenze, le competenze e la formazione necessarie, la disponibilità di risorse e supporto organizzativo, la cultura dell'innovazione e il livello di preparazione percepito dell'organizzazione. All'interno di questa dimensione è stata inoltre considerata la governance dell'AI, attraverso domande relative all'esistenza di linee guida, procedure e politiche organizzative e, per gli intervistati con specifiche responsabilità manageriali o legali, ai criteri di selezione dei progetti e alle responsabilità connesse alla loro implementazione. Infine, il protocollo ha considerato la dimensione relativa a benefici, rischi e prospettive future di integrazione dell'IA. La valutazione dell'intelligenza artificiale da parte degli attori organizzativi non dipende esclusivamente dalla sua utilità percepita, ma anche dai rischi

associati al suo utilizzo e dalle possibili conseguenze sulla professionalità, sull'autonomia e sull'organizzazione del lavoro.

Le dimensioni individuate hanno costituito aree tematiche di orientamento, successivamente tradotte in domande comuni a tutti gli intervistati e, ove necessario, in domande specifiche in funzione del ruolo ricoperto. La guida ha quindi mantenuto una struttura sufficientemente omogenea da consentire il confronto tra le interviste, lasciando al contempo spazio per approfondire aspetti particolarmente rilevanti in relazione alle responsabilità e all'esperienza del singolo informant (Kallio et al., 2016; Lasch et al., 2010).

Sulla base dei costrutti teorici individuati, la traccia di intervista è stata articolata in macro-sezioni tematiche, organizzate secondo una sequenza volta a favorire una progressiva focalizzazione sul fenomeno oggetto di indagine. La struttura muove inizialmente dalla posizione dell'intervistato e dal contesto decisionale nel quale opera, per poi approfondire la conoscenza e l'utilizzo dell'intelligenza artificiale, la relazione tra AI e decisore umano, le condizioni organizzative che ne influenzano l'integrazione e, infine, le prospettive future.

La prima macro-sezione è stata dedicata alla contestualizzazione del ruolo dell'intervistato e del suo processo decisionale. La domanda introduttiva ha permesso di comprendere il ruolo ricoperto e le principali attività svolte all'interno della Fondazione, mentre la domanda successiva ha approfondito la natura delle decisioni assunte o supportate e le principali informazioni e attori considerati nel processo decisionale. La seconda macro-sezione ha riguardato la conoscenza e l'utilizzo dell'intelligenza artificiale. Dopo aver definito il contesto di riferimento, agli intervistati è stato chiesto di descrivere il proprio livello di familiarità con l'AI e le modalità attraverso cui hanno sviluppato le relative competenze. L'intervista ha quindi approfondito l'eventuale utilizzo di strumenti basati sull'AI, considerando frequenza, modalità di impiego e influenza sul processo decisionale.

La terza macro-sezione ha approfondito la relazione tra AI e decisore umano, concentrandosi sulla fiducia negli output prodotti dalla tecnologia, sulla necessità di verifica e supervisione umana e sulle possibili modificazioni dell'autonomia e del ruolo decisionale delle persone. La quarta macro-sezione ha riguardato le condizioni organizzative associate all'integrazione dell'AI. Sono stati esplorati gli ostacoli percepiti o sperimentati, le condizioni ritenute necessarie per un'adozione efficace, il livello di preparazione della Fondazione e

l'esistenza di linee guida, procedure o politiche organizzative. A questa sezione sono state ricondotte anche le domande relative a competenze, formazione, risorse, supporto organizzativo, cultura dell'innovazione e resistenze. Per gli intervistati con responsabilità specifiche sono state inoltre formulate domande personalizzate relative alla gestione e alla selezione dei progetti AI, alla governance dell'adozione e agli aspetti organizzativi e legali.

La quinta macro-sezione ha esplorato la valutazione complessiva e le prospettive future dell'IA. Gli intervistati sono stati invitati a identificare il principale beneficio e il principale rischio associato alla tecnologia nel proprio lavoro e a riflettere sull'evoluzione attesa del ruolo dell'AI nel settore sanitario. Le domande aggiuntive hanno consentito di approfondire, ove pertinente, il possibile impatto sulla relazione con pazienti e colleghi, il rischio percepito per le competenze professionali e le condizioni necessarie per una maggiore integrazione organizzativa. A conclusione dell'intervista è stata prevista una domanda aperta, volta a consentire all'intervistato di introdurre eventuali aspetti non emersi nelle precedenti sezioni (vedere appendice A).

Le interviste sono state condotte secondo la logica propria dell'intervista semi-strutturata, mantenendo una traccia comune per tutti gli *informant* ma consentendo flessibilità nell'ordine e nell'approfondimento delle domande. Come evidenziato da Kallio et al. (2016), la struttura semi-strutturata consente infatti di combinare una guida tematica definita a priori con la possibilità di adattare il percorso dell'intervista alle risposte e agli elementi rilevanti emersi durante la conversazione. Le quattro interviste sono state realizzate in presenza, presso la Fondazione Mondino, e hanno avuto una durata compresa indicativamente tra 30 e 40 minuti.

L'ordine delle domande è stato flessibile, pur mantenendo i temi definiti nel protocollo, è stato possibile anticipare, posticipare o approfondire alcune domande in funzione dello sviluppo della conversazione. In particolare, quando un tema previsto dal protocollo emergeva spontaneamente nella risposta a una domanda precedente, non è stato necessario riproporlo secondo l'ordine originario, mentre sono state utilizzate domande di approfondimento per sviluppare gli aspetti maggiormente pertinenti. Analogamente, le domande specifiche rivolte ai diversi informant sono state integrate nel corso dell'intervista in relazione al ruolo ricoperto e alle competenze dell'intervistato.

Previa autorizzazione degli intervistati, le interviste sono state registrate in formato audio, così da garantire una riproduzione fedele delle conversazioni e di massimizzare l'attenzione nell'ascolto e per l'approfondimento delle risposte. La registrazione è stata effettuata esclusivamente dopo aver informato gli intervistati sulle finalità della raccolta, sulle modalità di utilizzo del materiale e sul trattamento dei dati, ottenendone il relativo consenso.

Le registrazioni sono state successivamente sottoposte a trascrizione integrale, al fine di trasformare il materiale audio in un corpus testuale sistematico utilizzabile per la successiva analisi qualitativa. La trascrizione è stata effettuata mediante il sito web “Turbo Scribe”, previa anonimizzazione degli intervistati oppure, ove necessario, identificati attraverso la funzione organizzativa ricoperta. Eventuali riferimenti a persone, informazioni o elementi organizzativi non necessari all'analisi sono stati rimossi o resi non identificabili. Successivamente la trascrizione è stata verificata attraverso il confronto con le registrazioni originali, correggendo eventuali errori di trascrizione e preservando il significato delle dichiarazioni degli intervistati. Questo passaggio ha permesso di disporre di un corpus omogeneo e adeguatamente preparato per le successive fasi di codifica.

Il trattamento dei dati è stato effettuato sulla base della liberatoria e del consenso acquisiti dagli intervistati, nel rispetto delle finalità dichiarate al momento della raccolta. Le registrazioni audio e le relative trascrizioni sono state conservate in forma protetta e utilizzate esclusivamente per le finalità connesse alla ricerca. La conservazione dei dati è avvenuta secondo modalità coerenti con quanto previsto nella documentazione di consenso e nelle disposizioni applicabili in materia di protezione dei dati personali. Al termine della fase di preparazione, il materiale così ottenuto ha costituito il corpus empirico sottoposto all'analisi qualitativa mediante il metodo Gioia.

3.5 Analisi dei dati: metodo GIOIA

Il metodo Gioia è un approccio di analisi qualitativa sviluppato per supportare la costruzione di conoscenza teorica a partire dai dati empirici, mantenendo al contempo una chiara distinzione tra la prospettiva degli *informant* e l'interpretazione sviluppata dal ricercatore, seguendo una logica che combina una prospettiva *data-driven* con un progressivo livello di astrazione teorica (Gioia et al., 2013). Questa caratteristica risulta particolarmente rilevante

per ricerche esplorative nelle quali il fenomeno studiato presenta ancora margini di sviluppo teorico e nel quale possono emergere dimensioni non completamente previste dalla letteratura esistente (Gehman et al., 2018).

Il processo di analisi è suddiviso in diverse fasi, nella prima si identificano concetti di primo ordine che riflettono la prospettiva degli *informant*, cercando di rimanere il più vicino possibile alle loro formulazioni. Successivamente, tali concetti vengono confrontati, aggregati e interpretati per individuare temi di secondo ordine caratterizzati da un maggiore livello di astrazione teorica. I temi di secondo ordine vengono infine ulteriormente aggregati in *aggregate dimensions*, che rappresentano i domini concettuali più generali attraverso cui strutturare il fenomeno studiato (Gioia et al., 2013). La relazione tra i diversi livelli viene sintetizzata attraverso la data structure, che rende visibile il percorso analitico dal dato empirico alla costruzione concettuale (Gioia et al., 2013). Questa struttura non deve essere intesa come una procedura puramente meccanica di classificazione. Il metodo Gioia prevede infatti un processo iterativo e ricorsivo, nel quale il ricercatore si muove continuamente tra dati empirici, concetti emergenti e letteratura, verificando progressivamente la coerenza delle categorie sviluppate e il loro potere esplicativo rispetto al fenomeno analizzato (Gioia et al., 2013; Gehman et al., 2018).

L'adeguatezza del metodo Gioia rispetto alla presente ricerca deriva dalla combinazione tra natura qualitativa ed esplorativa dello studio, complessità del fenomeno e *research question*, la quale richiede di ricostruire come gli attori organizzativi interpretano il ruolo dell'AI, come percepiscono la relazione tra tecnologia e decisore umano e quali condizioni organizzative influenzano tale relazione. Si tratta di dimensioni difficilmente riconducibili a variabili definite a priori e che necessitano di un'analisi capace di preservare la ricchezza delle prospettive degli *informant*. Un ulteriore elemento di *methodological fit* è il riscontro empirico nella letteratura qualitativa recente nella quale diversi studi hanno applicato il metodo Gioia a fenomeni di digital transformation, innovazione tecnologica e intelligenza artificiale per analizzare processi di cambiamento (Savolainen et al., 2019; Russo et al., 2024; Ciasullo et al., 2025; Costanza et al., 2025; Horvath & Lorincz, 2026). Analogamente, l'applicazione del metodo in contesti sanitari mostra la sua utilità nell'analisi di fenomeni organizzativi nei quali innovazione tecnologica, pratiche professionali e caratteristiche del contesto risultano strettamente interconnesse (Braut et al., 2022).

Per poter applicare questo metodo, il materiale raccolto è stato sottoposto a una fase preliminare di preparazione e organizzazione. Come descritto nel paragrafo 3.4, le interviste sono state registrate, anonimizzate e trascritte; in questa fase, le trascrizioni sono state quindi riunite in un corpus omogeneo e organizzate secondo criteri funzionali alla successiva analisi qualitativa. La preparazione del corpus ha previsto una lettura integrale delle trascrizioni, finalizzata a familiarizzare con il contenuto e a sviluppare una visione complessiva delle evidenze e di individuare i principali nuclei tematici, ricostruire il contesto delle singole dichiarazioni e cogliere eventuali ricorrenze o elementi distintivi tra le diverse interviste, senza procedere ancora all'analisi.

L'analisi dei dati è stata condotta attraverso un processo progressivo, iterativo e multilivello, coerentemente con la metodologia proposta da Gioia et al. (2013). Il procedimento è stato graduale dalla formulazione concreta degli intervistati verso livelli crescenti di astrazione concettuale, prevedendo tre livelli principali: *first-order concepts*, *second-order themes* e *aggregate dimensions*. La codifica è iniziata a partire dalle trascrizioni integrali delle interviste, grazie alle quali sono stati individuati e evidenziati gli estratti ritenuti rilevanti rispetto alla *research question*, prestando attenzione ai riferimenti espliciti all'intelligenza artificiale, ma anche alle descrizioni di esperienze, percezioni, pratiche, difficoltà e condizioni organizzative connesse al fenomeno.

A partire da questa prima organizzazione, gli estratti rilevanti sono stati successivamente raccolti e confrontati portando all'identificazione dei *first-order concepts*, mantenendo il più possibile il linguaggio e la prospettiva degli *informant*, nella quale i concetti vengono formulati in modo da preservare il significato attribuito dagli intervistati piuttosto che essere immediatamente ricondotti a categorie teoriche sviluppate dal ricercatore. Il *first-order concept* non è stato considerato equivalente alla singola citazione, ma più estratti provenienti dalla stessa intervista o da interviste differenti potevano esprimere uno stesso significato sostanziale e concorrere alla costruzione del medesimo concetto di primo ordine. I codici inizialmente formulati sono stati sottoposti a un confronto progressivo tra le diverse interviste, verificando ricorrenze, sovrapposizioni e differenze nel modo in cui uno stesso fenomeno veniva descritto dai diversi *informant*. Attraverso questo processo iterativo, codici semanticamente molto vicini sono stati progressivamente accorpati, mentre concetti inizialmente accomunati da un tema generale sono stati mantenuti distinti quando

presentavano significati sufficientemente differenti. La progressiva consolidazione ha portato alla definizione di un insieme più stabile di *first-order concepts*, mantenendo come riferimento principale le evidenze e il linguaggio degli intervistati.

Una volta consolidati i concetti di primo ordine, l'analisi è passata al confronto sistematico tra i diversi *first-order concepts* per individuare quali esprimessero aspetti riconducibili a uno stesso fenomeno sottostante e quali, invece, rappresentassero dimensioni empiricamente o concettualmente differenti. Concetti caratterizzati da una significativa affinità sono stati aggregati in *second-order themes*, mentre quelli che presentavano differenze rilevanti sono stati mantenuti separati. A questo livello, la prospettiva analitica è divenuta più *researcher-centric*: pur mantenendo il riferimento alle evidenze empiriche, la formulazione dei *second-order themes* ha comportato un maggiore livello di interpretazione teorica, come previsto dal metodo Gioia, così da comprendere che cosa accomuni differenti osservazioni empiriche e quale significato teorico possa essere attribuito a tali ricorrenze (Gioia et al., 2013). Il processo non è stato lineare, ma ha previsto diversi passaggi di revisione: i temi sono stati confrontati con i *first-order concepts* sottostanti e, quando necessario, riformulati, suddivisi o ricombinati, in modo da verificare costantemente la coerenza interna dei temi e la loro distinzione reciproca, evitando che categorie concettualmente troppo ampie incorporassero fenomeni differenti.

Per l'ultimo livello a partire dai *second-order themes* consolidati, sono stati ricercati pattern concettuali più ampi, verificando quali temi potessero essere ricondotti ad una dimensione più generale del fenomeno studiato ed ottenere così le *aggregate dimensions*. Anche in questa fase, il processo ha mantenuto una natura iterativa: le dimensioni aggregate sono state confrontate con i temi di secondo ordine e, risalendo progressivamente verso le evidenze empiriche originarie, ne è stata verificata la coerenza con il significato espresso dagli *informant*.

3.6 Qualità e limiti della ricerca

La qualità della ricerca qualitativa è stata perseguita attraverso un insieme di procedure volte a garantire credibilità, trasparenza e coerenza metodologica lungo le diverse fasi dello studio. Nella ricerca qualitativa, infatti, la qualità dell'evidenza non dipende dalla standardizzazione

delle procedure secondo criteri propri della ricerca quantitativa, ma dalla capacità di rendere chiari e coerenti il percorso metodologico, le scelte effettuate e il rapporto tra dati empirici e interpretazioni sviluppate (Bluhm et al., 2011; O'Brien et al., 2014).

