



UNIVERSITÀ
DI PAVIA

Dipartimento di Scienze Economiche e Aziendali

Corso di Laurea in Economia e Gestione delle Imprese

LM-77

VERSO L'IMPRESA INTELLIGENTE:

**potenzialità e sfide dell'IA tra strategia,
organizzazione e governance**

Relatore:

Chiar.mo Prof. Gabriele Faggioli

Tesi di Laurea

di Saad Aurora

Matr. n. 564826

Anno Accademico 2025-2026

*All' Amore,
motore di ogni cosa.
A quello che accoglie e a quello che protegge;
a quello discreto,
che sostiene senza chiedere nulla in cambio.*

*Alle persone che amo,
grazie per essere state il mio porto sicuro, anche quando il mare
era in tempesta.*

INDICE

INTRODUZIONE.....	5
L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE: ORIGINI, FUNZIONAMENTO E TIPOLOGIE8	
1.1 Che cos'è l'IA: origini e sviluppo storico.....	8
1.2 Fondamenti teorici e funzionamento dell'IA.....	12
1.3 Classificazioni e principali tipologie	14
1.3.1 Classificazione in base al livello di capacità cognitiva	14
1.3.3 Classificazione in base alle modalità di apprendimento.....	18
1.3.4 Classificazione in base al dominio operativo	19
POTENZIALITA' E APPLICAZIONE.....	21
2.1 Settori di applicazione.....	21
2.1.1 Sanità.....	22
2.1.2 Industria e manifattura	24
2.1.3 Finanza e assicurazioni.....	25
2.1.4 Marketing e customer service.....	26
2.2 Benefici economici e competitivi dell'IA	27
2.3 Sfide e criticità nell'adozione dell'IA	28
ASPETTI LEGALI E DI GOVERNANCE	30
3.1 AI act, GDPR, responsabilità algoritmica.....	31
3.2 La legge italiana n. 132/2025: un quadro nazionale integrato	36
3.3 Data governance, Bias e trasparenza	38
3.4 Accountability e governance	40
3.5 Gestione del rischio – privacy e sicurezza.....	41
ASPETTI MANAGERIALI E ORGANIZZATIVI – L'IA NELLE AZIENDE	44

4.1	Impatto dell'IA sui processi decisionali: analisi comparata Sanità e Industria 4.0 ...	45
4.1.1	Sanità: il paradigma dell'IA responsabile e la centralità del giudizio clinico	45
4.1.2	Industria 4.0: integrazione sistemica e barriere all'adozione nelle PMI	48
4.1.3	Sintesi comparativa: due modelli decisionali a confronto.....	50
4.2	Opportunità di automazione e produttività: il valore differenziale tra sanità e industria	50
4.2.1	Sanità: automazione amministrativa e impatti clinici misurabili	50
4.2.2	Industria 4.0: il divario di produttività nel contesto italiano	52
4.3	Nuovi modelli di governance.....	53
4.3.1	Cedar Sinai: il modello dell'AI Council e della governance multidisciplinare.....	53
4.3.2	Mayo clinic: piattaforma collaborativa e governance distribuita	54
4.3.3	Il framework UNESCO: principi etici e capacity building	55
4.3.4	Il contesto italiano: Competence Center e AI4I	56
4.4	Implicazioni manageriali trasversali	57
FATTORI ABILITANTI E BARRIERE NELL'ADOZIONE DELL'IA		60
5.1	Il framework TOE come lente interpretativa	60
5.2	Contesto tecnologico: l'IA come innovazione complessa.....	62
5.2.1	Vantaggio relativo e percezione del valore	62
5.2.2	Complessità, compatibilità e sperimentabilità con i sistemi esistenti	63
5.3	Contesto organizzativo: persone, competenze e processi.....	65
5.3.1	Competenze: il nodo strutturale	65
5.3.2	Fiducia, resistenza e change management.....	66
5.3.3	Strategia e governance	68
5.4	Contesto ambientale: policy, ecosistemi e regolazione.....	69
5.4.1	Il ruolo delle politiche pubbliche e degli ecosistemi	69
5.4.2	Quadro regolatorio e gestione del rischio.....	70
5.5	Sintesi: quadro comparativo dei fattori abilitanti e delle barriere	72

5.5.1 Tabella - Sanità vs Industria 4.0	72
5.6 Implicazioni per il contesto italiano e collegamento al Capitolo 6	74
CASI DI STUDIO	76
6.1 L'IA tra ricerca d'eccellenza e trasformazione del tessuto produttivo italiano.....	76
6.2 Sanità: l'IA come supporto alla diagnosi precoce.....	76
6.2.1 IUSS Pavia e IRCCS Maugeri Bari: biomarcatori digitali per la diagnosi precoce del Parkinson.....	76
6.3 Sanità: l'IA come supporto alla procedura interventistica.....	79
6.3.1 Policlinico Gemelli: la prima angioplastica guidata da IA in Italia	79
6.4 Innovazione industriale: PMI e progettualità collaborativa	81
6.4.1 SaidText: il primo "Copilota Operativo" vocale per l'industria manifatturiera.....	81
6.4.2 COMMIS5.0: IA generativa per la Manifattura 5.0	84
6.5 Innovazione industriale: i grandi player nazionali	87
6.5.1 Enel: manutenzione predittiva e open innovation	87
6.5.2 Leonardo: infrastrutture HPC e piattaforma condivisa per l'innovazione	89
6.6 L'ecosistema italiano dell'IA: luci e ombre	90
6.7 Sintesi: il dualismo dell'innovazione italiana	92
CONCLUSIONI.....	94
Bibliografia	98
RINGRAZIAMENTI	105

INTRODUZIONE

Negli ultimi anni, l'intelligenza artificiale ha assunto un ruolo sempre più centrale, affermandosi come una delle innovazioni più discusse e rilevanti del panorama contemporaneo. Il suo rapido sviluppo, sostenuto dall'aumento delle capacità computazionali e dalla crescente disponibilità di dati, l'ha trasformata in un vero e proprio motore di cambiamento per la società. La diffusione di sistemi intelligenti in ambiti quali la sanità, la finanza, la pubblica amministrazione, la logistica e l'industria dimostra come essa non rappresenti più una prospettiva futura, ma una componente strutturale del presente.

L'intelligenza artificiale è oggi considerata una *General Purpose Technology* (Bresnahan & Trajtenberg, 1995), ossia una tecnologia abilitante in grado di influenzare trasversalmente l'intero sistema economico e sociale. Per portata trasformativa e diffusione, essa è spesso paragonata a innovazioni storiche come l'elettricità, il motore a vapore o Internet. Tale capacità di incidere sulle strutture economiche e organizzative evidenzia il suo ruolo come fattore di cambiamento rilevante tanto per la collettività quanto per il mondo aziendale.

Nonostante i progressi compiuti, l'integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali, organizzativi e operativi continua a generare interrogativi e resistenze (Emmanouilidis, Waschull, & Zotelli, 2025). Se da un lato essa offre opportunità significative in termini di efficienza, accuratezza e capacità predittive, dall'altro emergono criticità legate ai rischi tecnologici ed etici, all'opacità dei modelli, alle implicazioni occupazionali, alla tutela della privacy e ai nuovi obblighi di governance. Tali dinamiche rendono necessaria un'analisi che consenta di valutare in modo equilibrato benefici e rischi connessi alla sua adozione.

Alla luce di queste considerazioni, il presente elaborato si propone di analizzare il processo di adozione dell'intelligenza artificiale all'interno delle organizzazioni, con l'obiettivo di comprendere come tale tecnologia venga implementata in contesti differenti e quali fattori ne influenzino il successo. In particolare, la ricerca

si pone la seguente domanda: in che modo le dimensioni tecnologiche, organizzative e ambientali incidono sull'adozione efficace dell'intelligenza artificiale nelle imprese? In questo contesto, l'analisi si concentra su due ambiti settoriali distinti quello sanitario e quello industriale al fine di evidenziarne differenze, criticità e specificità nei processi di implementazione.

Il lavoro si sviluppa attraverso un percorso articolato. In primo luogo, viene presentato un inquadramento storico e concettuale dell'IA, partendo da un approfondimento sulle basi teoriche quali sono le origini, classificazioni e modalità di funzionamento della tecnologia. Viene analizzato come la disciplina si sia evoluta nel tempo, quali paradigmi di apprendimento la caratterizzano e quali siano le principali tipologie di sistemi intelligenti oggi disponibili.

Successivamente, l'attenzione si concentra sulle potenzialità e le applicazioni, illustra come essa venga utilizzata in diversi settori e quali benefici competitivi possa generare per le imprese. Segue un approfondimento su quelli che sono gli aspetti legali e normativi previsti per questa nuova tecnologia; fondamentali in un contesto in cui la regolamentazione esercita un ruolo sempre più determinante nel definire i limiti e le responsabilità nell'uso dell'IA. Particolare attenzione viene inoltre dedicata alla gestione dei rischi connessi all'uso dell'intelligenza artificiale, con riferimento ai temi di privacy e sicurezza dei dati, all'affidabilità dei modelli e alle implicazioni etiche legate all'automazione delle decisioni. Questi aspetti risultano centrali per garantire un utilizzo responsabile e trasparente dell'IA, soprattutto in sistemi che influenzano scelte strategiche o operazioni critiche.

Successivamente, l'analisi gli impatti manageriali e organizzativi, esplorando il modo in cui l'IA modifica strutture, processi e competenze aziendali. Viene esaminato come le imprese possano prepararsi a un'adozione efficace della tecnologia, quali leve strategiche attivare e quali fattori facilitino o ostacolino l'implementazione su larga scala. In questo contesto, particolare attenzione è dedicata agli impatti dell'IA sui sistemi di controllo, sugli strumenti di pianificazione e sui processi decisionali.

Il quinto capitolo costruisce un modello interpretativo dei fattori abilitanti e delle barriere all'adozione dell'IA, viene qui introdotto il framework TOE (Technology–Organization–Environment), utilizzato come chiave interpretativa per analizzare i fattori che influenzano l'adozione dell'IA nelle organizzazioni, integrato con l'UTAUT per cogliere anche le dimensioni individuali dell'accettazione tecnologica.

Infine, attraverso l'analisi di casi di studio relativi al contesto italiano, vengono presentate esperienze reali di aziende che hanno implementato soluzioni basate sull'intelligenza artificiale, evidenziando quali attività possono essere automatizzate e quali rimangono una prerogativa umana nonché i benefici ottenuti e le criticità incontrate nel processo di adozione. L'analisi dei casi di studio ci consentirà di collegare gli aspetti teorici alle applicazioni pratiche, offrendoci una visione concreta dei cambiamenti in atto.

Nel complesso, l'elaborato intende fornire una comprensione approfondita dell'Intelligenza Artificiale, mostrando come essa possa rappresentare sia una leva di innovazione tecnologica che un elemento di trasformazione sociale, manageriale e organizzativa. Attraverso il confronto tra opportunità e rischi, la tesi mira a mettere in luce le condizioni che possono favorire un'adozione efficace, responsabile e coerente con le esigenze delle organizzazioni.

Capitolo 1

L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE: ORIGINI, FUNZIONAMENTO E TIPOLOGIE

L'Intelligenza Artificiale è oggi una delle tecnologie più pervasive e determinanti per l'evoluzione economica e sociale, come documentato dallo Stanford AI Index (**Stanford University, 2026**); la sua affermazione è il risultato di un percorso storico e scientifico complesso, che ha portato al progressivo consolidamento della disciplina sia sul piano teorico, attraverso lo sviluppo di modelli formali e algoritmi sempre più efficaci, sia sul piano applicativo, grazie alla crescente capacità di risolvere problemi reali in ambiti quali l'industria, i servizi e la ricerca scientifica.

Questo capitolo offre una panoramica introduttiva e sistematica di ciò che è l'Intelligenza Artificiale intesa come disciplina scientifica e tecnologica interdisciplinare. L'obiettivo è quello di fornire una base teorica solida su cui poggiano le analisi che verranno sviluppate nei capitoli successivi. L'intento è consentire la comprensione dell'evoluzione della disciplina nel tempo e di interpretare in maniera consapevole le potenzialità e i limiti dell'IA contemporanea, fornendo quelle che sono le basi necessarie per affrontare gli aspetti applicativi, regolatori, organizzativi e manageriali che saranno trattati nel prosieguo del lavoro.

1.1 Che cos'è l'IA: origini e sviluppo storico

“L'intelligenza artificiale (IA) è la disciplina che studia se e in che modo si possano riprodurre i processi mentali più complessi mediante l'uso di un computer. Tale ricerca si sviluppa secondo due percorsi complementari: da un lato l'intelligenza artificiale cerca di avvicinare il funzionamento dei computer alle capacità dell'intelligenza umana, dall'altro usa le simulazioni informatiche per

fare ipotesi sui meccanismi utilizzati dalla mente umana.” (**Treccani, s.d.**)

Siamo spesso abituati a collegare il termine intelligenza artificiale al mondo odierno e ad una materia contemporanea, può quindi stupirci che l’idea di costruire macchine capaci di “pensare”, ragionare e/o almeno simulare alcune funzioni tipiche dell’intelligenza umana risale ad un tempo molto meno recente di quel che si possa pensare, affonda le sue radici ben prima della nascita dell’informatica e dell’avvento dei computer moderni. Alcune interpretazioni fanno risalire le radici dell’IA a filosofi e scienziati che, fin dall’antichità, immaginarono automi o sistemi logici in grado di replicare quelle che sono le funzioni mentali.

Già nella filosofia antica e nella meccanica del Rinascimento troviamo alcuni riferimenti a forme di automazione e a tentativi di rendere il pensiero umano oggetto di razionalizzazione attraverso regole. Un esempio deriva dalla logica aristotelica, che concepisce il ragionamento come una sequenza deduttiva formalizzabile (**Aristotele**). Parallelamente, nella meccanica antica e rinascimentale troviamo esempi di automazione, dagli automi descritti da Erone di Alessandria fino ai progetti meccanici di Leonardo da Vinci, i quali anticipano l’idea di sistemi in grado di eseguire azioni secondo sequenze prestabilite. Tali contributi storici costituiscono i primi presupposti teorici dell’idea di macchine in grado di simulare processi cognitivi umani. È tuttavia nel periodo che va dalla fine dell’Ottocento e la prima metà del Novecento che si stabiliscono quelle che verranno considerate le basi scientifiche dell’Intelligenza Artificiale; con l’affermarsi della logica matematica e dell’idea secondo cui il ragionamento può essere espresso formalmente.

Uno dei contributi fondamentali proviene dagli studi di George Boole, che a metà del XIX secolo formalizzò un sistema logico binario alla base dell’algebra booleana (**Boole, 1854**), e dai lavori di Gottlob Frege e Bertrand Russell, che contribuirono allo sviluppo della logica moderna. Questi sviluppi teorici resero

possibile ipotizzare che il pensiero potesse essere rappresentato e influenzato attraverso regole formali, anticipando alcuni dei principi base dell'IA.

La vera svolta avviene però con Alan Turing, figura centrale nel passaggio dalla logica alla computazione. Nel saggio “*Computing Machinery and Intelligence*” (1950) affermò:

“The question ‘Can machines think?’ should be replaced with the question ‘Can machines do what we can do?’” (Turing, 1950).

Con questa affermazione Turing introduce il celebre *Test di Turing*, proponendo un criterio operativo per determinare l'intelligenza di una macchina sulla base del confronto tra il suo comportamento osservabile rispetto a quello umano. Secondo tale criterio, una macchina può essere definita intelligente se, nel corso di un'interazione prolungata, è in grado di esibire comportamenti e abilità indistinguibili da quelli di un essere umano. Ancora oggi, il Test di Turing rappresenta una pietra miliare nella storia dell'Intelligenza Artificiale e nei dibattiti filosofici sulla natura e sui limiti dell'intelligenza artificiale.

Parallelamente, lo sviluppo dei primi calcolatori elettronici tra gli anni '40 e '50, grazie ai contributi di scienziati come John von Neumann, Claude Shannon e Norbert Wiener, offre gli strumenti tecnologici necessari per trasformare teorie e ipotesi in sistemi computazionali concreti.

La nascita ufficiale dell'Intelligenza Artificiale come disciplina accademica viene invece convenzionalmente datata al 1956. In quell'anno, John McCarthy, Marvin Minsky, Claude Shannon e Nathan Rochester organizzano il Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, conferenza che inaugura ufficialmente il campo di studio e in cui McCarthy conia il termine *Artificial Intelligence*. È in questa fase che l'IA viene pensata come un tentativo di replicare attraverso delle macchine quelle che sono le funzioni tipiche dell'intelligenza umana, mediante approcci simbolici basati su regole di logica e rappresentazione della conoscenza.

In seguito si assiste a una rapida espansione della disciplina. Tra gli anni Sessanta

e Settanta emergono i cosiddetti sistemi esperti¹, programmi progettati per risolvere problemi complessi attraverso l'applicazione di regole logiche e basi di conoscenza specialistiche. Tra i contributi più rilevanti ricordiamo i lavori di Edward Feigenbaum, considerato uno dei padri dei sistemi esperti, e lo sviluppo di sistemi come DENDRAL² e MYCIN³, utilizzati sia in ambito chimico che medico (**Feigenbaum, Buchanan, & Lederberg**). In questa fase si diffonde un forte ottimismo circa le potenzialità dell'Intelligenza Artificiale, alimentato dalle previsioni di ricercatori come Herbert Simon e Marvin Minsky, secondo i quali sarebbe stato possibile realizzare, nel giro di pochi decenni, macchine dotate di capacità cognitive paragonabili a quelle umane. Le limitazioni tecnologiche e computazionali dell'epoca, unite alla difficoltà di formalizzare il ragionamento umano e di gestire la complessità del mondo reale, portarono a risultati inferiori alle aspettative. Questo divario tra promesse e risultati contribuì a una drastica riduzione dei finanziamenti e dell'interesse istituzionale, dando origine ai cosiddetti AI winters⁴. (**Norvig & Russell, 2021**).

Una nuova fase si sviluppa a partire dagli anni '80 con la riscoperta del connessionismo⁵, grazie ai contributi dei lavori di Rumelhart, Hinton e Williams sul metodo del backpropagation⁶. Tuttavia, è solo dall'inizio degli anni duemila

¹ Programmi informatici che replicano le capacità decisionali di un esperto umano in un dominio specifico, utilizzando una base di conoscenza e un motore di inferenza.

² Primo sistema esperto di intelligenza artificiale, sviluppato alla Stanford University negli anni '60, utilizzato per identificare strutture molecolari organiche sconosciute analizzando dati di spettrometria di massa.

³ Sistema sviluppato alla Stanford University nei primi anni '70 per assistere i medici nella diagnosi di infezioni batteriche del sangue e nella prescrizione di antibiotici.

⁴ Periodi in cui vi è una riduzione dei finanziamenti e calo dell'interesse per la ricerca a causa di sfiducia nelle reali possibilità della disciplina.

⁵ Si basa sull'analisi e sull'interpretazione dei dati per prendere decisioni informate.

⁶ Algoritmo che permette l'addestramento delle reti neurali artificiali.

che, grazie all'aumento della potenza di calcolo, all'uso massiccio di GPU⁷ ed alla disponibilità di grandi quantità di dati, che tali modelli troveranno le condizioni ideali per svilupparsi pienamente.