Un primo elemento di qualità riguarda la coerenza tra *research question*, disegno della ricerca, raccolta e analisi dei dati, elemento centrale del *methodological fit* nella ricerca qualitativa (Gioia et al., 2013; Bluhm et al., 2011). Accanto alla coerenza abbiamo la trasparenza delle procedure che è stata perseguita descrivendo sistematicamente le principali fasi attraverso cui la ricerca è stata condotta. In particolare, sono stati esplicitati i criteri di selezione degli *informant*, le modalità di costruzione e conduzione delle interviste, le procedure di preparazione del materiale empirico e il processo di analisi attraverso i diversi livelli del metodo Gioia. La descrizione separata di tali passaggi permette di distinguere le decisioni assunte nella fase di raccolta dei dati da quelle relative alla successiva interpretazione e categorizzazione delle evidenze, contribuendo alla chiarezza del percorso metodologico (O'Brien et al., 2014; Nowell et al., 2017).

Altro aspetto fondamentale è la coerenza nella raccolta delle evidenze empiriche. Le quattro interviste sono state condotte utilizzando una traccia semi-strutturata comune, pur mantenendo la flessibilità necessaria per approfondire aspetti specifici in relazione al ruolo degli *informant*. La selezione degli intervistati è stata inoltre orientata dalla necessità di includere prospettive organizzative differenti, coinvolgendo soggetti caratterizzati da responsabilità e competenze diverse rispetto ai processi decisionali, alla gestione organizzativa, agli aspetti legali e alla progettualità tecnologica.

Infine, la credibilità dello studio è stata rafforzata attraverso la triangolazione, intesa come un processo di confronto tra informazioni provenienti da fonti differenti. Nella ricerca qualitativa, il ricorso a molteplici fonti consente infatti di esaminare il fenomeno da prospettive diverse, senza assumere che la convergenza tra fonti costituisca necessariamente l'unico esito informativo del confronto (Jonsen & Jehn, 2009; Lasch et al., 2010). Nel presente studio, la triangolazione è stata realizzata attraverso l'integrazione di *primary data*, costituiti dalle quattro interviste semi-strutturate, e *secondary data*, rappresentati dalla documentazione istituzionale e organizzativa raccolta sulla Fondazione Mondino. Il confronto è stato condotto mettendo in relazione le dichiarazioni degli *informant* con le evidenze documentali pertinenti

rispetto ai diversi aspetti del fenomeno, così da collocare tali dichiarazioni nel contesto organizzativo documentato e individuare convergenze, divergenze e complementarità tra le diverse evidenze (Jonsen & Jehn, 2009; Lasch et al., 2010).

Per sviluppare una comprensione più completa del fenomeno, l'interpretazione delle evidenze è stata condotta considerando la diversa natura e funzione delle fonti coinvolte nel confronto. Le convergenze tra fonti differenti sono state considerate come un elemento di rafforzamento dell'evidenza relativa a uno specifico aspetto, mentre le eventuali divergenze non sono state interpretate automaticamente come elementi di incoerenza, ma analizzate tenendo conto della prospettiva *dell'informant*, della finalità della fonte e del contesto nel quale l'informazione è stata prodotta (Jonsen & Jehn, 2009). A supporto di tale confronto sono state privilegiate fonti ufficiali direttamente riconducibili alla Fondazione Mondino o agli enti istituzionali coinvolti nelle iniziative analizzate, in modo da affiancare evidenze documentali verificabili e pertinenti al contesto oggetto di studio.

Tale procedimento contribuisce alla qualità dello studio perché riduce la dipendenza dell'interpretazione da una singola fonte e permette di valutare le evidenze attraverso convergenze, divergenze e complementarità. L'integrazione tra dati primari e secondari consente di combinare la profondità e la ricchezza interpretativa delle interviste con la funzione documentale delle fonti istituzionali, producendo una rappresentazione del fenomeno maggiormente articolata e contestualizzata (Jonsen & Jehn, 2009; Lasch et al., 2010).

Nonostante le procedure adottate per rafforzare la credibilità e la consistenza dello studio, il disegno di ricerca presenta alcuni limiti intrinseci, riconducibili sia alle caratteristiche del caso selezionato sia alle modalità di raccolta e analisi delle evidenze empiriche. Tali elementi devono essere considerati nella lettura e nell'interpretazione dei risultati, definendo il perimetro entro il quale i risultati possono essere interpretati (Bluhm et al., 2011; O'Brien et al., 2014).

Un primo limite è riconducibile alla scelta di un *single case study* che consente di sviluppare una comprensione approfondita del fenomeno all'interno del relativo contesto organizzativo, ma limita la possibilità di estendere direttamente i risultati ad altre organizzazioni sanitarie. In linea con la natura del *case study*, l'obiettivo dello studio non è

infatti perseguire una generalizzazione statistica, bensì produrre una comprensione contestualizzata e individuare evidenze potenzialmente rilevanti anche per contesti caratterizzati da condizioni organizzative analoghe (Yin, 2018; Bluhm et al., 2011).

Un secondo limite riguarda l'ampiezza del campione: le quattro interviste hanno permesso di raccogliere prospettive provenienti da differenti ruoli organizzativi, ma non consentono di rappresentare esaustivamente tutte le posizioni professionali e organizzative presenti nella Fondazione. In particolare, l'assenza di ulteriori *informant* appartenenti ad altre categorie professionali può limitare la varietà delle prospettive raccolte. Tale caratteristica deve tuttavia essere interpretata considerando la natura esplorativa dello studio e la selezione intenzionale degli intervistati sulla base della loro rilevanza rispetto al fenomeno indagato. Inoltre, le evidenze raccolte attraverso le interviste riflettono necessariamente le esperienze, le percezioni e le interpretazioni degli *informant* e sono pertanto soggette alla componente interpretativa. Sebbene la strutturazione del protocollo, l'applicazione sistematica del metodo Gioia e il confronto tra fonti differenti abbiano contribuito a rafforzare la credibilità dell'analisi, i risultati non possono essere interpretati come misurazioni oggettive e generalizzabili del fenomeno (Gioia et al., 2013; Nowell et al., 2017).

La ricerca presenta anche un limite legato alla mancanza di osservazione diretta dei processi decisionali e delle pratiche organizzative analizzate. L'evidenza empirica si basa prevalentemente su quanto riferito dagli *informant* e sulla documentazione disponibile; non è stato quindi possibile osservare direttamente l'utilizzo dell'AI durante i processi decisionali o verificare in tempo reale le dinamiche di interazione tra decisori, tecnologia e organizzazione. L'analisi restituisce principalmente la prospettiva dichiarata dagli attori coinvolti, che può differire dalle pratiche effettivamente adottate.

Infine, un elemento particolarmente rilevante riguarda la fase di sviluppo dell'intelligenza artificiale all'interno della Fondazione. Come descritto nel paragrafo 3.2, le evidenze documentali non indicano un'implementazione consolidata dell'IA nei processi di decision-making organizzativo-manageriale, mentre risultano presenti attività di ricerca, progettazione e sperimentazione in differenti ambiti, rappresentando un fenomeno ancora in evoluzione. Quest'ultimo elemento costituisce al contempo una limitazione empirica e una caratteristica distintiva del caso. Da un lato, l'assenza di un'adozione manageriale pienamente

consolidata limita la possibilità di analizzare ex post gli effetti dell'IA sui processi decisionali; dall'altro, consente di indagare una fase preliminare nella quale percezioni, condizioni organizzative, aspettative e possibili modalità di integrazione assumono particolare rilevanza. I risultati devono pertanto essere interpretati alla luce della natura emergente e dinamica del fenomeno e della specifica fase di trasformazione attraversata dall'organizzazione.

4. Presentazione dei risultati

4.1 Data structure dell'analisi qualitativa

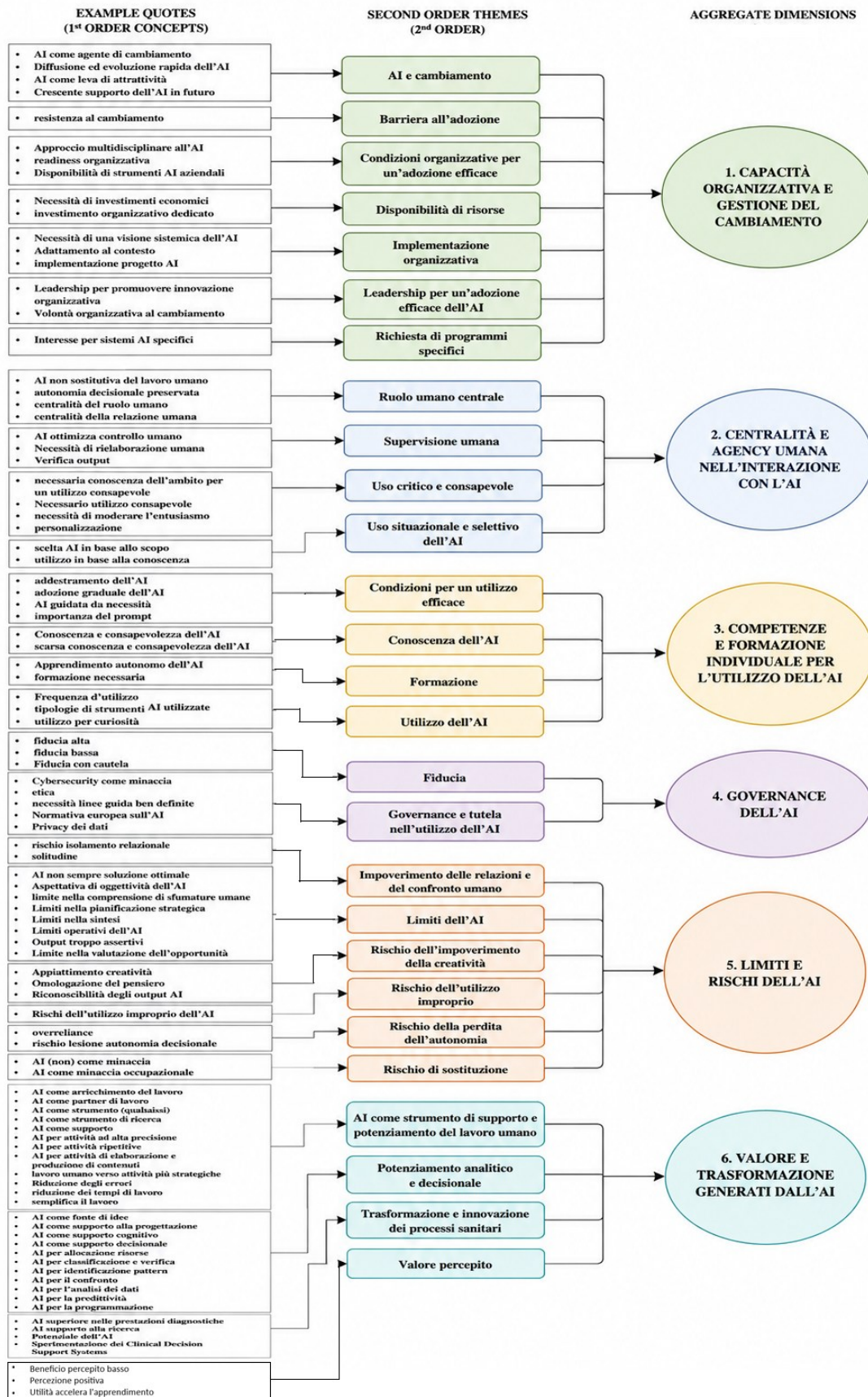


Figura 1 - Data structure

Fonte: elaborazione dell'autore (con supporto grafico di strumenti AI)

La Figura 1 rappresenta l'esito del processo di *coding* condotto sui dati empirici e sintetizza il percorso di progressiva concettualizzazione delle evidenze emerse dalle interviste. I concetti di primo ordine, direttamente riconducibili alle percezioni e alle esperienze degli *informant*, sono stati progressivamente aggregati in temi di secondo ordine sulla base delle ricorrenze e delle relazioni individuate nell'analisi. Tali temi sono stati successivamente ricondotti a sei *aggregate dimensions*, che rappresentano il livello concettuale più ampio e costituiscono la struttura attraverso cui vengono presentati i risultati della ricerca (per dettagli, vedere Appendice B).

4.2 Aggregate dimensions

A partire dalla *data structure* presentata, le sezioni successive illustrano le sei *aggregate dimensions* emerse dall'analisi. Per ciascuna dimensione vengono presentate le principali evidenze emerse dalle interviste, evidenziando i temi di secondo ordine che la compongono e le relative prospettive degli *informant*.

4.2.1 Capacità organizzativa e gestione del cambiamento

Dalle interviste emerge innanzitutto una percezione dell'intelligenza artificiale come tecnologia in grado di introdurre cambiamenti significativi nei processi e nelle modalità di lavoro. Gli *informant* descrivono quindi l'AI come una tecnologia capace di modificare profondamente il modo di operare all'interno dell'organizzazione, arrivando a “cambiare molto il modo di lavorare”.

Le testimonianze mostrano una *readiness* ancora in evoluzione e non percepita in maniera uniforme. Da un lato, si afferma che “ci siamo resi pronti nell'ultimo anno”; dall'altro, viene osservato che “il contesto non mi sembra ancora pronto”. Questa condizione sembra essere legata anche alla necessità di superare un approccio frammentato alle progettualità tecnologiche, a fronte della possibilità di “ragionare in maniera un po' più sistemica”. Viene inoltre osservato che “per determinati tipi di progettualità ci vogliono

risorse”, mentre viene fatto un investimento concreto nella costituzione di “un nuovo ufficio dedicato allo sviluppo di programmi di intelligenza artificiale”.

Un ulteriore elemento riguarda la necessità di adattare l’implementazione dell’AI alle specificità del contesto sanitario, ovvero un percorso che richiede di tradurre le soluzioni disponibili nella realtà organizzativa dell’ospedale. Tale processo trova espressione anche in progettualità concrete, come il CUP AI, rispetto al quale viene riferito che “abbiamo collaudato un CUP gestito dall’intelligenza artificiale”. Parallelamente, emerge l’interesse a sviluppare strumenti specificamente orientati alle esigenze organizzative, come evidenziato dalla richiesta di “creare un programma gestionale intelligente”. All’interno di questo processo, la leadership assume un ruolo rilevante: il direttore generale viene descritto da un come “un propulsore positivo”, ma si necessita che il cambiamento venga comunicato e condiviso, spiegandone gli impatti e “rassicurando le persone”.

Infine, le interviste evidenziano la presenza di resistenze associate al cambiamento. Un *informant* riferisce di aver percepito delle resistenze da parte di alcuni profili professionali, collegandole anche alla mancanza del corretto approccio e della corretta conoscenza, che può generare “resistenze a volte immotivate”. La capacità organizzativa e la gestione del cambiamento sono elementi strettamente connessi: l’AI viene percepita come una tecnologia in grado di modificare significativamente il lavoro, ma la sua integrazione richiede preparazione, risorse, adattamento al contesto e una leadership capace di accompagnare l’organizzazione, anche di fronte alle resistenze che possono emergere nel percorso.

4.2.2 Competenze e formazione individuale per l’utilizzo dell’AI

Dalle interviste emerge che l’utilizzo efficace dell’intelligenza artificiale richiede un adeguato livello di conoscenza e consapevolezza dello strumento, in particolare di comprendere non solo le potenzialità dell’AI, ma anche i suoi limiti. Come osserva I4: “bisogna conoscere vantaggi ma anche limiti”. Tale consapevolezza non appare omogeneamente diffusa all’interno dell’organizzazione. Si rileva che “molti non hanno capito che cos’è un’intelligenza artificiale”, evidenziando livelli differenti di conoscenza e familiarità con la tecnologia. Ne deriva la necessità di affiancare all’apprendimento individuale percorsi formativi strutturati: si afferma che “la formazione me la sono creata da me in autonomia”, e

sottolinea che “prima di diffondere gli strumenti voglio che ci sia la formazione”. Nel contesto analizzato emergono iniziative formative finalizzate a sviluppare una maggiore familiarità con la tecnologia e a supportarne l’impiego nelle attività quotidiane. Un *informant* riferisce che “abbiamo organizzato un corso di formazione per spiegare l’importanza dell’intelligenza artificiale e le modalità di utilizzo nel quotidiano”. Le esigenze formative riguardano quindi sia la comprensione generale dell’AI sia le modalità concrete di interazione con gli strumenti. In questo senso, Bosone sottolinea che “la costruzione del prompt è molto importante”, evidenziando come l’efficacia dell’utilizzo dipenda anche dalla capacità dell’utente di formulare correttamente le richieste e orientare lo strumento verso il risultato desiderato. L’interazione con l’AI richiede non soltanto la disponibilità dello strumento, ma anche la capacità dell’utente di impostare adeguatamente la richiesta, l’approccio e orientarne l’utilizzo. Infine, le interviste evidenziano livelli differenti di utilizzo effettivo dell’AI: mentre Saba dichiara di utilizzare ChatGPT “quotidianamente”, Meriggi afferma invece di utilizzarlo poco. Ciò conferma l’eterogeneità delle esperienze individuali di adozione.