Il decennio 2010-2020 segna l'affermazione del deep learning, con risultati straordinari nel riconoscimento di immagini, nel linguaggio naturale e nei compiti predittivi. Tra gli eventi più rilevanti si ricordano le vittorie dei sistemi di Google DeepMind come AlphaGo (2016), che supera i migliori giocatori umani nel gioco del Go⁸ imparando ad addestrarsi autonomamente giocando contro sé stesso milioni di volte. **(Mustafa Suleyman, 2024)**

Questo percorso storico ha portato l'IA a essere oggi una tecnologia la cui evoluzione continua a essere caratterizzata da un dialogo costante tra ricerca teorica, innovazione tecnologica ed esigenze applicative, delineando un campo in rapida e costante trasformazione.

1.2 Fondamenti teorici e funzionamento dell'IA

La comprensione dei fondamenti teorici dell'Intelligenza Artificiale richiede di considerare la disciplina come un insieme di approcci eterogenei che sono accomunati dall'obiettivo di permettere a una macchina di risolvere problemi complessi, apprendere dall'esperienza e prendere decisioni in maniera autonoma (o almeno in modo semi-autonomo). Nel corso della sua evoluzione, l'IA ha visto svilupparsi diversi paradigmi, ciascuno dei quali ha orientato la ricerca e lo sviluppo tecnologico in modi specifici.

La prima ondata, nota come IA simbolica (dagli anni '50 agli anni '80), si basava

⁷ Graphics processing unit, circuito elettronico in grado di eseguire calcoli matematici ad alta velocità.

⁸ Antico gioco da tavolo originario dell'Asia orientale in cui si utilizzano una scacchiera di 19x19 caselle e delle pedine bianche e nere, considerato molto più complesso degli scacchi per l'enorme numero di mosse possibili.

sull'idea che l'intelligenza potesse essere descritta attraverso simboli e processi logico-deduttivi, concentrandosi sulla rappresentazione della conoscenza tramite regole logiche **(Simon & Newell, 1972)**. Le sue origini affondano nella logica matematica e nella teoria della computazione citata nel paragrafo precedente, trovando espressione nelle ricerche dei primi decenni dell'IA moderna. Nell'approccio simbolico il ragionamento veniva rappresentato attraverso strutture formali, regole, alberi decisionali e basi di conoscenza. I sistemi esperti, molto diffusi tra anni '70 e '80, rappresentano una delle applicazioni più note di questo paradigma. La loro efficacia dipendeva dalla capacità di codificare la conoscenza umana in forma di regole, rendendoli potenti ma al tempo stesso rigidi e difficili da scalare **(Norvig & Russell, 2021)**.

La seconda ondata, come accennato nella ricostruzione storica, si sviluppa tra gli anni '80 e '90, ha introdotto quelli che sono i sistemi basati su reti neurali e apprendimento statistico che, si ispirano al funzionamento del cervello umano; in questo caso il comportamento intelligente emerge da reti di unità elementari e i neuroni artificiali interconnessi tra loro. L'apprendimento avviene adattando e modificando quelli che sono i pesi delle relazioni sulla base dei dati osservati.

La terza ondata, a partire dal 2000 in poi, è caratterizzata da approcci ibridi e dall'apprendimento profondo, con algoritmi capaci di apprendere da grandi quantità di dati in maniera più autonoma **(Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016)**.

Infine negli ultimi decenni, con l'aumento della potenza di calcolo, la possibilità di accedere ad algoritmi sempre più sofisticati e della disponibilità di enormi dati, è stato introdotto il concetto dell'apprendimento automatico (machine learning), oggi centrale nella maggior parte delle applicazioni di IA. In questo contesto, l'intelligenza non è più programmata esplicitamente tramite regole, ma apprende automaticamente dai dati.

All'interno del machine learning, un ruolo particolarmente rilevante è ricoperto dal

deep learning (un sottoinsieme del machine learning) che utilizza reti neurali profonde composte da numerosi strati, imitando il modo in cui l'uomo elabora le informazioni. Queste architetture permettono di apprendere rappresentazioni gerarchiche dei dati, apportando risultati straordinari in numerosi ambiti come ad esempio: il riconoscimento vocale, la traduzione automatica o la generazione di contenuti. Il successo del deep learning deriva dalla sua capacità di identificare in maniera autonoma pattern complessi senza che sia necessario specificare nel dettaglio ogni passaggio di programmazione.

I fondamenti teorici dell'IA contemporanea sono il risultato dell'unione di discipline diverse. Questa natura rappresenta uno dei principali punti di forza ma anche una delle ragioni della sua complessità. L'IA non è infatti una tecnologia unica e omogenea, bensì un insieme di metodi e strumenti che si evolvono rapidamente e richiedono costante verifica delle basi su cui si fondano.

1.3 Classificazioni e principali tipologie

La letteratura scientifica propone diverse classificazioni dell'Intelligenza Artificiale, basate su criteri differenti quali: il livello di autonomia, le capacità cognitive richieste, la complessità dei compiti svolti o la struttura dei modelli utilizzati. Tali classificazioni risultano utili per comprendere la varietà delle applicazioni dell'IA e il grado di maturità delle tecnologie disponibili.

1.3.1 Classificazione in base al livello di capacità cognitiva

La letteratura più recente ha superato la tradizionale tripartizione ANI-AGI-ASI⁹, considerata oggi eccessivamente binaria e inadatta a descrivere la complessità dei

⁹ ANI (Artificial Narrow Intelligence) indica IA specializzata in compiti specifici; AGI (Artificial General Intelligence) è un'ipotetica IA con capacità cognitive pari a quelle umane; ASI (Artificial Super Intelligence) è un'ipotetica IA superiore all'intelligenza umana in tutti i domini.

sistemi di intelligenza artificiale contemporanei. Come osservato da Google DeepMind nel marzo 2026, i modelli attuali presentano abilità "a dente di sega" (*jagged frontier*): eccellono in alcune dimensioni cognitive ma sono sorprendentemente carenti in altre, rendendo necessario un approccio di valutazione multidimensionale che superi la vecchia logica "debole/forte" (**Google DeepMind, 2026**).

In questa direzione, Google DeepMind ha proposto un framework innovativo che de-costruisce l'intelligenza generale in dieci dimensioni cognitive fondamentali, ciascuna scomponibile in sottocomponenti misurabili:

1. Percezione: estrazione ed elaborazione di informazioni sensoriali dall'ambiente (visive, uditive, testuali).
2. Generazione: produzione di output come testo, parlato, azioni; include la generazione di pensiero interno.
3. Attenzione: concentrazione delle risorse cognitive sugli elementi chiave, bilanciando focus e vigilanza.
4. Apprendimento: ottenimento di nuove conoscenze e abilità attraverso l'esperienza (concettuale, associativo, per rinforzo, osservazionale, procedurale, linguistico).
5. Memoria: conservazione e recupero delle informazioni (semantica, episodica, procedurale, prospettica).
6. Ragionamento: capacità di ricavare conclusioni valide attraverso principi logici (deduttivo, induttivo, abduttivo, analogico, matematico).
7. Metacognizione: consapevolezza dei propri limiti e capacità, insieme al monitoraggio e regolazione dei processi cognitivi.
8. Funzioni esecutive: capacità di ordine superiore che supportano il comportamento orientato agli obiettivi (pianificazione, controllo inibitorio, flessibilità cognitiva).

9. Problem solving: utilizzo integrato di percezione, ragionamento, pianificazione e apprendimento per risolvere problemi specifici.
10. Cognizione sociale: elaborazione di informazioni sociali, teoria della mente (inferire credenze e intenzioni altrui), cooperazione e negoziazione¹⁰.

Il protocollo di valutazione proposto da DeepMind si articola in tre fasi:

1. valutazione cognitiva del sistema su compiti mirati che coprono tutte e dieci le dimensioni.
2. baseline umana, in cui un campione rappresentativo di adulti completa gli stessi compiti nelle stesse condizioni.
3. profilo cognitivo a radar, che posiziona la performance dell'IA rispetto alla distribuzione umana per ciascuna dimensione, evidenziando i punti di forza e le aree di debolezza specifiche.

Questo approccio riflette la natura frastagliata dell'IA odierna, dove un modello può essere superiore al 99% degli esseri umani in ragionamento logico ma inferiore alla mediana in cognizione sociale, dimostrando che l'intelligenza non è una proprietà binaria ma un fenomeno multidimensionale che richiede valutazioni granulari e specifiche per contesto (**Google DeepMind, 2026**).

A complemento di questo approccio multidimensionale, sono stati proposti modelli di maturità che trattano l'intelligenza come una progressione graduale. Ad esempio, David Matta (**Matta, 2025**), ha sviluppato l'AGI Capability Maturity Model (AGI-CMM), che distingue sette livelli di maturità cognitiva, dalla capacità generativo-semantica di base (livello 1) all'intelligenza riflessivo-normativa con immaginazione (livello 7), enfatizzando l'integrazione funzionale come criterio chiave per il progresso verso forme più avanzate di intelligenza artificiale.

¹⁰ Le prime otto facoltà sono definite capacità base, mentre problem solving e cognizione sociale sono definite capacità composite perché richiedono l'integrazione delle precedenti.

1.3.2 Classificazione in base alle funzionalità percettive e decisionali

Una classificazione complementare, basata sulle capacità di percezione e funzionalità dei sistemi, distingue quattro tipologie di IA (**Akhilesh & Deepika, 2025**):

a) Intelligenza artificiale reattiva

Si tratta di un sistema privo di memoria, risponde in modo immediato agli stimoli senza basarsi su una memoria interna; svolge attività specifiche. Adatta per compiti semplici e strutturati.

b) Intelligenza artificiale a memoria limitata

Utilizza ed integra informazioni e risultati passati per migliorare le decisioni correnti. La maggior parte dei sistemi di machine learning appartiene a questa categoria.

c) Intelligenza artificiale con teoria della mente

È una forma di IA ancora in fase di sperimentazione teorica, si basa sulla capacità di interpretare intenzioni, comprendere emozioni e stati mentali altrui. Un esempio emergente è l'IA emotiva che mira a riconoscere e a simulare stati affettivi pur non essendo ancora in grado di comprenderli.

d) Intelligenza artificiale consapevole

Anche in questo caso l'IA consapevole è puramente ipotetica, viene associata ai concetti di IA forte. Se realizzata sarebbe in grado non solo di comprendere le emozioni ed i pensieri umani ma disporrebbe di una propria coscienza, di convinzioni, bisogni e di un sé.

È importante notare che, a prescindere dal livello di sofisticazione, molti sistemi di IA attuali (in particolare quelli basati su deep learning) presentano un problema di opacità algoritmica, nota come "effetto black box". Questo limite, come si vedrà nel Capitolo 3, ha rilevanti implicazioni in termini di responsabilità, trasparenza e

fiducia.

1.3.3 Classificazione in base alle modalità di apprendimento

Questa prospettiva si concentra sulle tecniche che consentono ai sistemi di migliorare nel tempo. Come evidenziato nella letteratura recente, è possibile distinguere tre principali paradigmi, basati sul diverso rapporto tra conoscenza esplicita e apprendimento dai dati **(Benkirane, Crombez, Hilaire, & Ruichek, 2025) (Regolamento (UE) 2024/1689)**.

1) Sistemi basati su regole

Derivano dall'approccio simbolico e utilizzano regole logiche definite da esperti. Secondo l'Allegato I dell'AI Act, questi approcci rientrano nella categoria "approcci logici e basati sulla conoscenza", che includono knowledge representation, inductive programming, knowledge bases, inference engines, symbolic reasoning ed expert systems. Vengono utilizzati in contesti altamente strutturati, come alcune forme di diagnostica ed alcuni sistemi di controllo industriale.

2) Machine Learning

I sistemi apprendono dai dati attraverso vari metodi, secondo l'Allegato I dell'AI Act, le tre categorie fondamentali sono:

- Apprendimento supervisionato, il modello viene addestrato su dati etichettati, imparando attraverso esempi che permettono di effettuare previsioni e classificazioni.
- Apprendimento non supervisionato, i dati sono grezzi e senza etichette; il sistema identifica strutture e pattern nascosti.
- Apprendimento per rinforzo, un agente interagisce con l'ambiente, ricevendo feedback e massimizzando il proprio comportamento attraverso tentativi ed errori.

3) Sistemi ibridi

Sono sistemi che combinano approcci simbolici (basati su regole) e reti neurali, con l'obiettivo di integrare capacità di ragionamento astratto e abilità di generalizzazione dei modelli di deep learning. Come osservato in letteratura, questi sistemi integrano modelli *data-driven* e *knowledge-driven* per migliorare le prestazioni classificatorie. L'AI ibrida è già utilizzata in settori quali sanità (diagnostica medica), finanza (rilevamento frodi) e sistemi autonomi (auto a guida autonoma)

1.3.4 Classificazione in base al dominio operativo

Le tecnologie di IA possono essere distinte anche secondo il campo specifico di utilizzo. In particolare, è possibile classificarle per settore economico (ad esempio sanità, manifattura, finanza) o per funzione aziendale (marketing, produzione, logistica), come osservato dal Joint Research Centre della Commissione Europea nel report *AI Watch Defining Artificial Intelligence 2.0* (Samoili, et al., 2021).

Tuttavia, una classificazione complementare, basata sui domini tecnologici, distingue le applicazioni IA nelle seguenti categorie, ampiamente riconosciute nella letteratura scientifica e nelle strategie di settore¹¹:

- Computer vision: include attività come il riconoscimento delle immagini e il riconoscimento facciale. Essenziale per veicoli autonomi, robotica e sistemi di videosorveglianza.

¹¹ La suddivisione dell'IA nei domini operativi non è formalizzata in un singolo atto normativo, ma rappresenta una tassonomia consolidata e ampiamente adottata nella letteratura scientifica e nelle strategie di settore. A titolo esemplificativo, questa classificazione è riscontrabile in pubblicazioni autorevoli come nella classificazione della ricerca canadese (CRDC) di Statistics Canada, e nelle strategie ufficiali della Commissione Europea per la promozione dell'IA. È inoltre allineata con i grandi ambiti tecnici individuati dall'AI Act (apprendimento automatico, approcci logici e statistici), che costituiscono il fondamento tecnologico di tali domini.

- Elaborazione del linguaggio naturale: comprende l'analisi del testo, traduzione, chatbot e modelli linguistici generativi.
- Robotica: può essere utilizzata in sistemi autonomi per industria, agricoltura, sanità e logistica.
- Analisi predittiva: manutenzione predittiva, previsione della domanda e dei modelli di rischio.
- IA generativa: permette la creazione di testi, immagini, audio e altri contenuti.

Queste categorie però non sono mutuamente esclusive, infatti un sistema può integrare diverse tecniche e operare su più domini contemporaneamente. **(IBM, s.d.)**

Capitolo 2

POTENZIALITA' E APPLICAZIONE

L'Intelligenza Artificiale, oltre a rappresentare una disciplina scientifica in rapida evoluzione, costituisce oggi una tecnologia trasformativa sia a livello economico che manageriale e ha la capacità di influenzare in maniera trasversale numerosi settori economici e produttivi, migliorando processi decisionali e ottimizzando l'allocazione delle risorse nelle organizzazioni.

Secondo lo Stanford AI Index Report 2026, l'IA ha raggiunto un'adozione di massa più rapidamente del personal computer o di Internet, con investimenti globali che hanno superato i 5.810 miliardi di dollari nel 2025.

2.1 Settori di applicazione

Le applicazioni dell'IA sono molteplici e spaziano dalla medicina alla finanza, dalla produzione industriale al marketing. L'adozione di soluzioni basate sull'IA offre vantaggi competitivi significativi: aumento dell'efficienza, riduzione dei costi, maggiore precisione nelle decisioni e possibilità di innovare prodotti e servizi. Tuttavia, l'implementazione richiede anche un ripensamento dei modelli organizzativi e dei processi manageriali.

Come mostra la figura sottostante, i tassi di adozione variano significativamente per settore: i servizi professionali e la finanza guidano l'adozione, mentre sanità e manifattura presentano tassi più contenuti. Nei paragrafi che seguono si analizzeranno le applicazioni e le dinamiche di ciascun settore.

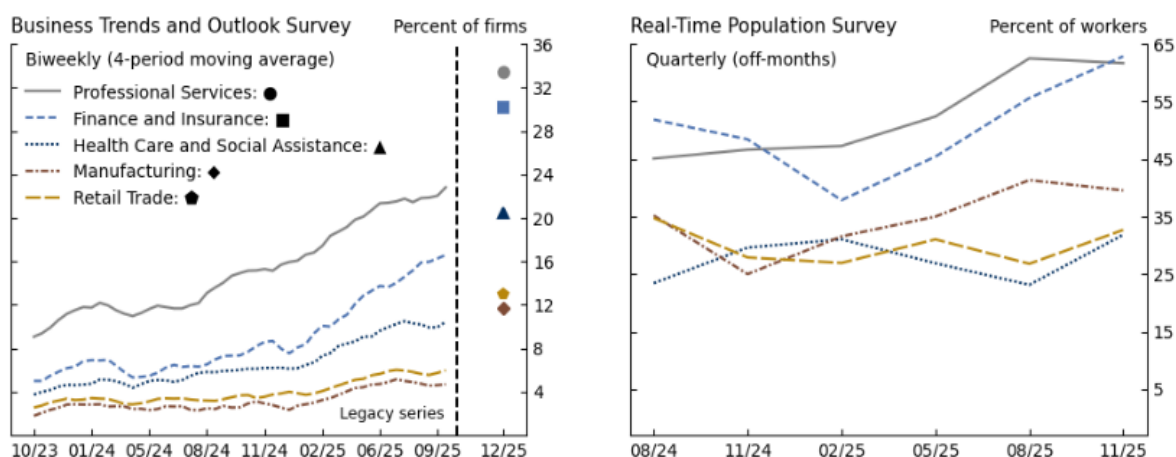


Figura 1-Evoluzione dell'adozione dell'IA per settore economico negli Stati Uniti (ottobre 2023 – dicembre 2025)
(Federal Reserve, 2026)

2.1.1 Sanità

L'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale in ambito sanitario rappresenta una delle frontiere più promettenti dell'innovazione tecnologica contemporanea, configurandosi come un vero e proprio driver strategico per il miglioramento dell'efficienza clinica e organizzativa dei sistemi sanitari. Numerosi studi evidenziano come l'IA possa supportare la diagnosi precoce e aumentare l'efficacia delle cure, in particolare attraverso l'impiego di algoritmi di machine learning applicati all'analisi di immagini radiologiche, dati clinici e cartelle elettroniche dei pazienti. Secondo un recente rapporto dell'Organizzazione Mondiale della Sanità (**World Health Organization/Europe, 2026**) il 74% dei paesi dell'Unione Europea utilizza già l'IA per la diagnostica, inclusi imaging medico, rilevamento di malattie e supporto decisionale clinico, mentre quasi due terzi impiega chatbot per il coinvolgimento dei pazienti. Le pubblicazioni scientifiche sul tema sono quasi raddoppiate nel 2025 rispetto all'anno precedente, passando da 28.180 a 49.394. In questo panorama, l'imaging si conferma il settore dominante con 976 pubblicazioni e i modelli multimodali mostrano una crescita importante passando da 25 a 144 pubblicazioni in un solo anno. Inoltre, il 75% dei sistemi sanitari statunitensi utilizza almeno un'applicazione IA, in aumento rispetto al 59% del 2025 (**Edara, Khare, Atreja, Awasthi, & Highum, 2026**).

Tuttavia, il ruolo dell'IA non si sostituisce al medico, ma si configura prevalentemente come uno strumento di supporto alle decisioni cliniche.