4.2.3 Governance dell’AI

Si rileva una percezione differenziata del livello di fiducia negli strumenti di intelligenza artificiale: alcuni *informant* esprimono di avere “un buon grado di fiducia”, mentre altri mostrano una posizione maggiormente cauta: “personalmente ritengo che bisogna essere diffidenti, fidarsi ma sapendo che è solo uno strumento di supporto”. La fiducia nei confronti dell’AI risulta quindi differenziata tra gli intervistati: Leonardelli esprime “un buon grado di fiducia”, mentre Bosone adotta un approccio più prudente, sottolineando la necessità di “fidarsi ma sapendo che è solo uno strumento di supporto”. La variabilità della fiducia può essere collegata alla necessità di definire regole per orientare l’utilizzo dell’AI all’interno dell’organizzazione. Viene individuata la presenza di prime indicazioni, pur evidenziandone il carattere ancora generale: “abbiamo dato alcune linee guida. Sono comunque molto generali per adesso”.

Un ulteriore elemento riguarda il ruolo del quadro normativo nel guidare l’introduzione dell’AI. Gli *informant* richiamano in particolare l’*AI Act* come riferimento per la definizione dei comportamenti e delle condizioni di utilizzo della tecnologia. L’attenzione alla normativa

emerge attraverso attività specifiche di approfondimento e adeguamento, tra cui il coinvolgimento del *Data Protection Officer*, che “ha fatto un approfondimento molto importante su IA Act”.

Tra gli aspetti maggiormente associati alla *governance* dell’AI c’è la tutela dei dati e della privacy. Viene mostrata incertezza rispetto alla destinazione dei dati inseriti negli strumenti online: “è uno strumento online, non sappiamo dove finiscono questi dati”. La gestione della privacy viene descritta come un elemento in grado di incidere concretamente sui tempi e sulle modalità di implementazione delle progettualità. Leonardelli riferisce che “abbiamo impiegato circa dieci mesi per smarcare la questione privacy”, mentre Bosone sottolinea che “la privacy mi ha inficiato un progetto”. La tutela dei dati emerge quindi come un elemento direttamente connesso alla possibilità di sviluppare e utilizzare soluzioni di AI nel contesto organizzativo. La *governance* comprende inoltre aspetti legati alla *cybersecurity* e all’etica. Sul fronte della sicurezza, viene evidenziato che “la *cybersecurity* riguarda anche l’intelligenza artificiale” e che sono state predisposte specifiche procedure per gestire la tecnologia anche sotto questo profilo. Rispetto all’etica emerge una percezione di presidio ancora limitato: “sono preoccupata dell’aspetto etico, non è presidiato e nemmeno studiato”.

4.2.4 Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI

Dalle interviste emerge una concezione dell’intelligenza artificiale come strumento di supporto, piuttosto che come sostituto del lavoro umano: “deve essere un aiuto, un supporto ma non sostitutivo di un lavoro”. L’output dell’AI non viene considerato come un elemento che deve essere inserito all’interno del ragionamento del decisore, a tal proposito si afferma che “non dobbiamo far prendere il sopravvento all’intelligenza artificiale rispetto al nostro pensiero”.

La verifica riguarda la comprensione e coerenza rispetto al contesto, come affermato da Leonardelli “la risposta va studiata, capita e verificata”, mentre viene evidenziata anche la necessità di “verificare le fonti” e di effettuare specifici controlli. La supervisione richiede a sua volta una conoscenza adeguata della materia sulla quale l’AI viene impiegata: “ci vuole tanta conoscenza della materia per comprenderne gli output”. L’utilizzo della

tecnologia viene associato alla capacità dell'utente di valutarne criticamente i risultati e di riconoscerne eventuali errori o incongruenze.

4.2.5 Limiti e rischi dell'AI

Riguardo questa dimensione gli *informant* riferiscono che l'AI non rappresenta necessariamente la soluzione migliore per ogni esigenza: “la soluzione può essere l'intelligenza artificiale ma non è detto che sia la soluzione migliore. A volte soluzioni più tradizionali possono essere migliori”. Si riscontrano limiti anche quando le attività richiedono di cogliere elementi difficilmente riconducibili a informazioni standardizzate, Meriggi osserva che “l'intelligenza artificiale non capta queste sfumature”, mentre viene rilevato che chiedere all'AI “come mettere giù un piano strategico” non è ancora considerato un utilizzo adeguato dello strumento.

Il rischio della perdita di autonomia emerge come una delle principali criticità, gli *informant* descrivono situazioni nelle quali la tecnologia può diventare un riferimento costante anche per attività semplici, fino a generare forme di dipendenza. Meriggi afferma che “ho dei colleghi che ormai prima di darti anche una risposta banale consultano *ChatGPT*”, e che l'AI può creare “una dipendenza non solo informativa ma anche del tuo libero arbitrio dal punto di vista dell'opportunità, della decisione vera”.

Un'ulteriore criticità è il possibile impatto dell'AI sull'occupazione e sulla permanenza di alcune attività professionali, le cui percezioni degli *informant* non risultano uniformi. Da un lato, viene osservato che “c'è il concetto che l'intelligenza artificiale ruberà il lavoro alle persone. Non penso che sarà così ma dipende dal tipo di attività”. Dall'altro lato, emerge la consapevolezza che l'automazione possa incidere concretamente su determinati ruoli: “in alcuni ambiti sicuramente potrebbe completamente sostituire delle figure” determinando la soppressione di alcune posizioni. Infine, l'utilizzo dell'AI potrebbe ridurre le occasioni di confronto tra colleghi, soprattutto quando lo strumento viene utilizzato come sostituto del dialogo e della condivisione di idee: “l'AI diventa sostitutivo del confronto nei brainstorming”, con il rischio di non sentire più “la necessità di confrontarsi col collega”.

4.2.6 Valore e trasformazione generati dall'AI

Tutti gli *informant* descrivono l'AI come una risorsa complementare all'attività individuale, fino ad associarla metaforicamente a una figura con cui collaborare, considerando così l'intelligenza artificiale come strumento in grado di arricchire e supportare il lavoro umano. La riduzione dei tempi può risultare particolarmente significativa: “quello che prima facevamo in mesi ora si riesce a fare in un giorno”. La diminuzione dei tempi può portare a concentrarsi maggiormente su attività a maggiore valore aggiunto: “consentendo di sviluppare attività più a valore aggiunto”. Oltre all'efficienza operativa, le interviste evidenziano un contributo dell'AI al potenziamento delle capacità analitiche e cognitive degli individui. Gli *informant* descrivono lo strumento come una fonte di idee e di stimoli che può ampliare il processo di elaborazione personale. L'AI viene utilizzata non soltanto per produrre un risultato, ma anche per sostenere il ragionamento e ampliare le possibilità considerate dall'utente. Viene riferito di utilizzare l'AI per sviluppare e valutare proposte, confrontare alternative e supportare decisioni organizzative. L'utilizzo può inoltre introdurre punti di vista differenti rispetto a quelli inizialmente considerati dal decisore: “per vedere un punto di vista diverso dal mio”. Più nel dettaglio emerge la capacità dell'AI di elaborare grandi quantità di dati (“enorme macinatore di dati”) e trasformarle in informazioni utili per il processo decisionale (“il machine learning analizza i dati e l'AI restituisce insight”). Questa capacità viene associata anche alla possibilità di sviluppare analisi predittive e supportare decisioni relative all'allocazione delle risorse. Un valore interessante che emerge è che l'AI non viene percepito in maniera uniforme dagli *informant*: alcuni riportano esperienze positive (“la qualità dei risultati è generalmente positiva e il risultato non è mai insoddisfacente”). Il valore percepito appare quindi legato sia alle caratteristiche dello strumento sia alla specifica attività nella quale viene impiegato, determinando esperienze differenti tra gli utilizzatori.

Infine, viene individuata la possibilità di utilizzo dello strumento nella diagnostica, nella ricerca e nell'organizzazione dei servizi: “la ricerca potrebbe fare davvero passi avanti”, e che l'AI potrebbe offrire “una mano veramente importantissima nello studio delle malattie rare”, grazie alla possibilità di mettere insieme grandi quantità di dati. Parallelamente, rispetto alla dimensione organizzativa, viene riconosciuto che “c'è spazio enorme per i prossimi anni di crescita nell'organizzazione dei processi sanitari e dei processi decisionali”.

4.3 Confronto tra le prospettive degli informant

Con riferimento alla capacità organizzativa e alla gestione del cambiamento, emergono prospettive differenti: Bosone esprime una posizione prevalentemente positiva e orientata alla *readiness*, evidenziando la capacità della Fondazione di prepararsi al cambiamento, gli investimenti organizzativi già realizzati e l'interesse verso lo sviluppo di nuovi sistemi di AI. Meriggi presenta invece una prospettiva più problematica, sottolineando la rapidità della diffusione dell'AI, le resistenze all'adozione, i costi e la necessità di un adeguato indirizzo organizzativo, pur riconoscendo il ruolo positivo della Fondazione e del management. Saba interpreta l'integrazione dell'AI in termini di crescita e progressiva adozione, richiamando la presenza di strutture dedicate e l'orientamento dell'organizzazione verso l'innovazione. Leonardelli adotta una prospettiva organizzativa e sistemica, sottolineando la complessità dell'introduzione dell'AI in un contesto ospedaliero, la necessità di risorse e di adattamento al contesto e l'importanza di gestire le possibili resistenze al cambiamento.

Riguardo alla dimensione delle competenze e formazione individuale, ci sono modalità differenti di approccio all'apprendimento e all'utilizzo dell'AI. Bosone presenta una prospettiva orientata alla competenza pratica e alla capacità di interagire efficacemente con lo strumento, evidenziando l'importanza della costruzione del *prompt*. Meriggi pone invece maggiore enfasi sulla necessità di sviluppare conoscenza e consapevolezza attraverso percorsi formativi strutturati, sostenendo un approccio graduale alla diffusione degli strumenti e riportando un utilizzo personale ancora limitato. Saba si caratterizza per un utilizzo quotidiano dell'AI, associato alla presenza di iniziative formative organizzate e di strumenti volti a supportarne l'impiego. Leonardelli adotta una prospettiva maggiormente orientata alla conoscenza approfondita e all'apprendimento autonomo, sviluppato attraverso l'esperienza e specifici percorsi formativi, sottolineando la necessità di comprendere potenzialità e limiti dello strumento e di utilizzarlo in funzione di esigenze concrete.

Per la governance dell'AI, si trovano differenti livelli di fiducia e diverse modalità di interpretare le esigenze di controllo e tutela. Bosone presenta una prospettiva prudente, caratterizzata da una fiducia condizionata e da una particolare attenzione ai limiti normativi e alla problematica della privacy dei dati. Meriggi assume una posizione maggiormente critica, manifestando una fiducia più contenuta e ponendo forte enfasi sulla necessità di linee guida

chiare, sulla tutela dei dati, sulla cybersecurity e sul presidio degli aspetti etici. Saba esprime un livello di fiducia più elevato, pur riconoscendo che dipende dalla tipologia di utilizzo dello strumento. Leonardelli combina un elevato livello di fiducia, soprattutto rispetto agli utilizzi analitici, con una marcata attenzione alla regolamentazione, alla privacy e alla definizione di modalità di utilizzo chiare.

Nella dimensione di centralità e *all'agency* umana nell'interazione con l'AI, emerge una convergenza tra gli *informant* nel considerare la tecnologia come strumento di supporto e non come sostituto del ruolo umano. Bosone presenta una prospettiva di preservazione dell'autonomia e del controllo umano, mantenendo la titolarità della decisione e la valutazione degli output. Meriggi pone invece maggiore enfasi sulla competenza e sul giudizio umano, sottolineando la necessità di conoscere la materia, utilizzare lo strumento consapevolmente e mantenere un approccio critico. Saba esprime la centralità dell'essere umano associata a una supervisione sistematica degli output, attraverso verifica, revisione e controllo delle fonti. Leonardelli adotta una prospettiva orientata alla supervisione consapevole, riconoscendo l'AI come supporto con la necessità di comprenderne e verificarne i risultati e di mantenerne un utilizzo critico.

Nei limiti e rischi dell'AI, ci sono livelli e tipologie di preoccupazione differenti tra gli *informant*. Bosone evidenzia alcuni limiti funzionali dello strumento e riconosce il possibile impatto sull'occupazione, senza tuttavia considerarlo come una minaccia. Meriggi assume invece una posizione fortemente critica e articolata, richiamando i limiti operativi dell'AI, il rischio di impoverimento della creatività e del confronto umano, l'utilizzo improprio, la dipendenza dallo strumento e la possibile perdita di autonomia, oltre alle conseguenze occupazionali. Saba espone il rischio di dipendenza e di progressiva sostituzione del fattore umano con il timore che l'AI possa assumere un ruolo prevalente rispetto all'individuo. Leonardelli adotta una prospettiva cauta e orientata ai limiti dello strumento e ai rischi derivanti da un affidamento eccessivo con la necessità di mantenere capacità di ragionamento e confronto umano e riconoscendo anche possibili effetti occupazionali.

Infine, riguardo al valore e alla trasformazione generati dall'AI, si riscontrano prospettive convergenti, sebbene con differenti livelli di esperienza e di valore percepito. Bosone espone il potenziamento del lavoro e del processo decisionale, con benefici in termini

di efficienza, precisione, analisi e supporto alla progettazione, oltre al potenziale trasformativo dell'AI nei processi sanitari. Meriggi riconosce ampie potenzialità soprattutto nell'analisi dei dati, nella ricerca, nella produzione di idee e nel confronto, ma associa tali possibilità a un valore percepito ancora limitato nell'esperienza concreta di utilizzo. Saba ha un'esperienza positiva e orientata all'utilità pratica, con particolare attenzione alla semplificazione delle attività, al risparmio di tempo e al supporto nello svolgimento del lavoro quotidiano. Leonardelli ha una prospettiva orientata alla trasformazione organizzativa, evidenziando il contributo dell'AI all'efficienza, all'analisi dei dati, alla programmazione, alla predittività e all'allocazione delle risorse, nonché alla possibilità di liberare tempo per attività a maggiore valore aggiunto.

4.4 Triangolazione dei dati

Al fine di rafforzare la solidità delle evidenze emerse dall'analisi qualitativa, i risultati delle interviste sono stati confrontati con le informazioni ricavate dai *secondary data* relativi alla Fondazione Mondino e al suo percorso di innovazione digitale. La triangolazione ha considerato documenti organizzativi e istituzionali, bilanci, pagine informative della Fondazione e documentazione relativa a specifici progetti di innovazione e ricerca, finalizzati ad individuare convergenze, elementi complementari ed eventuali aspetti non direttamente riscontrabili nella documentazione.

La prima dimensione “capacità organizzativa e gestione del cambiamento” è stata confrontata principalmente con l'Atto organizzativo della Fondazione¹⁸ che riporta l'innovazione tecnologica tra gli elementi della propria vision e prevede il ricorso all'*Open Innovation*, all'integrazione dei *big data*, alla medicina digitale e alla revisione dei processi organizzativi attraverso le nuove tecnologie. Il documento formalizza inoltre la presenza di un'Unità di Imaging Avanzato e Intelligenza Artificiale e descrive strutture e funzioni dedicate alla gestione delle tecnologie ICT e allo sviluppo organizzativo. Queste informazioni risultano coerenti con quanto riportato dagli *informant* in merito alla progressiva preparazione

¹⁸https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2025/08/atto_organizzativo.pdf

dell'organizzazione, alla presenza di strutture dedicate e alla necessità di integrare l'AI all'interno di una più ampia trasformazione organizzativa.