L'IA consente di intervenire in vari momenti del percorso di cura: non solo diagnostica, ma anche nel monitoraggio continuo dei pazienti, nella gestione delle terapie, nella personalizzazione dei trattamenti e nell'ottimizzazione delle risorse ospedaliere. L'adozione di soluzioni basate su IA favorisce una maggiore integrazione tra assistenza clinica e gestione organizzativa.

Infine, l'IA può contribuire a migliorare l'efficienza dell'intero sistema sanitario, favorendo una migliore pianificazione, riducendo l'onere burocratico e liberando risorse da destinare a compiti a maggiore valore aggiunto.

Anche sotto il profilo economico, l'intelligenza artificiale può produrre effetti rilevanti. Alcuni studi suggeriscono che l'adozione di tecnologie di IA nei sistemi sanitari può contribuire alla riduzione dei costi operativi e al miglioramento nell'efficienza complessiva. In alcuni casi, analisi condotte in ambito italiano stimano una riduzione dei costi dell'ordine del 10-15% grazie all'automazione di processi clinici e amministrativi, con un potenziale risparmio annuo di oltre 21 miliardi di euro per il Servizio Sanitario Nazionale (**Rome Business School, 2023**).

Tra i benefici manageriali ed economici principali troviamo:

- Efficienza dei processi clinici: riduzione dei tempi di diagnosi e tempi di attesa, con conseguente uso più efficiente delle risorse umane e tecnologiche.
- Riduzione dei costi operativi: l'applicazione dell'IA può automatizzare attività amministrative ripetitive e ridurre gli errori di procedura.
- Migliore allocazione delle risorse: modelli predittivi aiutano a pianificare l'uso delle apparecchiature costose.

Nel complesso, queste tecnologie contribuiscono anche a migliorare la qualità

delle cure e a miglioramenti tangibili negli outcome dei pazienti, con impatti economici su sostenibilità e performance dell'organizzazione sanitaria.

2.1.2 Industria e manifattura

Nel settore industriale e manifatturiero, l'Intelligenza Artificiale trova applicazione in ambiti quali la manutenzione predittiva, il monitoraggio dei processi produttivi, il controllo qualità, la logistica e la gestione della supply chain. L'integrazione dell'IA con tecnologie come Internet of Things, automazione e robotica avanzata costituisce uno dei pilastri fondamentali del paradigma dell'Industria 4.0. Come evidenziato da una recente revisione pubblicata su Sustainability (2026), l'IA è ormai ampiamente diffusa nell'Industria 4.0, con applicazioni soprattutto nella supply chain, nella produzione e nella logistica. Allo stesso tempo però l'emergente paradigma dell'Industria 5.0, focalizzato su human-centricity, resilienza e sostenibilità, sta progressivamente guadagnando terreno. Parallelamente, lo sviluppo di agenti autonomi (AgentAI) sta trasformando i processi industriali, consentendo una maggiore scalabilità, robustezza e flessibilità nei sistemi distribuiti (**Lazarević & Obrecht, 2026**).

L'implementazione dei modelli predittivi consente di anticipare guasti e anomalie negli impianti produttivi, riducendo i tempi di inattività e i costi di manutenzione non pianificata. Allo stesso tempo, sistemi di visione artificiale permettono di migliorare il controllo qualità, aumentando l'affidabilità dei processi e riducendo gli scarti.

Dal punto di vista manageriale, l'adozione dell'IA in ambito manifatturiero richiede una ristrutturazione di quelli che sono i processi decisionali e organizzativi. Le imprese sono chiamate a investire nella formazione del personale, nell'integrazione con sistemi legacy e nello sviluppo di nuove competenze digitali, al fine di sfruttare appieno il potenziale delle tecnologie intelligenti.

I principali vantaggi economici e manageriali includono:

- Manutenzione predittiva: riduzione significativa dei costi dovuti a guasti inaspettati e fermi impianto, migliorando l'efficienza operativa.
- Ottimizzazione della supply chain: l'IA permette di modellare scenari in tempo reale, bilanciando domanda e offerta e minimizzando inventari in eccesso.
- Riduzione dei tempi di produzione: grazie alla robotica intelligente e all'automazione.

Tali applicazioni migliorano l'efficienza e rafforzano la competitività delle imprese industriali sui mercati globali, tuttavia sollevano anche questioni rilevanti in termini di impatto sull'occupazione e di trasformazione delle competenze professionali.

2.1.3 Finanza e assicurazioni

Nel settore finanziario e assicurativo, l'IA e l'apprendimento automatico stanno trasformando in modo significativo i processi tradizionali, introducendo modelli decisionali sempre più data-driven e servizi altamente personalizzati. Le principali applicazioni includono la valutazione del rischio creditizio, la prevenzione delle frodi, la gestione degli investimenti e l'automazione delle attività di back-office.

Grazie alla capacità di analizzare grandi volumi di dati eterogenei, i sistemi di IA consentono una maggiore rapidità ed efficienza nei processi decisionali, migliorando la qualità dei servizi offerti e riducendo tempi e costi operativi. Secondo il *Global Banking Annual Review 2025* di McKinsey & Company, l'adozione di tecnologie di intelligenza artificiale nel settore bancario potrebbe generare riduzioni nette dei costi operativi fino al 15-20%, grazie all'automazione avanzata dei processi e all'impiego dell'IA, sebbene parte dei risparmi possa essere bilanciata da crescenti investimenti tecnologici (McKinsey & Co, 2025).

Secondo lo Stanford AI Index Report 2026, il settore finanziario è tra quelli con i più alti tassi di adozione dell'IA con circa il 30% delle imprese del settore che hanno implementato soluzioni IA (**Stanford University, 2026**).

Parallelamente, l'utilizzo crescente di algoritmi complessi solleva nuove sfide normative ed etiche, in particolare in relazione alla trasparenza, all'equità e alla responsabilità delle decisioni automatizzate. In questo contesto, emerge la necessità di sviluppare modelli di IA spiegabile e adeguati meccanismi di governance, al fine di garantire fiducia e conformità regolamentare (**Leitner & Singh, 2024**).

2.1.4 Marketing e customer service

L'utilizzo dell'intelligenza artificiale si sta estendendo anche nel marketing e nel customer service e sta assumendo un ruolo sempre più rilevante. Le tecnologie IA, incluse quelle di generazione e analisi del linguaggio naturale (NLP¹²), permettono di profilare meglio i clienti e personalizzare l'offerta, automatizzando la comunicazione e migliorando l'esperienza utente.

Per quanto riguarda le piccole e medie imprese, l'adozione di IA nelle funzioni di vendita, marketing e servizio al cliente può portare a un aumento della produttività, ottimizzazione delle risorse e innovazione nei processi, anche in contesti in cui le risorse risultano essere limitate. Tuttavia, emerge la criticità dell'integrazione tra nuovi strumenti IA e sistemi legacy¹³ preesistenti: l'adozione non è banale e può richiedere cambiamenti organizzativi e infrastrutturali non trascurabili.

¹² Natural Language Processing, è il campo dell'IA che si occupa dell'interazione tra computer e linguaggio umano.

¹³ Infrastrutture e applicazioni informatiche preesistenti, spesso obsolete e difficili da integrare con tecnologie più recenti.

Impatto manageriale:

- Comunicazione automatica con i clienti: riduzione dei tempi di risposta e miglioramento dell'esperienza cliente.
- Marketing predittivo: segmentazione automatica dei clienti e personalizzazione dell'offerta basata sui dati comportamentali.
- Efficienza operativa: l'automazione delle funzioni amministrative consente di riallocare risorse verso attività a maggior valore aggiunto.

I settori analizzati mostrano livelli di maturità differenti nell'adozione dell'IA. In ambiti come sanità e finanza, l'impatto è elevato ma anche fortemente regolato, mentre nel marketing e nella manifattura l'adozione risulta essere sì più rapida ma anche più disomogenea. Questa eterogeneità evidenzia come il valore dell'IA non dipenda esclusivamente dalla tecnologia, ma particolarmente importante risulta essere il contesto organizzativo e istituzionale in cui viene implementata.

2.2 Benefici economici e competitivi dell'IA

L'adozione strategica dell'IA può generare vantaggi economici sia tangibili che intangibili. Negli Stati Uniti i dati della Federal Reserve mostrano che circa il 18% delle imprese ha adottato l'IA entro la fine del 2025 con una crescita del 68% nell'anno in più, il 41% dei lavoratori utilizza strumenti di IA generativa per mansioni professionali (**Federal Reserve, 2026**).

Tra i principali benefici si annoverano:

- Riduzione dei costi operativi, attraverso l'automazione di quelli che sono i processi ripetitivi,
- Miglioramento della produttività che avviene grazie al supporto alle decisioni manageriali,
- Innovazione di prodotti e servizi, è resa possibile dalle capacità predittive e generative,

- Vantaggio competitivo, in quanto le imprese early adopter tendono a consolidare le proprie quote di mercato.

Secondo l'OECD (2025), l'IA rappresenta e si profila come uno dei principali fattori di crescita della produttività di medio-lungo periodo, con proiezioni che nei paesi più esposti al settore (come Stati Uniti e Regno Unito) raggiungono tra 0,4 e 1,3 punti percentuali annui di crescita della produttività del lavoro, mentre per l'Italia la stima è compresa tra 0,2 e 0,8 punti percentuali. Tuttavia questo potenziale deve essere strettamente collegato ad adeguati investimenti in competenze e governance **(Filippucci, Gal, Laengle, & Schief, 2025)**.

2.3 Sfide e criticità nell'adozione dell'IA

Nonostante, come definito precedentemente, l'adozione dell'IA presenti opportunità, la sua implementazione comporta anche alcune sfide economiche e manageriali, tra queste troviamo:

- Costi di implementazione legati a infrastrutture, software, formazione e aggiornamento continuo,
- Integrazione con i sistemi legacy, spesso presenta complessità tecnica e resistenze organizzative,
- Gestione delle competenze con la necessità di sviluppare know-how interno e cultura digitale,
- Rischi etici e di bias, che possono generare discriminazioni e danni reputazionali, oltre che errori predittivi.