Per quanto riguarda le competenze e la formazione individuale, la documentazione offre un riscontro parziale, in quanto l'Atto organizzativo attribuisce alla funzione Risorse Umane l'attività di formazione e aggiornamento, intercettando così l'importanza accordata dagli *informant* allo sviluppo delle competenze. Tuttavia, le fonti secondarie non consentono di verificare direttamente l'estensione o la specificità dei percorsi formativi dedicati all'utilizzo dell'AI. Le interviste forniscono evidenze più dettagliate rispetto allo sviluppo di conoscenze e competenze nell'interazione con la tecnologia.

La governance dell'AI presenta invece una convergenza significativa con la documentazione organizzativa che formalizza responsabilità relative alla sicurezza informatica, alla conservazione dei dati aziendali e alla continuità operativa dei processi ICT. Parallelamente, la Fondazione rende disponibili diversi strumenti di governance, tra cui il Codice etico, il Modello organizzativo, il Regolamento dell'Organismo di Vigilanza e il Codice di condotta per l'integrità della ricerca.¹⁹ Questi elementi risultano allineati con le testimonianze relative alla necessità di definire regole di utilizzo, presidiare la sicurezza e affrontare le problematiche connesse alla privacy e al trattamento dei dati.

Anche la centralità e l'*agency* umana nell'interazione con l'AI trovano riscontro nella documentazione, sebbene in forma meno diretta. L'Atto organizzativo descrive modelli organizzativi *patient-centered* e prevede l'integrazione di competenze cliniche, tecniche, infermieristiche all'interno di team multiprofessionali. Analogamente, il progetto Smart Hospital²⁰ è orientato allo sviluppo di strumenti tecnologici a supporto dei professionisti sanitari e al miglioramento dei processi diagnostici, terapeutici e organizzativi. La documentazione supporta quindi la presenza di un modello nel quale la tecnologia viene inserita all'interno dell'attività professionale, mentre le interviste permettono di approfondire

¹⁹ <https://www.mondino.it/statuto-regolamenti-documentazione/>
https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2024/06/informativa-sul-trattamento-dei-dati-personali-mondino-digital-services_rev01.pdf

²⁰ <https://www.mondino.it/nasce-lunita-di-ricerca-medical-informatics-and-ai-fondazione-mondino-e-universita-di-pavia-uniti-per-lo-smart-hospital/>

più specificamente il mantenimento della responsabilità e della supervisione umana nel processo decisionale.

Per la dimensione dei limiti e rischi dell'AI, i *secondary data*²¹ confermano l'esistenza di presidi organizzativi relativi alla sicurezza informatica, alla protezione dei dati e alla gestione delle informazioni, ma non documentano direttamente i rischi relativi alla dipendenza dalla tecnologia, all'impoverimento della creatività, all'isolamento professionale o alla possibile sostituzione di alcune attività, emersi invece dalle interviste. La documentazione consente di integrare la prospettiva degli *informant* rispetto ai rischi di natura tecnologica e organizzativa, mentre le conseguenze percepite sulle persone e sulle relazioni professionali rimangono principalmente evidenze derivanti dai dati primari.

Infine, la dimensione relativa al valore e alla trasformazione generati dall'AI presenta una convergenza evidente: la Fondazione dichiara un orientamento verso la trasformazione digitale e lo sviluppo dello Smart Hospital²², indicando esplicitamente l'utilizzo dell'AI per l'analisi di grandi volumi di dati, il supporto alle decisioni e lo sviluppo di modelli predittivi. Tale orientamento trova applicazione in progettualità concrete: l'Unità di Imaging Avanzato e Intelligenza Artificiale²³ integra tecniche diagnostiche avanzate e analisi di dati, mentre AI-PARKNET²⁴ rappresenta un progetto di ricerca specificamente basato sull'AI e finalizzato alla stratificazione multimodale dei pazienti con Parkinson. Anche ulteriori iniziative, come AMNESTIA²⁵, mostrano l'integrazione dell'AI con tecnologie digitali e teleriabilitazione per sviluppare modalità di assistenza personalizzate e scalabili.

Nel complesso, la triangolazione evidenzia una sostanziale coerenza tra le prospettive degli informant e le evidenze documentali che contribuiscono in modo complementare alla ricostruzione del fenomeno, integrando la prospettiva organizzativa e istituzionale restituita dalla documentazione.

²¹ <https://www.mondino.it/privacy-policy/>

²² https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2025/06/bilancio_2024.pdf e <https://www.mondino.it/fondazione-mondino-sempre-piu-orientata-verso-linnovazione-digitale-lancia-la-app-mondino-digital-services/>

²³ <https://www.mondino.it/research/imaging-avanzato-intelligenza-artificiale/>

²⁴ https://frrb.it/progetti_finanziati/ai-parknet/

²⁵ <https://www.mondino.it/amnestia-tecnologie-digitali-per-una-nuova-assistenza-alle-persone-con-demenza/>

5. Discussione dei risultati

5.1 Interpretazione dei risultati

I risultati dello studio suggeriscono di interpretare l'integrazione dell'AI nei processi di *decision-making* del management sanitario come un fenomeno che va oltre la semplice introduzione di una nuova tecnologia. Nel caso analizzato, l'AI non emerge come un elemento destinato a sostituire il decisore, né come una soluzione automaticamente in grado di trasformare i processi organizzativi, ma come una tecnologia il cui significato dipende dal modo in cui viene inserita nell'organizzazione e dalla relazione che si stabilisce tra capacità tecnologiche e capacità umane.

Un primo elemento interpretativo riguarda la natura stessa del valore attribuito all'AI. Oltre alla possibilità di rendere più efficienti attività già esistenti, emerge anche la capacità di modificare alcune modalità attraverso cui il decisore acquisisce, elabora e utilizza le informazioni. L'AI può quindi ampliare le possibilità di analisi e di supporto alla costruzione della decisione, essendo così orientata al potenziamento dell'attività umana: la tecnologia amplia le capacità disponibili al decisore, mentre la valutazione della rilevanza delle informazioni, l'interpretazione degli output e l'assunzione della decisione rimangono ricondotte alla dimensione umana. Questa configurazione assume particolare rilevanza perché modifica il significato della centralità umana all'interno del processo decisionale. La presenza della tecnologia rende quindi più rilevante la capacità del decisore di esercitare giudizio. Quanto maggiore è la possibilità dell'AI di intervenire su attività caratterizzate da elaborazione e interpretazione delle informazioni, tanto più diventa importante che il decisore mantenga la capacità di mettere in discussione l'output tecnologico e di stabilire quando e come utilizzarlo. L'integrazione dell'AI può essere interpretata come una possibile ridefinizione della sua funzione all'interno del processo decisionale.

Da questa prospettiva, anche la dimensione delle competenze assume un significato più ampio rispetto alla semplice necessità di formazione tecnica. La capacità di interagire efficacemente con l'AI presuppone che il decisore possieda conoscenze sufficienti per comprendere tanto le potenzialità quanto i limiti dello strumento e per valutare criticamente ciò che esso restituisce. La competenza appare quindi strettamente connessa alla possibilità di esercitare agency: il mantenimento di un controllo effettivo sulla tecnologia sembra

richiedere conoscenze necessarie per interpretarne gli output. L'utilizzo consapevole dell'AI richiede un decisore capace non soltanto di interrogare la tecnologia, ma anche di riconoscerne l'errore, contestarne il risultato e comprenderne i limiti. Inoltre, la possibilità che il singolo decisore sviluppi un rapporto efficace con la tecnologia si inserisce all'interno di condizioni organizzative più ampie. La capacità dell'organizzazione di accompagnare il cambiamento, mettere a disposizione risorse, sostenere l'apprendimento e orientare l'introduzione della tecnologia contribuisce a definire il contesto nel quale l'interazione human-AI può svilupparsi. In questo senso, la dimensione organizzativa e quella individuale risultano strettamente interconnesse. La disponibilità di competenze può favorire un utilizzo più consapevole dell'AI, ma la possibilità di sviluppare tali competenze dipende anche dal contesto organizzativo nel quale l'utilizzo avviene. Allo stesso modo, la disponibilità dell'organizzazione a introdurre la tecnologia non appare sufficiente in assenza di persone in grado di comprenderla e utilizzarla criticamente. L'integrazione emerge come un processo nel quale livello individuale e livello organizzativo si condizionano reciprocamente.

Dalle interviste emergono delle esigenze legate a privacy, sicurezza, regolamentazione e responsabilità e che quindi l'integrazione della tecnologia, soprattutto in un contesto sanitario, non può essere separata dalle condizioni che ne disciplinano l'utilizzo. La governance si configura come una dimensione che contribuisce a definire i confini entro i quali l'AI può essere utilizzata. In particolare, la fiducia nella tecnologia non appare come una caratteristica uniforme e indipendente dal contesto, ma come una valutazione che può variare in funzione del tipo di utilizzo e del grado di controllo percepito. Questa interpretazione viene rafforzata dai limiti e rischi percepiti dagli intervistati. Le preoccupazioni relative alla dipendenza dalla tecnologia, alla riduzione dell'autonomia, all'omologazione del pensiero o all'indebolimento delle relazioni professionali mostrano che il valore dell'AI non viene percepito in modo univoco. Ne emerge una tensione interna al fenomeno: l'aumento delle capacità offerte dall'AI rende contemporaneamente più importante preservare quelle capacità umane necessarie a governarne l'utilizzo.

La risposta alla *research question* può essere interpretata, nel caso analizzato, così: l'AI sembra integrarsi nel *decision-making* del management sanitario prevalentemente come tecnologia di supporto e potenziamento dell'attività del decisore, piuttosto che come sostituto della funzione decisionale. Il grado e le modalità di tale integrazione appaiono connessi alla

capacità dell'organizzazione di accompagnare il cambiamento, alla disponibilità di competenze individuali, alla presenza di condizioni di governance e alla capacità di riconoscere e gestire i rischi associati all'utilizzo della tecnologia. L'integrazione non appare quindi come un processo automatico determinato dalla disponibilità dell'AI, ma come un percorso progressivo nel quale tecnologia, persone e organizzazione si influenzano reciprocamente. Le possibilità individuate dagli *informant* suggeriscono un potenziale di evoluzione delle modalità con cui il management sanitario può elaborare informazioni e supportare le proprie decisioni; tuttavia, tale trasformazione non risulta ancora pienamente consolidata nel contesto studiato.

5.2 Interazione tra le aggregate dimensions: il grounded model

L'analisi delle relazioni tra le *aggregate dimensions* consente di ricostruire una dinamica complessiva dell'integrazione dell'AI, nella quale i diversi livelli organizzativi, individuali e tecnologici risultano strettamente interconnessi. La capacità organizzativa e gestione del cambiamento e la dimensione delle competenze e formazione individuale appaiono strettamente interconnesse. L'apertura all'innovazione, la disponibilità di risorse, il sostegno della leadership e le iniziative di accompagnamento del cambiamento possono infatti sostenere percorsi di formazione e apprendimento, attraverso i quali vengono sviluppate le conoscenze necessarie per utilizzare l'AI in modo consapevole. Al tempo stesso, la disponibilità di competenze individuali rende più concreta la possibilità per l'organizzazione di utilizzare e integrare la tecnologia. Le evidenze raccolte suggeriscono una possibile relazione bidirezionale, nella quale le condizioni organizzative possono sostenere lo sviluppo delle competenze, mentre queste ultime possono contribuire a rendere più concreta la capacità organizzativa di utilizzare e integrare l'AI.

Le competenze e la formazione si collegano inoltre alla centralità e agency umana, poiché la capacità del decisore di mantenere un ruolo attivo nell'interazione con l'AI richiede la possibilità di comprenderne il funzionamento, valutarne gli output e riconoscerne i limiti. L'agency umana non si esprime quindi soltanto nella permanenza della responsabilità decisionale, ma nella capacità di esercitare giudizio sull'output tecnologico e di stabilire quale rilevanza attribuirgli nella situazione specifica. Le competenze sono legate anche ai limiti e

rischi dell'AI in quanto la presenza di limiti tecnici e di rischi associati a un utilizzo acritico rende necessaria una conoscenza che permetta di riconoscere errori, valutare l'affidabilità degli output e comprendere le possibili conseguenze dell'utilizzo della tecnologia. Le evidenze raccolte suggeriscono quindi una possibile relazione di reciproco condizionamento tra competenze e rischi.

I limiti e rischi appaiono direttamente collegati alla centralità e *agency* umana. Le preoccupazioni relative all'*overreliance*, alla perdita di autonomia, alla riduzione della capacità di ragionamento e alla possibile modifica del ruolo decisionale rendono infatti più rilevante il mantenimento di capacità umane di valutazione e controllo. I rischi percepiti non sembrano tradursi necessariamente un rifiuto della tecnologia, ma contribuiscono a definire la modalità con cui essa viene integrata, rafforzando l'esigenza di un decisore in grado di supervisionarne l'utilizzo e di intervenire sul risultato prodotto.

Su questa interazione interviene la governance dell'AI, che introduce condizioni, responsabilità e vincoli relativi all'utilizzo della tecnologia. Privacy, sicurezza, normativa, linee guida e responsabilità definiscono infatti ciò che può essere fatto e le condizioni entro cui l'AI può essere utilizzata. La governance sembra contribuire a strutturare le modalità di interazione con la tecnologia, regolando l'interazione human-AI.

Parallelamente, la dimensione del valore e trasformazione generati dall'AI può rappresentare una spinta verso l'integrazione della tecnologia. Il valore attribuito all'AI in termini di supporto, efficienza, capacità analitica e potenziale trasformativo rende desiderabile il suo utilizzo all'interno dei processi organizzativi e decisionali. La dimensione del valore, però, entra in tensione con quella dei limiti e rischi, che introduce una funzione di condizionamento dell'utilizzo. Le opportunità offerte dall'AI e le criticità percepite devono essere valutate congiuntamente per orientare il modo in cui la tecnologia può essere integrata.

Considerate nel loro insieme, le evidenze suggeriscono quindi che le sei dimensioni individuate possono essere lette come elementi di una dinamica integrata piuttosto che una successione di condizioni indipendenti. Il valore attribuito all'AI costituisce una spinta verso il suo utilizzo, mentre la capacità organizzativa sostiene le condizioni necessarie per accompagnarne l'introduzione. All'interno di tali condizioni, formazione e apprendimento favoriscono lo sviluppo delle competenze, che rendono possibile un utilizzo consapevole e

contribuiscono a sostenere la centralità e l'agency umana. La stessa agency appare rafforzata dalla necessità di gestire i limiti e rischi associati alla tecnologia, mentre la governance definisce condizioni, responsabilità e vincoli entro cui l'interazione human-AI può avvenire. Allo stesso tempo, le competenze permettono di riconoscere e affrontare criticamente i limiti della tecnologia, creando un ulteriore legame tra dimensione individuale e dimensione di rischio. Nel caso analizzato, l'integrazione dell'AI può essere interpretata come un processo non lineare e progressivo, caratterizzato dall'interazione tra capacità delle persone, condizioni organizzative e meccanismi di valutazione. La seguente immagine è la rappresentazione grafica del *grounded model* dell'integrazione dell'AI nel processo decisionale:

Grounded model dell'integrazione dell'AI nel processo decisionale

Interazione tra le aggregate dimensions



Figura 2- Grounded model

Fonte: elaborazione dell'autore (con supporto grafico di strumenti AI)

NB: le frecce nella Figura 2 non rappresentano relazioni causali ma hanno natura interpretativa e descrivono interdipendenze emerse dai dati.

5.3 Confronto con la letteratura

Il presente paragrafo analizza i risultati empirici emersi dal caso in relazione con la letteratura scientifica di riferimento con l'obiettivo è verificare la convergenza tra la prassi osservata sul

campo e i principali modelli teorici, evidenziando come le dimensioni chiave dell'integrazione tecnologica si declinino e trovino riscontro all'interno del contesto sanitario.

5.3.1 AI e trasformazione del decision-making

Le evidenze empiriche relative al valore e alla trasformazione generati dall'AI mostrano che la tecnologia viene prevalentemente concepita come uno strumento in grado di ampliare le possibilità di supporto al decisore, piuttosto che come un sostituto della funzione decisionale. L'utilizzo dell'AI viene associato, da un lato, all'efficientamento di attività esistenti e, dall'altro, alla possibilità di supportare l'analisi di dati complessi, la generazione di idee e la costruzione del processo decisionale. Tale evidenza converge con la letteratura che interpreta l'AI come una tecnologia capace di aumentare le capacità cognitive e operative degli individui. Jarrahi (2018) evidenzia come la capacità computazionale e analitica dell'AI possa estendere la cognizione umana nei contesti caratterizzati da complessità informativa, mentre le capacità umane rimangono insostituibili nell'affrontare incertezza (Jarrahi, 2018). Analogamente, Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh (2019) mostrano come le caratteristiche della decisione influenzino la modalità con cui il contributo umano e quello algoritmico si combinano, delineando configurazioni che spaziano dalla delega all'AI fino a forme ibride di *decision-making* (Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh, 2019).

I risultati sono inoltre coerenti con recenti studi sull'impatto dell'AI generativa sulla produttività del lavoro qualificato. Noy e Zhang (2023) hanno rilevato incrementi della produttività e riduzioni dei tempi di esecuzione nello svolgimento di task professionali supportati da ChatGPT, mentre Brynjolfsson, Li e Raymond (2023) e Dell'Acqua et al. (2023) hanno evidenziato un aumento medio della produttività associato all'introduzione di un assistente generativo. Anche nel caso Mondino il valore dell'AI viene ricondotto alla possibilità di velocizzare i flussi di lavoro e di ampliare le risorse disponibili per lo svolgimento delle attività (Noy e Zhang, 2023; Brynjolfsson, Li e Raymond, 2023). Nel complesso, emerge una convergenza con la letteratura sull'idea dell'AI come tecnologia di *augmentation*, (Raisch & Krakowski, 2021) ma il caso analizzato ne evidenzia una declinazione particolarmente prudente: il potenziale trasformativo è riconosciuto, ma la

trasformazione del decision-making non viene considerata già compiuta, bensì come un processo in divenire le cui traiettorie dipendono dalle condizioni organizzative d'integrazione.

5.3.2 Human–AI collaboration e centralità del decisore

Per la dimensione della centralità dell'essere umano si riscontra una convergenza con la letteratura analizzata. Nel caso studiato, l'AI viene concepita come supporto e il decisore mantiene la responsabilità di interpretare gli output, valutarne l'affidabilità e contestualizzarli prima della decisione finale. Questa evidenza si allinea con Jarrahi (2018) e Wilson e Daugherty (2018), che interpreta il rapporto tra uomo e AI in termini di complementarità con l'integrazione delle capacità umane e artificiali (Jarrahi, 2018; Wilson e Daugherty, 2018).

Le evidenze raccolte presso Mondino non suggeriscono una modalità unica di interazione, ma un utilizzo nel quale il grado di affidamento alla tecnologia viene implicitamente modulato in funzione del tipo di attività e della fiducia attribuita all'output. Questa interpretazione è supportata da Glikson e Woolley (2020), i quali evidenziano che la fiducia nell'AI dipende dalle caratteristiche del sistema e dalle sue capacità percepite, mentre gli studi su *algorithm aversion* e *algorithm appreciation* chiariscono che l'accettazione del contributo algoritmico non è uniforme e può variare in funzione dell'esperienza pregressa, della trasparenza percepita e dalla criticità delle decisioni da assumere (Glikson e Woolley, 2020; Dietvorst, Simmons & Massey, 2015; Logg, Minson & Moore, 2019). All'interno del concetto di centralità umana risiede anche la capacità del decisore di valutare criticamente l'output. La letteratura sull'interazione human–AI sottolinea l'importanza di progettare sistemi comprensibili e controllabili e di prevedere modalità adeguate di gestione dell'errore; le linee guida di Amershi et al. (2019) evidenziano la necessità di considerare le possibilità di errore, la comprensibilità e la controllabilità dei sistemi AI.

5.3.3 Condizioni organizzative per l'integrazione dell'AI

Nel caso Mondino, l'integrazione dell'AI viene associata alla disponibilità di risorse, al sostegno della leadership, all'apertura al cambiamento, alla formazione e alla presenza di condizioni organizzative capaci di accompagnare l'introduzione della tecnologia. In modo

analogo Marocco, Barbieri e Talamo (2024) individuano sette categorie interconnesse di facilitatori e barriere all'adozione dell'AI nei processi decisionali manageriali, articolate tra fattori organizzativi, individuali, etici, esterni e tecnici (Marocco, Barbieri e Talamo, 2024). La convergenza è significativa poiché dimostra come le condizioni organizzative non siano isolate dalle dimensioni individuali, ma si intrecciano con le competenze e le attitudini individuali. Nella medesima direzione, la *systematic review* di Preti et al. (2024) mostra che l'implementazione di applicazioni di machine learning nelle organizzazioni sanitarie è influenzata non soltanto dalle caratteristiche della tecnologia, ma anche da fattori relativi ai processi, ai ruoli e al contesto organizzativo. Tra i fattori rilevanti emergono il coinvolgimento degli stakeholder, la riflessione e valutazione delle pratiche e la presenza di *implementation leaders*. Gli autori sottolineano inoltre che molti dei fattori di implementazione individuati non sono specifici dell'AI, ma risultano trasversali alle tecnologie di *digital health* (Preti et al., 2024).

5.3.4 Limiti e rischi socio-organizzativi

Dalle interviste emergono preoccupazioni relative all'*overreliance*, alla perdita di autonomia decisionale, all'omologazione del pensiero, alla riduzione della creatività, all'impoverimento delle relazioni professionali e, in alcuni casi, alla possibile sostituzione occupazionale. Questi timori trovano conferma nella letteratura, ad esempio, Parasuraman e Manzey (2010) mostrano come l'interazione con sistemi automatizzati possa favorire forme di eccessiva fiducia o riduzione del controllo umano. Una specificità interessante del caso riguarda la dimensione relazionale, ovvero il rischio che l'AI riduca il confronto tra colleghi e sostituisca alcune occasioni di brainstorming introduce una dimensione sociale del decision-making. Tale evidenza amplia quindi la discussione sui rischi dell'AI dal livello individuale, legato a *overreliance* e autonomia, al livello organizzativo e relazionale.

5.3.5 Specificità del contesto sanitario

Infine, le dinamiche empiriche osservate devono essere lette alla luce delle caratteristiche specifiche del settore sanitario. La letteratura sull'AI in *healthcare* documenta un potenziale

applicativo particolarmente ampio, che comprende diagnosi, trattamento, previsione degli esiti, ricerca, gestione delle informazioni e attività amministrative (Jiang et al., 2017; Davenport e Kalakota, 2019). La letteratura del management ospedaliero evidenzia una distanza tra il potenziale dell'AI e la sua effettiva implementazione: Leggat e Yap (2020), analizzando l'utilizzo dell'AI nel *decision-making* strategico ospedaliero, confermano che l'applicazione dell'AI alle decisioni strategiche rappresenta un ambito ancora in evoluzione rispetto ad altri utilizzi della tecnologia (Leggat e Yap, 2020). Il caso Mondino riflette questa evidenza, confermando una distinzione già implicita nella letteratura tra potenziale della tecnologia, adozione e integrazione organizzativa.

La dimensione della governance assume proprio in questo contesto una rilevanza particolare. Le preoccupazioni degli intervistati relative a privacy, *cybersecurity*, responsabilità, linee guida e regolamentazione risultano coerenti con la crescente attenzione della letteratura verso forme di governance specificamente orientate all'uso sicuro e responsabile dell'AI in sanità. Il caso di Kim et al. (2025), condotto in un sistema ospedaliero canadese ancora nelle fasi iniziali dell'adozione dell'AI, mostra analogamente come la costruzione di una governance organizzativa richieda l'identificazione di punti di forza, lacune e priorità dell'organizzazione (Kim et al., 2025).

5.4 Contributi teorici dello studio

Il confronto con la letteratura ha evidenziato elementi di convergenza tra le evidenze raccolte e le principali prospettive teoriche relative all'integrazione dell'AI nei processi decisionali. Il contributo teorico può essere individuato non tanto nell'identificazione di fattori completamente nuovi rispetto alla letteratura, quanto nella possibilità di ricomporre tali elementi in una lettura configurazionale e sistemica attraverso un *Grounded Model* unitario (Paragrafo 5.2). Mentre la letteratura tende spesso ad analizzare in modo frammentato i singoli fattori abilitanti o i costrutti tecnologici, lo studio contribuisce al dibattito teorico attraverso cinque articolazioni principali.

I classici modelli di adozione tecnologica (Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003) tendono a rappresentare l'assimilazione dell'IT secondo una logica prevalentemente lineare e sequenziale, in cui l'introduzione della tecnologia precede la sua accettazione e la successiva

generazione di benefici. Più di recente, è stata teorizzata l'interdipendenza tra tecnologia e contesti organizzativi (Orlikowski, 2007; Leonardi, 2012). Nel caso analizzato appare che l'integrazione dell'AI non può essere ridotta alla mera presenza di uno strumento ad elevate prestazioni, e le condizioni che rendono possibile l'utilizzo dell'AI non sono predeterminate una volta per tutte, ma vengono continuamente rinegoziate e rimodellate dal modo in cui la tecnologia viene effettivamente impiegata nella pratica quotidiana.

Il dibattito sulla relazione tra essere umano e intelligenza artificiale oscilla spesso tra scenari di sostituzione e contesti di potenziamento; infatti, diversi autori sottolineano come l'AI debba affiancare il decisore per ridurre i *bias* cognitivi e ampliarne le capacità analitiche (Jarrahi, 2018; Davenport & Ronanki, 2018). Lo studio interpreta il concetto di *augmentation*, definendolo come una complementarità vincolata e condizionata dall'agency umana. Tra queste troviamo la capacità di interpretare, contestualizzare e mettere in discussione l'output dell'AI, di comprendere i confini operativi e le opacità dello strumento e infine di stabilire quando il contributo tecnologico sia pertinente o meno.

Negli studi di management, le condizioni organizzative e le competenze individuali vengono frequentemente trattate come due flussi di analisi separati o come liste statiche di fattori per l'adozione (Pumplun et al., 2019; Jöhnk et al., 2021). Le evidenze suggeriscono che la capacità organizzativa crea le condizioni abilitanti per l'apprendimento individuale e che le competenze e l'intenzionalità dei singoli decisori trasformano la semplice disponibilità strutturale in una concreta capacità d'uso.

Infine, considerando la letteratura sul settore sanitario emergono le potenzialità dell'AI e la presenza di forti barriere normative o di privacy ma senza concettualizzare quali meccanismi generino questo scostamento (Topol, 2019). La *governance*, nel contesto sanitario sembra emergere come un elemento rilevante nella relazione tra l'essere umano e la tecnologia, delimitando preventivamente lo spazio di *agency* e di sperimentaltà concesso al decisore. La ricerca suggerisce che l'integrazione dell'AI nel *decision-making* del management sanitario emerge dall'equilibrio dinamico tra capacità organizzative, competenze individuali, tensione tra opportunità e rischi e vincoli di governance. Il modello offre una chiave di lettura per comprendere i tempi, i vincoli e le modalità attraverso cui le tecnologie emergenti vengono assimilate nelle organizzazioni ad elevata complessità.

6. Implicazioni e conclusioni

6.1 Implicazioni manageriali e organizzative

I risultati dello studio consentono di tradurre le evidenze emerse in indicazioni operative per il management delle organizzazioni sanitarie. In particolare, l'integrazione dell'AI richiede un intervento sistemico e coordinato sulle leve organizzative, formative e di governance che accompagnano l'uso della tecnologia.

In primo luogo, la *readiness* organizzativa non dovrebbe essere considerata una condizione statica da raggiungere prima dell'introduzione dell'AI, ma una capacità da costruire e sviluppare progressivamente in parallelo con l'integrazione dell'AI. Per il management sanitario significa adottare un approccio graduale sostenuto da adeguate risorse, supporto della leadership e iniziative di gestione del cambiamento. Risulta inoltre fondamentale comunicare in modo chiaro finalità e modalità di utilizzo degli strumenti, favorendone la progressiva accettazione e mitigando le resistenze culturali all'interno dell'organizzazione.

Contestualmente, il management è chiamato a definire preventivamente regole e responsabilità chiare relative alla gestione dei dati, alla privacy, alla sicurezza e alla verifica degli output,

In secondo luogo, la formazione all'AI dovrebbe andare oltre l'apprendimento operativo dello strumento. Il management dovrebbe promuovere percorsi formativi orientati allo sviluppo del giudizio critico, consentendo agli utilizzatori di comprenderne potenzialità, limiti, affidabilità e caratteristiche degli output. Tali conoscenze tecnologiche devono essere integrate con le competenze di dominio della specifica funzione manageriale e concepite come un processo continuativo, coerente con la rapida evoluzione degli strumenti. Contestualmente il management dovrebbe definire preventivamente regole e responsabilità relative all'utilizzo degli strumenti, alla gestione dei dati, alla privacy, alla sicurezza e alla verifica degli output, garantendo una governance che guidi l'innovazione stabilendo confini certi entro cui sperimentare.

Inoltre, le modalità di interazione tra decisore e AI dovrebbero essere definite in funzione della natura, della complessità e della sensibilità della decisione. Per le attività

tattiche o di routine l'AI può fornire un supporto più esteso, mentre per le decisioni caratterizzate da elevata complessità o impatto strategico deve essere previsto un controllo umano più diretto. Il management dovrebbe definire modalità di supervisione coerenti con il livello di rischio associato ai diversi utilizzi, evitando che l'affidamento alla tecnologia si trasformi in dipendenza cognitiva dal suo output.

Infine, l'integrazione dei processi di lavoro basati sull'AI dovrebbe preservare gli spazi di confronto e collaborazione tra professionisti. La disponibilità di uno strumento individuale di supporto non deve sostituire i momenti di brainstorming, la condivisione delle conoscenze e il confronto tra colleghi, mantenendo il confronto umano come componente fondamentale del processo decisionale.

6.2 Limiti interpretativi della ricerca

I risultati dello studio devono essere interpretati tenendo conto di alcuni limiti che perimetrano la portata delle conclusioni raggiunte. Il primo limite riguarda la fase di integrazione dell'AI osservata presso la Fondazione Mondino, nella quale l'utilizzo dell'AI nel *decision-making* manageriale non risulta ancora pienamente consolidato nelle routine organizzative. Di conseguenza, le evidenze consentono di analizzare percezioni, condizioni organizzative, potenzialità e criticità, ma non di valutare gli effetti di un sistema AI stabilmente incorporato nei processi decisionali. Non è quindi possibile concludere se tali dinamiche porteranno a trasformazioni strutturali una volta raggiunta una maggiore maturità organizzativa o in generale nel lungo periodo. In particolare, non è possibile stabilire se le modalità di utilizzo rilevate porteranno a cambiamenti duraturi nei processi decisionali, nella distribuzione delle responsabilità e nei ruoli organizzativi, né se i rischi percepiti dagli *informant* si tradurranno effettivamente in conseguenze organizzative stabili.

Un secondo limite attiene alla natura del *grounded model* elaborato che rappresenta le principali relazioni interpretative emerse dall'analisi, ma non consente di stabilire rapporti di causalità tra le dimensioni individuate. Le evidenze mostrano come capacità organizzativa, competenze, governance, agency, percezione del valore e rischi siano interconnessi, senza però permettere di affermare che una specifica dimensione determini necessariamente un cambiamento nelle altre. Il modello deve quindi essere interpretato come una

rappresentazione delle dinamiche osservate nel caso specifico e non come un modello causale generalizzabile.