Di conseguenza, le organizzazioni sono chiamate a sviluppare strategie di governance, gestione del cambiamento e apprendimento continuo (continuous learning), al fine di garantire un'adozione dell'IA efficace, responsabile e sostenibile nel tempo.

I benefici e le sfide qui analizzati non si manifestano in modo uniforme, ma

dipendono dall'interazione tra caratteristiche tecnologiche, capacità organizzative e contesto ambientale. Come si vedrà nel Capitolo 5, queste tre dimensioni costituiscono il framework TOE, utilizzato in questa tesi per interpretare i fattori che abilitano o ostacolano l'adozione dell'IA.

Capitolo 3

ASPETTI LEGALI E DI GOVERNANCE

L'adozione crescente di sistemi di Intelligenza Artificiale in ambiti pubblici e privati rende imprescindibile un'analisi dei relativi aspetti normativi, etici e di governance. Diversamente da molte tecnologie del passato, l'IA presenta caratteristiche che ne rendono complessa la regolamentazione. Tra queste rientrano l'autonomia decisionale, l'opacità dei modelli (effetto "black box"), la dipendenza dalla qualità dei dati, la difficoltà di attribuire le responsabilità e il potenziale impatto sui diritti fondamentali. Per questo motivo, negli ultimi anni l'Unione Europea e diversi altri organismi internazionali hanno adottato un approccio pionieristico avviando iniziative normative e linee guida volte a garantire un utilizzo dell'IA sicuro, trasparente e responsabile. **(Commissione Europea, 2020)**

Il presente capitolo analizza il quadro regolatorio attuale, focalizzandosi su due pilastri normativi europei: il Regolamento (UE) 2016/679 (GDPR¹⁴), che costituisce il quadro fondamentale per la protezione dei dati personali e il Regolamento (UE) 2024/1689 (AI Act¹⁵), che introduce una disciplina orizzontale per i sistemi di intelligenza artificiale.

Si considererà anche il contesto italiano, con particolare riferimento alla legge n. 132/2025 "Disposizioni e deleghe al Governo in materia di intelligenza artificiale", che rappresenta il primo intervento organico del legislatore nazionale sul tema.

Verranno inoltre approfonditi i temi della responsabilità algoritmica, intesa come

¹⁴ General Data Protection Regulation, normativa europea in vigore dal 24 maggio 2016 e applicabile dal 25 maggio 2018 che disciplina la protezione dei dati personali e la privacy all'interno dell'UE. Rafforza il controllo dei cittadini sui propri dati e standardizza le regole per aziende e organizzazioni.

¹⁵ Prima legge organica al mondo sull'intelligenza artificiale, in vigore dal 1° agosto 2024. Regola lo sviluppo e l'uso dell'IA basandosi sul rischio, vietando pratiche inaccettabili, imponendo severi obblighi per i sistemi "alto rischio" e trasparenza per l'IA generativa.

l'insieme dei meccanismi giuridici e organizzativi che consentono di attribuire a soggetti determinati (progettisti, deployer, utilizzatori) le conseguenze derivanti da decisioni automatizzate o supportate da sistemi IA, inclusi gli obblighi di trasparenza, supervisione umana e riparazione del danno della data governance e delle figure professionali necessarie per una conformità effettiva.

3.1 AI act, GDPR, responsabilità algoritmica

L'adozione di sistemi di IA su larga scala ha aumentato la necessità di definire un quadro giuridico che sia capace di assicurare che questi sistemi rispettino quelli che sono i diritti fondamentali di trasparenza, equità e responsabilità. Nasce così l'AI Act (**Regolamento (UE) 2024/1689**), approvato nel 2024 come primo regolamento a livello europeo sull'intelligenza artificiale, con l'obiettivo di introdurre obblighi per sviluppatori e utilizzatori dei sistemi IA. Il regolamento è entrato in vigore nell'agosto 2024 e ha già iniziato a mostrare i suoi effetti: dal 2 febbraio 2025 infatti, alcune disposizioni sono già applicabili, tra cui l'art. 5 che vieta le pratiche di IA considerate inaccettabili come la manipolazione subliminale, il social scoring governativo e l'uso di sistemi di identificazione biometrica in tempo reale in spazi pubblici. D'altro canto il GDPR (**Regolamento (UE) 2016/679**) rappresenta il principale quadro normativo europeo a tutela della privacy e dei dati personali. Quando un sistema di IA comporta la raccolta o il trattamento di dati personali, le regole relative alla protezione dei dati restano pienamente applicabili. Tra queste rientrano ad esempio: il consenso dell'interessato, il principio di minimizzazione (trattare solo i dati necessari), la protezione dei dati fin dalla progettazione (privacy by design) e i diritti di accesso, rettifica e cancellazione.

L'AI Act si fonda invece su un approccio basato sul rischio (*risk-based approach*) che classifica i sistemi di IA in base al loro livello di rischio crescente e prevede obblighi proporzionati alla loro potenziale pericolosità:

- Rischio inaccettabile: sistemi vietati perché ritenuti contrari ai valori UE (es. social scoring da parte di autorità pubbliche, manipolazione subliminale, scraping indiscriminato di immagini facciali) (art. 5)
- Rischio alto: ad esempio, sistemi utilizzati in infrastrutture critiche, istruzione, sanità, polizia (art. 6)
- Rischio sistemico: sono rischi di danni su vasta scala derivanti dai modelli più avanzati in un dato momento o da altri modelli che hanno un impatto analogo. L'AI Act introduce una disciplina specifica per i modelli di IA per finalità generali (GPAI¹⁶) come i grandi modelli linguistici (LLM) (ad esempio ChatGPT, Gemini). All'interno di questa categoria, i modelli che presentano un rischio sistemico, (quelli addestrati con $\geq 10^{23}$ FLOPs¹⁷ o designati come tali dalla Commissione Europea) sono soggetti a obblighi rafforzati, tra cui la valutazione continua dei rischi sistemici, misure robuste di cybersecurity, la segnalazione di incidenti gravi e la possibilità di accesso a valutatori indipendenti (artt. 51-56). Il GPAI Code of Practice, sviluppato dall'AI Office europeo, fornisce indicazioni operative dettagliate per i provider, coprendo gli aspetti di trasparenza, copyright, sicurezza e sicurezza informatica (**Regolamento (UE) 2024/1689**).
- Rischio limitato: sistemi soggetti a obblighi di trasparenza (es. chatbot, che devono palesare la propria natura non umana) (art. 50)
- Rischio minimo o nullo: la maggior parte delle applicazioni attuali (es. filtri spam) (art. 95) (**Commissione Europea, s.d.**).

¹⁶ General Purpose Artificial Intelligence, indica un modello con più di 10^{23} operazioni in virgola mobile (FLOPs) e capace di svolgere un'ampia varietà di compiti (Regolamento (UE) 2024/1689).

¹⁷ Floating Point Operation per Second, unità di misura della potenza di calcolo computazionale.

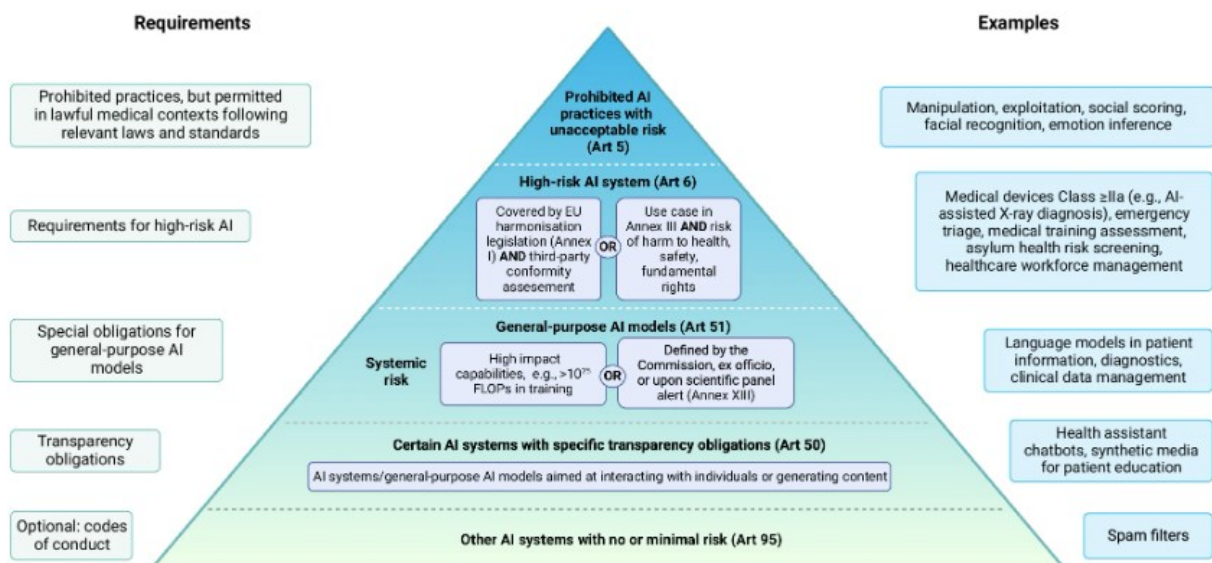


Figura 1- Categorie di rischio e obblighi normativi dell'AI Act (Nature Publishing Group, 2024).

Principali obblighi normativi

L'AI Act, come anticipato, distingue tra categorie di sistemi IA partendo da quelli a rischio minimo a quelli ad alto rischio e applica regole proporzionate in base alla potenziale gravità degli effetti. Gli obblighi variano non solo in base al livello di rischio della soluzione IA, ma anche in relazione al ruolo svolto nella catena del valore: fornitore (provider), utilizzatore (deployer), rappresentante autorizzato, importatore o distributore (**Regolamento (UE) 2024/1689**) (artt. 16-29).