La rapida evoluzione delle tecnologie di AI rappresenta un ulteriore elemento che limita la stabilità delle evidenze nel tempo. Strumenti, modalità di utilizzo e capacità tecnologiche possono modificarsi rapidamente, influenzando sia le pratiche organizzative sia le percezioni degli utilizzatori. I risultati devono essere interpretati in relazione alla fase tecnologica e organizzativa osservata, senza assumere che le modalità rilevate rimangano invariate nel tempo.

Infine, i dati raccolti permettono di rilevare principalmente percezioni, valutazioni e dichiarazioni degli intervistati, che non necessariamente coincidono con i comportamenti effettivamente adottati nell'utilizzo dell'AI. Non è quindi possibile determinare con precisione quanto le intenzioni dichiarate, il livello di fiducia o le modalità di utilizzo descritte corrispondano alle pratiche concretamente adottate nei processi decisionali. Questo limite suggerisce di distinguere, nell'interpretazione dei risultati, tra percezione dell'integrazione dell'AI e integrazione effettivamente realizzata.

6.3 Direzione per la ricerca futura

I limiti interpretativi evidenziati suggeriscono alcune direzioni per orientare la futura ricerca in modo da approfondire la comprensione dell'integrazione dell'AI nel decision-making manageriale sanitario. Una prima direzione riguarda l'adozione di prospettive longitudinali che consentano di osservare come l'integrazione dell'AI evolva nel tempo. Il monitoraggio di una stessa organizzazione in differenti fasi permetterebbe di analizzare il passaggio dalla sperimentazione a un utilizzo più consolidato e di verificare come cambino nel tempo processi decisionali, ruoli, responsabilità e modalità di interazione con la tecnologia.

Un secondo sviluppo potrebbe consistere nel confronto tra differenti organizzazioni sanitarie, caratterizzate da diversi livelli di maturità digitale, strutture organizzative e modalità di utilizzo dell'AI. Un'analisi comparativa consentirebbe di verificare quali dinamiche siano ricorrenti e quali dipendano dalle specificità del contesto organizzativo, contribuendo a valutare la trasferibilità delle evidenze emerse dal caso Mondino. Le relazioni interpretative

individuate dal *grounded model* potrebbero essere successivamente sottoposte a verifica quantitativa su campioni più ampi. In particolare, future ricerche potrebbero testare empiricamente le associazioni tra condizioni organizzative, competenze, governance, agency, valore percepito e rischi, verificandone intensità e direzione, in modo da trovare pattern più generalizzabili.

Un ulteriore ambito di ricerca riguarda la relazione tra fiducia nell'AI, competenze dell'utilizzatore e rischio di *overreliance*. Sarebbe rilevante comprendere se e in quali condizioni una maggiore familiarità con la tecnologia favorisca un utilizzo più consapevole oppure, al contrario, possa aumentare l'affidamento sull'output. Tale analisi permetterebbe di approfondire le condizioni che favoriscono un livello di fiducia adeguato rispetto alle effettive capacità dello strumento. Le evidenze relative al possibile ridimensionamento del confronto tra colleghi aprono una direzione di ricerca specifica sulle dinamiche collettive di *decision-making*. La domanda centrale potrebbe essere: "come cambia il modo in cui le persone costruiscono collettivamente una decisione quando l'AI entra nel processo?" Future ricerche potrebbero quindi analizzare gli effetti della tecnologia sul brainstorming, sulla condivisione delle conoscenze, sul confronto tra professionisti e sulla distribuzione del contributo individuale all'interno dei processi decisionali collettivi.

Infine, sarebbe utile superare la dimensione percettiva osservando direttamente gli effetti dell'AI sui processi decisionali manageriali. Future ricerche potrebbero analizzare l'evoluzione dei ruoli e delle competenze manageriali, il numero e il tipo di revisioni apportate agli output dell'AI, il grado di affidamento alla tecnologia e la distribuzione delle responsabilità tra decisore e sistema. L'osservazione di tali elementi consentirebbe di comprendere non soltanto come l'AI venga percepita, ma come modifichi concretamente il processo attraverso cui le decisioni vengono costruite e assunte.

6.4 Considerazioni finali

Lo studio mostra che l'integrazione dell'AI nel *decision-making* sanitario supera la mera dimensione dell'adozione tecnologica, configurandosi come un processo dinamico di ricombinazione organizzativa. L'elemento centrale che emerge dal caso analizzato è quindi il passaggio da una concezione dell'AI come tecnologia da adottare a una come componente da

integrare consapevolmente all'interno del processo decisionale. Alla luce delle evidenze raccolte, è possibile rispondere alla *research question* affermando che l'AI si integra nel *decision-making* del management sanitario principalmente come strumento di supporto cognitivo, mentre il grado e le modalità di tale integrazione sono influenzate dalla capacità dell'organizzazione di gestire congiuntamente *readiness*, governance, competenze critiche e *agency* umana. L'integrazione dell'AI non rappresenta quindi un esito automatico dell'introduzione della tecnologia, ma un processo che richiede di definirne progressivamente ruolo, modalità di utilizzo e livello di coinvolgimento. Il caso Fondazione Mondino consente di osservare questo processo in una fase precedente alla sua definitiva stabilizzazione nelle routine aziendali. Proprio questa caratteristica permette di cogliere il momento in cui un'organizzazione sta ancora definendo dove e come l'AI debba entrare nei propri processi decisionali. Il principale contributo dello studio risiede dunque nel mostrare che il valore dell'AI non è una proprietà intrinseca della tecnologia, bensì il risultato del modo in cui l'organizzazione progetta lo spazio di interazione tra strumento, processi e decisore umano. Il caso Mondino mostra, in definitiva, che integrare l'AI non significa semplicemente introdurre una nuova tecnologia, ma ridefinire consapevolmente quale ruolo attribuirle nel modo in cui l'organizzazione decide.

Dichiarazione d'uso di strumenti AI

Si dichiara che, nel processo di ricerca e stesura del presente lavoro, sono stati utilizzati strumenti basati sull'Intelligenza Artificiale come supporto ad alcune attività, tra cui la revisione linguistica e il miglioramento della grafica di alcuni elementi a supporto dell'elaborato.

Bibliografia

Ackoff, R. L. (1967). Management Misinformation Systems. *Management Science*, 10.1287/mnsc.14.4.B147

Ackoff, R. L. (1989). From Data to Wisdom. *Journal of Applied Systems Analysis*

Agarwal, R., Gao, G., DesRoches, C., & Jha, A. K., (2010). Research Commentary—The Digital Transformation of Healthcare: Current Status and the Road Ahead. *Information Systems Research*, 10.1287/isre.1100.0317

Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A., (2018). Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence. *Harvard Business Review Press*, 9781633695678

Aldosari, H., (2026). Artificial Intelligence in Healthcare Administration and Clinical Informatics: A Critical Review and Governance Roadmap

Alter, S., (1980). Decision Support Systems: Current Practice and Continuing Challenges. *Addison-Wesley*, 9780201002233

Alves, M., Seringa, J., Silvestre, T., & Magalhães, T., (2024). Use of Artificial Intelligence Tools in Supporting Decision-Making in Hospital Management

Amershi, S. et al., (2019). Guidelines for Human-AI Interaction. *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 10.1145/3290605.3300233

Anthony, R. N., (1965). Planning and Control Systems: A Framework for Analysis. *Harvard University*

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 Lombardy, Italy

- Bhagat, S. V., & Kanyal, D., (2024). Navigating the Future: The Transformative Impact of Artificial Intelligence on Hospital Management—A Comprehensive Review. *Cureus*, 10.7759/cureus.54518
- Bluhm, D. J., Harman, W., Lee, T. W., & Mitchell, T. R., (2011). Qualitative Research in Management: A Decade of Progress. *Journal of Management Studies*, 10.1111/j.1467-6486.2010.00972.x
- Bommasani, R. et al., (2021). On the Opportunities and Risks of Foundation Models. *arXiv*, 10.48550/arXiv.2108.07258
- Braut, G. S. et al., (2022). General Practitioners' Perceptions of Distributed Leadership in Providing Integrated Care for Elderly Chronic Multi-Morbid Patients: A Qualitative Study. *BMC Health Services Research*
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R., (2023). Generative AI at Work. *Quarterly Journal of Economics*, 10.1093/qje/qjae044
- Bubeck, S. et al., (2023). Sparks of Artificial General Intelligence: Early Experiments with GPT-4. *arXiv*, 10.48550/arXiv.2303.12712
- Bærøe, K., Miyata-Sturm, A., & Henden, E., (2020). To Check or Not to Check: A Rationale for Human Oversight of AI in Healthcare. *Journal of Medical Ethics*
- Cao, G., Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K., (2021). Understanding Managers' Attitudes and Behavioral Intentions Towards Using AI for Organizational Decision-Making. *Technological Forecasting and Social Change*
- Chen, H., Chiang, R. H. L., & Storey, V. C., (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly*, 10.2307/41703503
- Ciasullo, M. V., Cosimato, S., & Ferrara, M., (2026). Exploring the Microfoundations of Digital Transformation Maturity: A Focus on Italian Healthcare Organizations. *European Journal of Innovation Management*, 10.1108/EJIM-10-2024-1185
- Citroen, C. L., (2011). The Role of Information in Strategic Decision-Making. *International Journal of Information Management*, 10.1016/j.ijinfomgt.2010.12.005

- Costanza, F., & Li Calzi, G., (2025). Social Innovation Management to Support Integrated Care: Insights from an Italian Revelatory Case Study. *Health Policy*, 10.1016/j.healthpol.2024.105188
- Croskerry, P., (2009). A Universal Model of Diagnostic Reasoning. *Academic Medicine*, 10.1097/ACM.0b013e3181b9e4a1
- Crowe, S. et al., (2011). The Case Study Approach. *BMC Medical Research Methodology*, 10.1186/1471-2288-11-100
- Cyert, R. M., & March, J. G., (1963). A Behavioral Theory of the Firm. *Prentice-Hall*, 9780130733047
- Daft, R. L., & Weick, K. E., (1984). Toward a Model of Organizations as Interpretation Systems. *Academy of Management Review*, 10.5465/AMR.1984.4277657
- Dane, E., & Pratt, M. G., (2007). Exploring Intuition and Its Role in Managerial Decision Making. *Academy of Management Review*, 10.5465/amr.2007.24351374
- Davenport, T. H., & Harris, J. G., (2007). Competing on Analytics: The New Science of Winning. *Harvard Business School Press*, 9781422103326
- Davenport, T. H., & Kalakota, R., (2019). The Potential for Artificial Intelligence in Healthcare. *Future Healthcare Journal*, 10.7861/futurehosp.6-2-94
- Davenport, T. H., & Ronanki, R., (2018). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review*
- Davis, F. D., (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 10.2307/249008
- DeLone, W. H., & McLean, E. R., (1992). Information Systems Success: The Quest for the Dependent Variable. *Information Systems Research*, 10.1287/isre.3.1.60
- DeLone, W. H., & McLean, E. R., (2003). The DeLone and McLean Model of Information Systems Success: A Ten-Year Update. *Journal of Management Information Systems*, 10.1080/07421222.2003.11045748

- Dean, J. W., Jr., & Sharfman, M. P., (1996). Does Decision Process Matter? A Study of Strategic Decision-Making Effectiveness. *Academy of Management Journal*, 10.5465/256784
- Dell'Acqua, F. et al., (2023). Navigating the Jagged Technological Frontier. *Harvard Business School Working Paper*
- Dellermann, D. et al., (2019). The Future of Human-AI Collaboration: A Taxonomy of Design Knowledge for Hybrid Intelligence. *Business & Information Systems Engineering*, 10.1007/s12599-019-00595-8
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C., (2015). Algorithm Aversion: People Erroneously Avoid Algorithms After Seeing Them Err. *Journal of Experimental Psychology: General*, 10.1037/xge0000033
- Dignum, V., (2019). Responsible Artificial Intelligence: How to Develop and Use AI in a Responsible Way. *Springer*, 9783319566844
- Eisenhardt, K. M., & Zbaracki, M. J., (1992). Strategic Decision Making. *Strategic Management Journal*, 10.1002/smj.4250130904
- English, L. P., (1999). Improving Data Warehouse and Business Information Quality. *Wiley*, 9780471343318
- Eppler, M. J., (2006). Managing Information Quality: Increasing the Value of Information in Knowledge-Intensive Products and Processes. *Springer*, 9783540314288
- Eppler, M. J., & Mengis, J., (2004). The Concept of Information Overload: A Review of Literature from Organization Science, Accounting, Marketing, MIS, and Related Disciplines. *Information Society*, 10.1080/01972240490507974
- European Commission High-Level Expert Group on AI, (2019). Ethics Guidelines for Trustworthy AI. *European Commission*
- Faraj, S., Pachidi, S., & Sayegh, K., (2020). Working and Organizing in the Age of the Learning Algorithm. *Information and Organization*, 10.1016/j.infoandorg.2020.100305
- Floridi, L., & Cowls, J., (2019). A Unified Framework of Five Principles for AI in Society. *Harvard Data Science Review*, 10.1162/99608f92.8cd550d1

- Gehman, J. et al., (2018). Finding Theory–Method Fit: A Comparison of Three Qualitative Approaches to Theory Building. *Journal of Management Inquiry*, 10.1177/1056492617706029
- Gioia, D. A., Corley, K. G., & Hamilton, A. L., (2013). Seeking Qualitative Rigor in Inductive Research: Notes on the Gioia Methodology. *Organizational Research Methods*, 10.1177/1094428112452151
- Glikson, E., & Woolley, A. W., (2020). Human Trust in Artificial Intelligence: Review of Empirical Research. *Academy of Management Annals*, 10.5465/annals.2018.0057
- Gorry, G. A., & Scott Morton, M. S., (1971). A Framework for Management Information Systems. *Sloan Management Review*
- Harrison, E. F., (1996). A Process Perspective on Strategic Decision Making. *Management Decision*, 10.1108/00251749610106966
- Heimberger, H., Horvat, D., & Schultmann, F., (2024). Exploring the Factors Driving AI Adoption in Production: A Systematic Literature Review and Future Research Agenda
- HIMSS, (2022). HIMSS Digital Health Indicator. *Healthcare Information and Management Systems Society*
- Hirtranusi, S. A. et al., (2025). A Systematic Literature Review on Organizational Readiness for Artificial Intelligence Adoption Based on the TOE Framework
- Horvath, D., & Lorincz, N. S., (2026). Artificial Intelligence in Patient-Centered Care and Macro-, Meso-, and Micro-Level Determinants of Rehumanization and Dehumanization: Qualitative Interview Study. *Journal of Medical Internet Research*, 10.2196/82774
- Janssen, M., Van der Voort, H., & Wahyudi, A., (2017). Factors Influencing Big Data Decision-Making Quality. *Journal of Business Research*
- Jarrahi, M. H., (2018). Artificial Intelligence and the Future of Work: Human-AI Symbiosis in Organizational Decision Making. *Business Horizons*, 10.1016/j.bushor.2018.03.007
- Jiang, F. et al., (2017). Artificial Intelligence in Healthcare: Past, Present and Future. *Stroke and Vascular Neurology*, 10.1136/svn-2017-000101

- Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E., (2019). The Global Landscape of AI Ethics Guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 10.1038/s42256-019-0088-2
- Jöhnk, J., Weißert, M., & Wyrski, K., (2021). Ready or Not, AI Comes—An Interview Study of Organizational AI Readiness Factors. *Business & Information Systems Engineering*, 10.1007/s12599-020-00676-7
- Jonsen, K., & Jehn, K. A., (2009). Using Triangulation to Validate Themes in Qualitative Studies. *Qualitative Research in Organizations and Management*, 10.1108/17465640910978391
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M., (2015). Machine Learning: Trends, Perspectives, and Prospects. *Science*, 10.1126/science.aaa8415
- Kahneman, D., (2011). Thinking, Fast and Slow. *Farrar, Straus and Giroux*, 9780374275631
- Kahneman, D., & Tversky, A., (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 10.2307/1914185
- Kallio, H. et al., (2016). Systematic Methodological Review: Developing a Framework for a Qualitative Semi-Structured Interview Guide. *Journal of Advanced Nursing*, 10.1111/jan.13031
- Kaplan, A., & Haenlein, M., (2019). Siri, Siri, in My Hand: Who's the Fairest in the Land? On the Interpretations, Illustrations, and Implications of Artificial Intelligence. *Business Horizons*, 10.1016/j.bushor.2018.08.004
- Keen, P. G. W., & Scott Morton, M. S., (1978). Decision Support Systems: An Organizational Perspective. *Addison-Wesley*, 9780201042239
- Kellogg, K. C., Valentine, M. A., & Christin, A., (2020). Algorithms at Work: The New Frontier of Organizational Control. *Academy of Management Annals*, 10.5465/annals.2018.0174
- Khosravi, M. et al., (2024). A Systematic Review of the Outcomes of Utilization of Artificial Intelligence Within the Healthcare Systems of the Middle East: A Thematic Analysis of Findings. *Health Science Reports*, 10.1002/hsr2.70300

- Kim, J. Y. et al., (2025). Establishing Organizational AI Governance in Healthcare: A Case Study in Canada
- Kitchin, R., (2014). The Data Revolution: Big Data, Open Data, Data Infrastructures and Their Consequences. *SAGE*, 9781473902929
- Lasch, K. E. et al., (2010). PRO Development: Rigorous Qualitative Research as the Crucial Foundation. *Quality of Life Research*, 10.1007/s11136-010-9699-2
- Laudon, K. C., & Laudon, J. P., (2025). Management Information Systems: Managing the Digital Firm. *Pearson*, 9780135466780
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G., (2015). Deep Learning. *Nature*, 10.1038/nature14539
- Lebovitz, S., Levina, N., & Lifshitz-Assaf, H., (2021). Is AI Ground Truth a Chimera? Governing AI in Psychological and Radiological Decision-Making. *Academy of Management Journal*
- Lee, Y. W., Strong, D. M., Kahn, B. K., & Wang, R. Y., (2002). AIMQ: A Methodology for Information Quality Assessment. *Information & Management*, 10.1016/S0378-7206(02)00043-5
- Leggat, S. G., & Yap, K., (2020). How Are Hospitals Using Artificial Intelligence in Strategic Decision-Making? A Scoping Review
- Leonardi, P. M., (2012). Materiality, Sociomateriality, and Socio-Technical Systems: What Do These Terms Mean?. in *Materiality and Organizing*, Oxford University Press, 10.1093/acprof:oso/9780199664054.003.0002
- Li, D., & Raymond, L. R., (2023). Generative AI at Work. *NBER Working Paper*, 10.3386/w31161
- Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A., (2019). Algorithm Appreciation: People Prefer Algorithmic to Human Judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 10.1016/j.obhdp.2018.12.005
- March, J. G., & Simon, H. A., (1958). Organizations. *Wiley*, 9780471567936

- Marocco, S., Barbieri, B., & Talamo, A., (2024). Exploring Facilitators and Barriers to Managers' Adoption of AI-Based Systems in Decision Making: A Systematic Review
- McAfee, A., & Brynjolfsson, E., (2012). Big Data: The Management Revolution. *Harvard Business Review*
- McCarthy, J. et al., (1956). The Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. *Dartmouth Conference Proposal*
- Mesko, B. et al., (2017). Digital Health. *Springer*
- Mintzberg, H., Raisinghani, D., & Théorêt, A., (1976). The Structure of "Unstructured" Decision Processes. *Administrative Science Quarterly*, 10.2307/2392045
- Nickerson, R. S., (1998). Confirmation Bias: A Ubiquitous Phenomenon in Many Guises. *Review of General Psychology*, 10.1037/1089-2680.2.2.175
- Noy, S., & Zhang, W., (2023). Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence. *Science*, 10.1126/science.adh2586
- Nowell, L. S. et al., (2017). Thematic Analysis: Striving to Meet the Trustworthiness Criteria. *International Journal of Qualitative Methods*, 10.1177/1609406917733847
- O'Brien, B. C. et al., (2014). Standards for Reporting Qualitative Research: A Synthesis of Recommendations. *Academic Medicine*, 10.1097/ACM.0000000000000388
- Orlikowski, W. J., (2007). Sociomaterial Practices: Exploring Technology at Work. *Organization Studies*, 10.1177/0170840607076168
- Pachidi, S., Berends, H., Faraj, S., & Huysman, M., (2021). Make Way for the Algorithms: Symbolic Actions and Changing Professional Practices. *Organization Science*
- Palinkas, L. A. et al., (2015). Purposeful Sampling for Qualitative Data Collection and Analysis in Mixed Method Implementation Research. *Administration and Policy in Mental Health and Mental Health Services Research*, 10.1007/s10488-013-0528-y
- Parasuraman, R., & Manzey, D. H., (2010). Complacency and Bias in Human Use of Automation: An Attentional Integration. *Human Factors*, 10.1177/0018720810376055

- Power, D. J., (2002). *Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers. Quorum Books*, 9781567204970
- Pratt, M. G., (2009). From the Editors: For the Lack of a Boilerplate: Tips on Writing Up (and Reviewing) Qualitative Research. *Academy of Management Journal*, 10.5465/AMJ.2009.44632557
- Preti, L. M., Ardito, V., & Compagni, A., (2024). Implementation of Machine Learning Applications in Health Care Organizations: Systematic Review of Empirical Studies
- Provost, F., & Fawcett, T., (2013). Data Science and Its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making. *Big Data*, 10.1089/big.2013.1508
- Pumplun, L., Tauchert, C., & Heidt, M., (2019). A New Organizational Chassis for Artificial Intelligence—Exploring Organizational Readiness Factors. *Proceedings of the 27th European Conference on Information Systems*, 9781733632508
- Rai, A., (2020). Explainable AI: From Black Box to Glass Box. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 10.1007/s11747-020-00711-7
- Raisch, S., & Krakowski, S., (2021). Artificial Intelligence and Management: The Automation–Augmentation Paradox. *Academy of Management Review*, 10.5465/amr.2018.0072
- Rashid, Y., Rashid, A., Warraich, M. A., Sabir, S. S., & Waseem, A., (2019). Case Study Method: A Step-by-Step Guide for Business Researchers. *International Journal of Qualitative Methods*, 10.1177/1609406919862424
- Reddy, S. K. et al., (2020). AI in Healthcare Management
- Romeo, (2025). Adoption and Integration of AI in Organizations: A Systematic Review of Challenges and Drivers Towards Future Directions of Research
- Russell, S., & Norvig, P., (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson*, 9780134610993
- Russo, D., (2024). Navigating the Complexity of Generative AI Adoption in Software Engineering. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, 10.1145/3652154

- Saunders, M. N. K. et al., (2019). *Research Methods for Business Students*. *Pearson*, 9781292208787
- Savage, L. J., (1954). *The Foundations of Statistics*. *Wiley*, 9780486623490
- Savolainen, L. et al., (2019). From Tertiary to Primary Care—Understanding Context in the Transfer of Digital Headache Service Pathway
- Sharda, R., Delen, D., & Turban, E., (2024). *Business Intelligence, Analytics, and Data Science: A Managerial Perspective*. *Pearson*, 9781292452470
- Shinners, L. et al., (2020). Exploring Healthcare Professionals' Understanding and Experiences of Artificial Intelligence Technology Use in the Delivery of Healthcare: An Integrative Review. *Health Informatics Journal*
- Shneiderman, B., (2022). *Human-Centered AI*. *Oxford University Press*, 9780192845290
- Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G., (2019). Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 10.1177/0008125619862257
- Simon, H. A., (1947). *Administrative Behavior: A Study of Decision-Making Processes in Administrative Organization*. *Macmillan*, 9780684835822
- Simon, H. A., (1955). A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 10.2307/1884852
- Simon, H. A., (1960). *The New Science of Management Decision*. *Harper & Brothers*
- Simon, H. A., (1979). Rational Decision Making in Business Organizations. *American Economic Review*, 10.1257/aer.69.4.493
- Sprague, R. H. Jr., (1980). A Framework for the Development of Decision Support Systems. *MIS Quarterly*, 10.2307/248957
- Staw, B. M., (1976). Knee-Deep in the Big Muddy: A Study of Escalating Commitment to a Chosen Course of Action. *Organizational Behavior and Human Performance*, 10.1016/0030-5073(76)90047-2

- Topol, E., (2019). High-Performance Medicine: The Convergence of Human and Artificial Intelligence. *Nature Medicine*, 10.1038/s41591-018-0300-7
- Tornatzky, L. G., & Fleischer, M., (1990). The Processes of Technological Innovation. *Lexington Books*, 9780669203483
- Tversky, A., & Kahneman, D., (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, 10.1126/science.185.4157.1124
- Tversky, A., & Kahneman, D., (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 10.2307/1914185
- Tversky, A., & Kahneman, D., (1981). The Framing of Decisions and the Psychology of Choice. *Science*, 10.1126/science.7455683
- Venkatesh, V. et al., (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 10.2307/30036540
- Von Neumann, J., & Morgenstern, O., (1944). Theory of Games and Economic Behavior. *Princeton University Press*, 9780691130613
- Wang, R. Y., & Strong, D. M., (1996). Beyond Accuracy: What Data Quality Means to Data Consumers. *Journal of Management Information Systems*, 10.1080/07421222.1996.11518099
- Wang, A., Freeman, S., & Magrabi, F., (2026). Governance for Safe and Responsible AI in Healthcare Organisations: A Scoping Review of Frameworks
- Weick, K. E., (1995). Sensemaking in Organizations. *SAGE Publications*, 9780803971776
- Wilhelm, C., Steckelberg, A., & Rebitschek, F. G., (2024). Benefits and Harms Associated with the Use of AI-Related Algorithmic Decision-Making Systems by Healthcare Professionals: A Systematic Review. *The Lancet Regional Health – Europe*, 10.1016/j.lanepe.2024.101145
- Wilson, H. J., & Daugherty, P. R., (2018). Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces. *Harvard Business Review*

World Health Organization, (2021). Ethics and Governance of Artificial Intelligence for Health. *World Health Organization*, 9789240029200

Yin, R. K., (2018). Case Study Research and Applications: Design and Methods. *SAGE Publications*, 9781506336169

Şahin, Z., & Zengul, F. D., (2026). Artificial Intelligence as a Managerial Decision Support Infrastructure in Hospitals: A Governance Framework

Sitografia

<https://www.mondino.it/>

<https://www.mondino.it/amministrazione-trasparente/>

<https://www.mondino.it/amnestia-tecnologie-digitali-per-una-nuova-assistenza-alle-persone-con-demenza/>

<https://www.mondino.it/centri-unita-e-servizi-di-ricerca/>

<https://www.mondino.it/con-teleneuro-riabilitazione-a-distanza-per-le-persone-con-sclerosi-multipla/>

<https://www.mondino.it/fondazione-mondino-sempre-piu-orientata-verso-innovazione-digitale-lancia-la-app-mondino-digital-services/>

<https://www.mondino.it/management-e-cda/>

<https://www.mondino.it/nasce-lunita-di-ricerca-medical-informatics-and-ai-fondazione-mondino-e-universita-di-pavia-uniti-per-lo-smart-hospital/>

<https://www.mondino.it/prenotazioni/>

<https://www.mondino.it/privacy-policy/>

<https://www.mondino.it/progetto-brainteaser-lue-finanzia-la-ricerca-per-la-sclerosi-multipla/>

<https://www.mondino.it/research/imaging-avanzato-intelligenza-artificiale/>

<https://www.mondino.it/research/ricerca-fondazioni-enti-nazionali/>

<https://www.mondino.it/statuto-regolamenti-documentazione/>

<https://www.mondino.it/universita-di-pavia/>

<https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2024/02/Atto-organizzativo-di-Fondazione-Mondino-2023.pdf>

<https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2024/02/Carta-dei-Servizi-2023.pdf>

https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2024/06/informativa-sul-trattamento-dei-dati-personali-mondino-digital-services_rev01.pdf

https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2025/06/bilancio_2024.pdf

https://www.mondino.it/wp-content/uploads/2025/08/atto_organizzativo.pdf.com

<https://www.openinnovation.regione.lombardia.it/it/news/news/8866/medicina-di-precisione-ecco-i-12-vincitori-del-bando-from-bed-to-bench>

https://frrb.it/progetti_finanziati/ai-parknet/

<https://www.salute.gov.it/new/it/ministero/national-health-care-centres/>

Appendice

Appendice A - Traccia comune dello schema guida delle interviste

1. Può descrivere brevemente il suo ruolo e le principali attività che svolge all'interno dell'organizzazione?
2. Quali sono le decisioni più importanti che si trova a prendere o a supportare nel suo lavoro? (Quali informazioni, dati o attori considera maggiormente quando deve prendere una decisione importante?)
3. Come descriverebbe il suo livello di conoscenza e familiarità con l'IA? Ha ricevuto formazione specifica o ha sviluppato queste competenze attraverso esperienza personale?
4. Utilizza strumenti basati sull'intelligenza artificiale a supporto delle sue attività lavorative o decisionali? Se sì, quali, con quale frequenza e in che modo questi strumenti influenzano o supportano il suo processo decisionale?
5. Quanto si fida degli output di questi strumenti? Ritiene che i risultati prodotti dall'IA debbano essere sempre verificati da una persona?
6. Secondo lei l'utilizzo dell'IA può modificare il ruolo decisionale delle persone, ad esempio aumentando o riducendo la loro autonomia?
7. Quali ostacoli o difficoltà ha riscontrato o ritiene possano emergere nell'utilizzo dell'IA nel suo contesto lavorativo?
8. Quale ritiene sia il principale beneficio e quale il principale rischio associato all'uso dell'IA nel suo lavoro?
9. Per quanto di sua conoscenza, esistono linee guida, procedure o politiche organizzative che regolano l'utilizzo dell'intelligenza artificiale?
10. Come immagina il ruolo dell'IA nel settore sanitario nei prossimi 5 anni?
11. C'è qualche aspetto che ritiene importante e che non abbiamo toccato?

Appendice B – Data structure del coding

Informant	Citazione rappresentativa	First order	Second order	Aggregate dimensions
Bosone	“Trovo che siano strumenti che stanno davvero cambiando (rivoluzionando).”	AI come agente di cambiamento	AI cambiamento e	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Meriggi	“Cambierà molto il modo di lavorare.”	AI come agente di cambiamento	AI cambiamento e	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Meriggi	“È arrivata troppo improvvisamente.”	Diffusione ed evoluzione rapida dell'AI	AI cambiamento e	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Meriggi	“La mancanza del corretto approccio e della corretta conoscenza, genera anche delle resistenze a volte immotivate”	Resistenza al cambiamento	Barriera all'adozione	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Bosone	“Ci siamo resi pronti nell'ultimo anno.”	Readiness organizzativa	Condizioni organizzative per un'adozione efficace	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Meriggi	“Il contesto non mi sembra ancora pronto.”	Readiness organizzativa	Condizioni organizzative per un'adozione efficace	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Leonardelli	“Si potrebbe ragionare in maniera un po' più sistemica.”	Necessità di una visione sistemica dell'AI	Condizioni organizzative per un'adozione efficace	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Leonardelli	“A volte c'è l'implementazione di tanti progetti stand alone.”	Necessità di una visione sistemica dell'AI	Condizioni organizzative per un'adozione efficace	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Leonardelli	“Per determinati tipi di progettualità ci vogliono risorse.”	Necessità di investimenti economici	Disponibilità di risorse	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Bosone	“Abbiamo costituito un nuovo ufficio dedicato allo sviluppo di programmi di intelligenza artificiale.”	Investimento organizzativo dedicato	Disponibilità di risorse	Capacità organizzativa gestione del cambiamento e
Meriggi	“Abbiamo una unità di ricerca che si occupa di AI.”	Investimento organizzativo dedicato	Disponibilità di risorse	Capacità organizzativa e

				gestione del cambiamento
Leonardelli	“Ho dovuto traslare il tutto nella realtà di un ospedale italiano.”	Adattamento al contesto	Implementazione e organizzativa	Capacità organizzativa e gestione del cambiamento
Leonardelli	“Abbiamo collaudato un CUP gestito dall'intelligenza artificiale.”	Implementazione e progetto AI	Implementazione e organizzativa	Capacità organizzativa e gestione del cambiamento
Meriggi	“Il direttore generale è un propulsore positivo.”	Leadership per promuovere innovazione organizzativa	Leadership per un'adozione efficace dell'AI	Capacità organizzativa e gestione del cambiamento
Leonardelli	“Bisogna spiegare l'impatto, cosa succederà e assicurare le persone.”	Leadership per promuovere innovazione organizzativa	Leadership per un'adozione efficace dell'AI	Capacità organizzativa e gestione del cambiamento
Leonardelli	“Ci vuole un management propenso a questo tipo di cambiamento.”	Volontà organizzativa al cambiamento	Leadership per un'adozione efficace dell'AI	Capacità organizzativa e gestione del cambiamento
Bosone	“Sto chiedendo di creare un programma gestionale intelligente.”	Richiesta di programmi specifici	Richiesta di programmi specifici	Capacità organizzativa e gestione del cambiamento
Leonardelli	“Bisogna conoscere vantaggi ma anche limiti.”	Conoscenza e consapevolezza dell'AI	Conoscenza dell'AI	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Meriggi	“Molti non hanno capito che cos'è un'intelligenza artificiale.”	Scarsa conoscenza e consapevolezza dell'AI	Conoscenza dell'AI	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Leonardelli	“L'intelligenza artificiale è un sistema basato sulla probabilità. (non capisce quello che gli dici)”	Conoscenza e consapevolezza dell'AI	Conoscenza dell'AI	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Leonardelli	“La formazione me la sono creata da me in autonomia.”	Apprendimento autonomo dell'AI	Formazione	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Meriggi	“Prima di diffondere gli strumenti voglio che ci sia la formazione.”	Formazione necessaria	Formazione	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Saba	“Abbiamo organizzato un corso di formazione per	Formazione necessaria	Formazione	Competenze e formazione

	spiegare l'importanza dell'intelligenza artificiale e le modalità di utilizzo nel quotidiano.”			individuale per l'utilizzo dell'AI
Bosone	“La costruzione del prompt è molto importante.”	Importanza del prompt	Condizioni per un utilizzo efficace	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Meriggi	“La modalità con cui ci si relaziona allo strumento deve cambiare.”	Modalità d'interazione	Condizioni per un utilizzo efficace	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Leonardelli	“Lo strumento deve essere funzionale alla tua necessità.”	AI guidata da necessità	Condizioni per un utilizzo efficace	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Meriggi	“Io non ho fretta, voglio andare per gradi.”	Adozione graduale dell'AI	Condizioni per un utilizzo efficace	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Saba	“L'intelligenza artificiale (chatgpt) la uso quotidianamente.”	Frequenza d'utilizzo	Utilizzo dell'AI	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Meriggi	“Quindi io lo utilizzo poco”	Frequenza d'utilizzo	Utilizzo dell'AI	Competenze e formazione individuale per l'utilizzo dell'AI
Leonardelli	“Ho un buon grado di fiducia”	Fiducia alta	Fiducia	Governance dell'AI
Bosone	“Personalmente ritengo che bisogna essere diffidenti, fidarsi ma sapendo che è solo uno strumento di supporto”	Fiducia con cautela	Fiducia	Governance dell'AI
Saba	“La fiducia è abbastanza alta... dipende sempre da quello che chiedo.”	Fiducia alta	Fiducia	Governance dell'AI
Meriggi	“Non mi sono mai molto fidata.”	Fiducia bassa	Fiducia	Governance dell'AI
Meriggi	“Abbiamo dato alcune linee guida. Sono comunque molto generali per adesso”	Necessità di linee guida ben definite	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI
Leonardelli	“Ci deve essere comunque una linea guida importante su come vengono utilizzate.”	Necessità di linee guida ben definite	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI
Leonardelli	“Il nostro DPO ha fatto un approfondimento molto importante su IA Act.”	Normativa europea sull'AI	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI

Meriggi	“L'AI Act ha dato una serie di indicazioni.”	Normativa europea sull'AI	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI
Leonardelli	“È uno strumento online, non sappiamo dove finiscono questi dati.”	Privacy dei dati	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI
Leonardelli	“Abbiamo impiegato circa dieci mesi per smarcare la questione privacy.”	Privacy dei dati	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI
Meriggi	“Non inserisco mai dati sensibili.”	Privacy dei dati	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI
Bosone	“La privacy mi ha inficiato un progetto.”	Privacy dei dati	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI
Meriggi	“La cybersecurity riguarda anche l'intelligenza artificiale”	Cybersecurity come minaccia	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI
Meriggi	“Sono preoccupata dell'aspetto etico. L'etica non è presidiata e nemmeno studiata.”	Etica	Governance e tutela nell'utilizzo dell'AI	Governance dell'AI
Meriggi	“Deve essere un aiuto, un supporto ma non sostitutivo di un lavoro.”	AI non sostitutiva del lavoro umano	Ruolo umano centrale	Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI
Saba	“Mai farò inficiare la mia autonomia decisionale da una macchina.”	Autonomia decisionale preservata	Ruolo umano centrale	Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI
Saba	“Non dobbiamo far prendere il sopravvento all'intelligenza artificiale rispetto al nostro pensiero.”	Centralità del ruolo umano	Ruolo umano centrale	Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI
Saba	“Vado sempre a verificare le fonti. Vado sempre a fare dei check.”	Verifica output	Supervisione umana	Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI
Leonardelli	“La risposta va studiata, capita e verificata.”	Verifica output	Supervisione umana	Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI

Meriggi	“Ci vuole tanta conoscenza della materia per comprenderne gli output.”	Necessaria conoscenza dell'ambito per un utilizzo consapevole	Uso critico e consapevole	Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI
Meriggi	“Molti la usano come se fosse Google.”	Necessario utilizzo consapevole	Uso critico e consapevole	Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI
Meriggi	“L'entusiasmo a volte fa dimenticare aspetti importanti.”	Necessità di moderare l'entusiasmo	Uso critico e consapevole	Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI
Meriggi	“Sulle cose che non conosco non la uso. Sulle cose che conosco la uso.”	Utilizzo in base alla conoscenza	Uso situazionale e selettivo dell'AI	Centralità e agency umana nell'interazione con l'AI
Leonardelli	“La soluzione può essere l'intelligenza artificiale ma non è detto che sia la soluzione migliore.”	AI non sempre soluzione ottimale	Limiti dell'AI	Limiti e rischi dell'AI
Bosone	“Chiedere come mettere giù un piano strategico, non ancora”	Limiti nella pianificazione strategica	Limiti dell'AI	Limiti e rischi dell'AI
Meriggi	“Ho fatto anche errori volontari per vedere se correggesse. Non li ha corretti.”	Limiti operativi dell'AI	Limiti dell'AI	Limiti e rischi dell'AI
Meriggi	“Manca la valutazione di opportunità.”	Limite nella valutazione dell'opportunità	Limiti dell'AI	Limiti e rischi dell'AI
Meriggi	“È una standardizzazione del pensiero.”	Omologazione del pensiero	Rischio dell'impoverimento della creatività	Limiti e rischi dell'AI
Saba	“È riconoscibile un documento fatto da ChatGPT.”	Riconoscibilità degli output AI	Rischio dell'impoverimento della creatività	Limiti e rischi dell'AI
Saba	“La mia paura è che l'intelligenza artificiale possa prendere il sopravvento.”	Rischi dell'utilizzo improprio dell'AI	Rischio dell'utilizzo improprio	Limiti e rischi dell'AI
Meriggi	“Secondo me crea una dipendenza non solo informativa ma anche del libero arbitrio dal punto di vista della decisione vera”	Overreliance	Rischio della perdita dell'autonomia	Limiti e rischi dell'AI

Meriggi	“Ho dei colleghi che ormai prima di darti anche una risposta banale consultano Chatgpt.”	Overreliance	Rischio della perdita dell'autonomia	Limiti e rischi dell'AI
Saba	“Potremmo ritrovarci ad essere schiavi dell'intelligenza artificiale.”	Overreliance	Rischio della perdita dell'autonomia	Limiti e rischi dell'AI
Leonardelli	“Se ci si affida completamente... potrebbe inficiare la capacità di ragionamento.”	Rischio lesione autonomia decisionale	Rischio della perdita dell'autonomia	Limiti e rischi dell'AI
Leonardelli	“C'è il concetto che l'intelligenza artificiale ruberà il lavoro alle persone. Non penso che sarà così ma dipende dal tipo di attività.”	AI come minaccia occupazionale	Rischio di sostituzione	Limiti e rischi dell'AI
Meriggi	“In alcuni ambiti potrebbe completamente sostituire delle figure che si troverebbero con la soppressione di un posto.”	AI come minaccia occupazionale	Rischio di sostituzione	Limiti e rischi dell'AI
Bosone	“Magari invece di avere una squadra di cinque persone... ne hai due.”	AI come minaccia occupazionale	Rischio di sostituzione	Limiti e rischi dell'AI
Meriggi	“Genera maggior solitudine rapportuale tra colleghi, C'è un impoverimento relazionale.”	Rischio isolamento relazionale	Impoverimento delle relazioni e del confronto umano	Limiti e rischi dell'AI
Meriggi	“Non sentire la necessità di confrontarsi col collega.”	Rischio isolamento relazionale	Impoverimento delle relazioni e del confronto umano	Limiti e rischi dell'AI
Meriggi	“La utilizzo come compagna di lavoro.”	AI come partner di lavoro	AI come strumento di supporto e potenziamento del lavoro umano	Valore e trasformazione generati dall'AI
Bosone	“Può essere un ottimo alleato.”	AI come partner di lavoro	AI come strumento di supporto e potenziamento del lavoro umano	Valore e trasformazione generati dall'AI
Saba	“La potrei definire un semicollega”	AI come partner di lavoro	AI come strumento di supporto e potenziamento del lavoro umano	Valore e trasformazione generati dall'AI

Saba	“Finché la uso come strumento di supporto va benissimo: mi facilita lavoro mi fa risparmiare un sacco di tempo”	AI come supporto	AI come strumento di supporto e potenziamento del lavoro umano	Valore trasformazione generati dall'AI e
Bosone	“Si va da attività routinarie ad attività meno routinarie.”	AI come supporto	AI come strumento di supporto e potenziamento del lavoro umano	Valore trasformazione generati dall'AI e
Leonardelli	“Le attività ripetitive possono essere affidate all'intelligenza artificiale.”	AI per attività ripetitive	AI come strumento di supporto e potenziamento del lavoro umano	Valore trasformazione generati dall'AI e
Leonardelli	“Consentendo di sviluppare attività più a valore aggiunto.”	Lavoro umano verso attività più strategiche.	AI come strumento di supporto e potenziamento del lavoro umano	Valore trasformazione generati dall'AI e
Bosone	“Quello che prima facevamo in mesi ora si riesce a fare in un giorno”	Riduzione dei tempi di lavoro	AI come strumento di supporto e potenziamento del lavoro umano	Valore trasformazione generati dall'AI e
Meriggi	“A volte ti dà degli spunti di riflessione”	AI come fonte di idee	Potenziamento analitico e decisionale	Valore trasformazione generati dall'AI e
Leonardelli	“Mi ha consentito di ragionare su come mettere a terra determinate progettualità.”	AI come supporto cognitivo	Potenziamento analitico e decisionale	Valore trasformazione generati dall'AI e
Bosone	“Ho costruito la proposta passo passo con l'intelligenza artificiale.”	AI come supporto cognitivo	Potenziamento analitico e decisionale	Valore trasformazione generati dall'AI e
Meriggi	“Credo nell'intelligenza artificiale come enorme macinatore di dati.”	AI per l'analisi dei dati	Potenziamento analitico e decisionale	Valore trasformazione generati dall'AI e
Leonardelli	“Il machine learning analizza i dati e l'AI restituisce insight.”	AI per l'analisi dei dati	Potenziamento analitico e decisionale	Valore trasformazione generati dall'AI e
Leonardelli	“Vedo il discorso della predittività.”	AI per la predittività	Potenziamento analitico e decisionale	Valore trasformazione generati dall'AI e

Leonardelli	“Allocare delle risorse in maniera molto efficiente e molto in anticipo.”	AI per allocazione risorse	Potenziamento analitico e decisionale	Valore trasformazione generati dall'AI	e
Meriggi	“Per vedere un punto di vista diverso dal mio”	AI per il confronto	Potenziamento analitico e decisionale	Valore trasformazione generati dall'AI	e
Meriggi	“L'intelligenza artificiale darebbe una mano veramente importantissima nello studio delle malattie rare.”	AI supporto alla ricerca	Trasformazione e innovazione dei processi sanitari	Valore trasformazione generati dall'AI	e
Meriggi	“La ricerca potrebbe fare davvero passi avanti.”	AI supporto alla ricerca	Trasformazione e innovazione dei processi sanitari	Valore trasformazione generati dall'AI	e
Bosone	“C'è spazio enorme per i prossimi anni di crescita nell'organizzazione dei processi sanitari e dei processi decisionali”	Potenziale dell'AI	Trasformazione e innovazione dei processi sanitari	Valore trasformazione generati dall'AI	e
Bosone	“Ci stiamo molto esercitando con sistemi di supporto, i CDSS.”	Sperimentazione dei Clinical Decision Support Systems	Trasformazione e innovazione dei processi sanitari	Valore trasformazione generati dall'AI	e
Meriggi	“Attualmente non ne traggo beneficio.”	Beneficio percepito basso	Valore percepito	Valore trasformazione generati dall'AI	e
Saba	“La qualità è generalmente buona. il risultato non è mai insoddisfacente.”	Percezione positiva	Valore percepito	Valore trasformazione generati dall'AI	e
Meriggi	“Laddove mi sento di avere più necessità di poter attingere a qualche cosa di valore, lì mi ha deluso.”	Beneficio percepito basso	Valore percepito	Valore trasformazione generati dall'AI	e
Bosone	“Quando uno strumento è utile la formazione è velocissima.”	Utilità accelera l'apprendimento	Valore percepito	Valore trasformazione generati dall'AI	e

Tabella 2 - Coding completo

Fonte: elaborazione dell'autore

Ringraziamenti

Ringrazio di cuore la mia relatrice, la professoressa Sanguineti Francesca, che mi ha guidata con dedizione lungo tutto il mio percorso, il suo supporto è stato indispensabile nel fornirmi preziosi insegnamenti che travalicano l'ambito accademico. La ringrazio sinceramente per avermi trasmesso l'amore che ha per il suo lavoro e per avermi aiutata a trovare fiducia nelle mie capacità e nel futuro che mi attende. Rimarrà per me un costante punto di riferimento e una profonda fonte di ispirazione.

Desidero esprimere la mia gratitudine al professor Previtali Pietro. Le sue lezioni del corso di "Organizzazione e gestione delle risorse umane" sono state cruciali nel trasmettermi una profonda passione per questo settore, all'interno del quale spero di costruire il mio percorso professionale. La sua capacità di coniugare la teoria accademica con il racconto concreto della sua esperienza aziendale mi ha permesso di cogliere uno scorcio del mondo del lavoro e di assumere una visione più pragmatica. Per me è un modello di straordinaria competenza a cui guardare con ammirazione.

Infine, ringrazio la Fondazione Mondino che mi ha accolta con grande disponibilità sia durante il periodo di tirocinio sia nelle fasi di raccolta delle interviste per questo progetto di ricerca. Ringrazio per la preziosa collaborazione: il Direttore Sanitario dottor. Bosone, la Direttrice delle Risorse Umane e Affari Legali dottoressa Meriggi, la Marketing Manager dottoressa Saba e l'Operations Manager dottor Leonardelli.