Per i sistemi ad alto rischio (quali possono essere ad esempio infrastrutture critiche o servizi essenziali) sono richiesti: documentazione tecnica completa, tracciabilità delle decisioni, misure di sicurezza, supervisione umana, valutazione dell'impatto, trasparenza e robustezza algoritmica. L'obbligo di intervento umano e di responsabilità del sistema devono essere identificabili e devono essere previste procedure di governance per eventuali errori o danni.

Per i sistemi a rischio limitato (quali ad esempio chatbot, deep fake, sistemi di categorizzazione biometrica), l'AI Act introduce specifici obblighi di trasparenza: gli utenti devono essere informati quando interagiscono con un sistema IA e i contenuti generati artificialmente devono essere riconoscibili come tali.

Per i fornitori di modelli di IA per finalità generali (GPAI) l'AI Act introduce obblighi specifici: trasparenza sull'addestramento (inclusa la sintesi pubblica dei dati utilizzati) e rispetto della normativa sul diritto d'autore, per i modelli con capacità ad alto impatto sistemico, valutazione continua dei rischi, misure di cybersecurity e segnalazione di incidenti gravi.

Un obbligo trasversale applicabile a tutti i soggetti della catena del valore, è l'alfabetizzazione in materia di IA (AI literacy). L'art. 4 dell'AI Act prevede che i fornitori e gli utilizzatori adottino misure adeguate a garantire un livello sufficiente di competenze del personale rispetto all'uso dell'IA tenendo conto delle conoscenze tecniche, dell'esperienza e del contesto di utilizzo. Tuttavia, si segnala che la Proposta di Regolamento Digital Omnibus¹⁸ (2025) potrebbe trasformare questo obbligo in una semplice raccomandazione, riducendo così gli oneri per le organizzazioni.

Sanzioni

Per quanto riguarda le conseguenze della violazione, l'AI Act prevede un sistema sanzionatorio articolato. Le multe possono arrivare fino a 35 milioni di euro o al 7% del fatturato mondiale annuo per le violazioni più gravi (es. utilizzo di sistemi IA a rischio inaccettabile), mentre per altre violazioni (es. inadempienza sugli obblighi di trasparenza) le sanzioni sono ridotte ma comunque significative (fino a 7,5 milioni o 1,5% del fatturato). Questo impianto sanzionatorio, simile per struttura a quello del GDPR, mira a creare un effetto deterrente efficace.

Criticità e limiti

Alcune criticità emergono già nella fase di implementazione del quadro normativo:

- La distinzione tra IA ad alto rischio, rischio limitato o minimo può lasciare

¹⁸ Al momento della stesura, la proposta è in fase di esame; è stata presentata il 19 novembre 2025. Al 26 marzo 2026, il Parlamento Europeo ha approvato il proprio mandato negoziale, mentre il Consiglio ha adottato il proprio il 13 marzo 2026. Le triloghe sono in corso.

marginari di interpretazione e incertezza, soprattutto per sistemi ibridi o generativi. Per orientare gli operatori nell'interpretazione dell'AI Act, la Commissione Europea ha pubblicato strumenti di soft law quali le Linee guida sulle pratiche vietate (4 febbraio 2025), le Linee guida sulla definizione di "sistema di IA" (6 febbraio 2025) e le FAQ sui modelli GPAI (11 marzo 2025).

- Il trattamento di categorie particolari di dati personali ad esempio quelli sensibili, previsto dall'AI Act, confligge con le restrizioni del GDPR il che crea tensioni normative. Uno studio del Parlamento Europeo del 30 ottobre 2025 ha confermato l'esistenza di attriti normativi tra i due regolamenti, evidenziando in particolare sovrapposizioni tra DPIA¹⁹ (GDPR) e FRIA²⁰ (AI Act) e incoerenze in materia di tracciabilità dei log e trattamento di dati sensibili per la correzione dei bias. **(Parlamento Europeo, 2025)**
- La normativa europea è in evoluzione e molte regole sono ancora in via di definizione o attuazione. In particolare, il Digital Omnibus on AI, proposta di modifica dell'AI Act presentata dalla Commissione Europea il 19 novembre 2025, è attualmente in fase di trilogia tra Parlamento Europeo (che ha approvato il proprio mandato il 26 marzo 2026) e Consiglio (che ha adottato il proprio mandato il 13 marzo 2026), con l'obiettivo di semplificare gli obblighi, posticipare le scadenze per i sistemi ad alto rischio (al 2 dicembre 2027 per i sistemi autonomi e al 2 agosto 2028 per quelli integrati in prodotti) e riformulare l'obbligo di alfabetizzazione in materia di IA.

Infine, la crescente autonomia dei sistemi solleva interrogativi sulla responsabilità algoritmica: chi risponde in caso di danno provocato da un sistema di IA? Il

¹⁹ Data Protection Impact Assessment, valutazione d'impatto sulla privacy.

²⁰ Fundamental Rights Impact Assessment, valutazione d'impatto sui diritti fondamentali.

produttore? Il fornitore di dati? L'utilizzatore? Le attuali proposte europee mirano a chiarire la catena delle responsabilità introducendo meccanismi di presunzione del nesso causale per rendere più semplice per i cittadini ottenere un risarcimento.

3.2 La legge italiana n. 132/2025: un quadro nazionale integrato

L'Italia è stato uno dei primi Stati membri a dotarsi di una normativa organica in materia di intelligenza artificiale, anticipando in parte l'attuazione dell'AI Act. La legge 23 settembre 2025, n. 132, pubblicata nella Gazzetta Ufficiale n. 223 del 25 settembre 2025 ed entrata in vigore il 10 ottobre 2025, reca "Disposizioni e deleghe al Governo in materia di intelligenza artificiale".

L'impianto normativo si basa su un principio di coerenza e complementarità con il Regolamento europeo: l'art. 1, comma 2, stabilisce infatti che le disposizioni della legge si interpretano e si applicano conformemente all'AI Act. È interessante notare come il legislatore italiano non abbia voluto sovraccaricare il sistema con nuovi obblighi e si sia limitato a calare i principi di Bruxelles nel nostro contesto specifico, andando a coprire quelle zone d'ombra non ancora armonizzate (**Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana, 2025**).

Principi generali

L'art. 3 della legge enuncia i principi generali che devono informare la ricerca, lo sviluppo e l'utilizzo dell'IA in Italia:

- Trasparenza, proporzionalità e sicurezza
- Protezione dei dati personali e riservatezza
- Non discriminazione e parità dei sessi
- Sostenibilità
- Centralità della persona con espressa previsione che l'IA non può pregiudicare l'autonomia e il potere decisionale dell'uomo;

- Cybersicurezza lungo tutto il ciclo di vita dei sistemi IA.

La dimensione antropocentrica è centrale per l'intera legge: l'IA deve essere uno strumento al servizio dell'uomo, non un sostituto (**Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana, 2025**).

Disposizioni settoriali

La legge interviene in diversi settori sensibili:

- Sanità (art. 7): i sistemi IA possono supportare i processi di prevenzione, diagnosi e cura, ma la decisione finale è sempre rimessa al medico
- Lavoro (artt. 11-12): l'IA deve migliorare le condizioni di lavoro, tutelare l'integrità psicofisica dei lavoratori, ed è istituito un Osservatorio presso il Ministero del Lavoro
- Giustizia (art. 15): ogni decisione sull'interpretazione della legge, la valutazione delle prove e l'adozione dei provvedimenti è riservata al magistrato
- Professioni intellettuali (art. 13): i professionisti che utilizzano IA devono informare il cliente con linguaggio chiaro, semplice ed esaustivo
- Diritto d'autore (art. 25): sono protette le opere dell'ingegno umano, anche se create con l'ausilio dell'IA, purché costituiscano risultato del lavoro intellettuale dell'autore
- Pubblica Amministrazione (artt. 8-10): promozione dell'uso dell'IA per l'efficienza amministrativa, nel rispetto dei principi di trasparenza e non discriminazione (**Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana, 2025**).

Profili penali

L'art. 26 introduce rilevanti novità in materia penale:

- Due nuove circostanze aggravanti all'art. 61 c.p. per i reati commessi mediante l'impiego di sistemi IA,

- Un nuovo reato autonomo (art. 612-quater c.p.) di illecita diffusione di contenuti generati o manipolati con IA (c.d. *deepfake*²¹), punito con la reclusione da 1 a 5 anni,
- Aggravanti specifiche per i delitti di aggio e manipolazione del mercato commessi con IA (**Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana, 2025**).

Sul fronte della vigilanza, l'AI Act demanda agli Stati membri l'individuazione delle autorità nazionali competenti. In Italia, pur non essendo stata ancora completata una designazione univoca, il Garante per la Protezione dei Dati Personali e l'Autorità Garante della Concorrenza e del Mercato (AGCM) sono tra i soggetti chiamati a svolgere un ruolo di controllo, in particolare per gli aspetti legati alla privacy e alle pratiche commerciali scorrette.

3.3 Data governance, Bias e trasparenza

Il funzionamento dell'intelligenza artificiale si basa in larga parte sui dati, per questo motivo uno degli aspetti fondamentali della governance dell'IA riguarda la gestione dei dati e la mitigazione dei bias algoritmici insieme all'obbligo di garantire trasparenza e interpretabilità dei sistemi. Un'inadeguata gestione dei dati può compromettere non solo le prestazioni del sistema, ma anche la sua equità ed eticità.

La costruzione e l'addestramento di modelli IA richiedono dataset ampi rappresentativi e di qualità. In questo contesto il trattamento di dati personali è soggetto alle disposizioni del GDPR. Il Comitato Europeo per la Protezione dei Dati (EDPB), nel Parere 28/2024, ha chiarito che i modelli di IA addestrati con dati personali non possono essere considerati automaticamente anonimi e che la

²¹ Contenuti (video, audio, immagini) generati o manipolati dall'IA per apparire autentici ma falsi.

liceità del trattamento deve essere valutata caso per caso²² (**Comitato europeo per la protezione dei dati, 2024**). Una governance efficace dei dati implica delle buone politiche di raccolta, conservazione e aggiornamento, oltre che di tracciabilità delle fonti ed un corretto uso. È fondamentale che vi sia supervisione lungo tutto il ciclo di vita del dato. Il contesto, che sia aziendale o pubblico, richiede la definizione di procedure chiare e ruoli responsabili.

Uno dei problemi che ad oggi risultano essere centrali è quello dei bias algoritmici: distorsioni nei dati o nei modelli che conducono a decisioni discriminatorie verso gruppi o individui. Possono derivare da dataset squilibrati, da errori metodologici o da pratiche di progettazione non inclusive. Può capitare delle volte che i sistemi di IA riflettano e/o amplifichino pregiudizi presenti nei dati di addestramento, generando risultati discriminatori o iniqui. L'episodio più noto è quello riguardante il caso COMPAS, un sistema predittivo usato nel sistema giudiziario statunitense che ha presentato significativi bias razziali nella valutazione del rischio di recidiva (**ProPublica, 2016**).

Questo fenomeno rappresenta una delle principali fonti di rischio legale ed etico. L'AI Act e le normative di protezione dei dati tentano di introdurre misure per rilevare, limitare e documentare tali bias.

Accanto al problema dei bias troviamo il concetto della trasparenza (explainability) dei sistemi di IA, intesa come conoscibilità del funzionamento del sistema. In molti casi infatti capita che i modelli operano come scatole nere e risulta difficile comprendere come questi algoritmi producano determinati risultati piuttosto che altri e quali siano fattori che abbiano pesato; il che rende difficile attribuire la responsabilità, valutare errori e garantire l'equità. Il GDPR, all'art. 22, riconosce il diritto dell'interessato alla non sottoposizione a decisione unicamente

²² European Data Protection Board, adottato il 17 dicembre 2024. Il Parere chiarisce in particolare alcuni aspetti: le condizioni per considerare un modello IA anonimo; la possibilità di utilizzare il legittimo interesse come base giuridica; le conseguenze del trattamento illecito di dati personali nella fase di sviluppo.

automatizzata e, il diritto a ottenere “informazioni significative sulla logica utilizzata” (**Regolamento (UE) 2016/679**). Emerge così la necessità della Explainable AI (XAI)²³, la quale rappresenta il ponte tecnologico per garantire che il "diritto alla spiegazione" non rimanga un principio teorico ma una realtà operativa. (**IBM, s.d.**)

3.4 Accountability e governance

La responsabilità rappresenta uno dei principi cardine nella governance dell'IA. Il principio di Accountability (rendicontazione) impone l'obbligo per organizzazioni e sviluppatori di dimostrare di aver implementato misure adeguate a garantire un utilizzo sicuro, etico e conforme alla normativa. Come già citato nei paragrafi precedenti è necessaria una documentazione completa del ciclo di sviluppo del sistema oltre che dei validi sistemi di monitoraggio che permettano di verificare le prestazioni, i bias e la sicurezza nell'utilizzo di sistemi di AI.

In questo contesto, diventano centrali alcune figure professionali:

- Data Protection Officer (DPO): il cui ruolo, già previsto dall'art. 37 del GDPR, si evolve per supervisionare l'impatto dell'IA sulla privacy, conducendo le Valutazioni di Impatto sulla Protezione dei Dati (DPIA) richieste dall'art. 35 del GDPR (**Regolamento (UE) 2016/679**).
- AI Ethics Officer o Governance Officer²⁴: figure non direttamente previste

²³ Rappresenta una serie processi e metodi che permettono agli umani di comprendere e considerare affidabili i risultati che vengono generati mediante quelli che sono gli algoritmi di machine learning.

²⁴ Per la figura dell'AI Ethics Officer, si vedano ad esempio: Microsoft Learn, *Design a system for AI governance* (2024), che raccomanda la creazione di un Chief Ethics Officer o di un Ethics Office. Volkov Law Group, *AI Governance Best Practices* (2025), che raccomanda la nomina di un Chief AI Ethics/Compliance Officer. Business in the Community, *AI Governance: A Guide for Responsible Business* (2026), che suggerisce di definire ruoli chiari come quello di AI Ethics Officer all'interno di comitati interfunzionali.

dalla normativa, ma emerse come best practice nei framework di governance aziendale. Queste ultime sono responsabili di garantire che l'algoritmo sia legale e che sia anche eticamente allineato ai valori aziendali e sociali (**Microsoft Learn, 2025**) (**Volkov Law Group, 2025**).

- Chief AI Officer (CAIO): figura raccomandata dall'AI Act (sebbene non obbligatoria), la sua nomina viene caldamente suggerita come best practice per le organizzazioni che sviluppano o utilizzano sistemi di IA, specialmente per i fornitori di modelli ad alto rischio o GPAI. Il CAIO ha il compito di supervisionare l'intero ciclo di vita dei sistemi IA, gestire i rischi e fungere da punto di contatto con le autorità di vigilanza²⁵.

3.5 Gestione del rischio – privacy e sicurezza

La gestione del rischio è un elemento strettamente collegato alla governance dell'IA. L'AI Act impone ai soggetti che sviluppano o utilizzano sistemi ad alto rischio di adottare un risk management system continuo ai sensi dell'articolo 9, articolato in fasi di:

- identificazione dei rischi noti e ragionevolmente prevedibili per la salute, la sicurezza e i diritti fondamentali,
- analisi della probabilità e della gravità degli impatti, anche in condizioni di ragionevole uso improprio,
- adozione di misure di mitigazione appropriate e mirate,
- revisione e aggiornamento costante, anche sulla base dei dati raccolti dal

²⁵ A titolo di curiosità, si segnala che il Giappone è stato tra i primi paesi a istituzionalizzare questa figura. Il Japan AI Safety Institute (AIS), ente governativo creato nel febbraio 2024 con il compito di promuovere la sicurezza dell'IA, ha pubblicato un *CAIO Guidebook* (bozza) che definisce in dettaglio ruoli e responsabilità del Chief AI Officer all'interno delle organizzazioni (Japan AI Safety Institute (AIS), 2026)

monitoraggio post-commercializzazione (art. 72).

La gestione del rischio non è un evento isolato, ma un processo che dura per tutta l'esistenza del sistema.

È opportuno inoltre distinguere tra gli obblighi del fornitore (provider) e quelli dell'utilizzatore (deployer):

- Il fornitore (art. 9) ha l'obbligo di progettare e implementare un sistema di gestione del rischio che copra l'intero ciclo di vita del sistema IA, dalla progettazione al monitoraggio post-commercializzazione.
- Il deployer (art. 26) è tenuto ad adottare misure tecniche e organizzative adeguate ad utilizzare il sistema conformemente alle istruzioni del fornitore e per monitorare il funzionamento sulla base delle informazioni ricevute.

Privacy

La tutela della privacy è disciplinata dal GDPR, che impone specifici obblighi:

- Protezione dei dati by design e by default (art. 25): significa che i principi di protezione dei dati devono essere integrati fin dalla progettazione del sistema (by design) e che, per impostazione predefinita, devono essere trattati solo i dati strettamente necessari per la specifica finalità (by default).
- Misure tecniche e organizzative adeguate (art. 32): il titolare del trattamento è tenuto ad adottare misure che garantiscano un livello di sicurezza adeguato al rischio, quali la pseudonimizzazione, la cifratura, la capacità di ripristinare i dati e i processi di verifica regolare.
- Valutazione d'impatto sulla protezione dei dati (DPIA) (art. 35): si tratta di un'analisi preventiva obbligatoria quando il trattamento presenta un rischio elevato per i diritti e le libertà delle persone fisiche (**Regolamento (UE) 2016/679**).

Sicurezza

La sicurezza dei sistemi IA deve proteggere da rischi specifici, quali ad esempio:

- Attacchi Adversarial, rappresentano una categoria di minacce informatiche che mirano a ingannare, manipolare o compromettere i modelli di intelligenza artificiale e machine learning,
- robustezza dei modelli e supervisione umana, il concetto di supervisione umana in questo caso diventa un aspetto cruciale per prevenire errori gravi, l'uomo deve mantenere la possibilità di intervenire, bloccare e verificare le decisioni della macchina, soprattutto in settori ad alto rischio come sanità, sicurezza e giustizia,
- prevenzione di accessi non autorizzati, richiede un approccio stratificato che combina tecnologie, procedure rigorose e formazione del personale,
- Data Poisoning, corruzione dei dati di addestramento per alterare il comportamento dell'IA.

Tali vulnerabilità rientrano nel più ampio panorama delle minacce digitali analizzate dall'Agenzia dell'Unione Europea per la Cybersicurezza (ENISA), che identifica l'integrità dei dati e la robustezza dei sistemi come pilastri fondamentali per la resilienza delle organizzazioni moderne (**ENISA, 2021**).

La governance dell'IA non è solo un obbligo burocratico, ma un fattore strategico di competitività: le aziende che sapranno garantire trasparenza e sicurezza saranno quelle che otterranno la fiducia del mercato e dei consumatori.

Capitolo 4

ASPETTI MANAGERIALI E ORGANIZZATIVI – L’IA NELLE AZIENDE

Focus: Sanità e Industria 4.0

Nei capitoli precedenti l’attenzione si è concentrata sull’evoluzione dell’intelligenza artificiale, sulle sue principali applicazioni settoriali e sul quadro normativo e di governance che ne disciplina l’adozione. Alla luce di tali premesse, risulta ora necessario spostare il focus sull’impatto che l’IA esercita all’interno delle organizzazioni, analizzando in che modo essa modifichi concretamente strutture, processi e ruoli manageriali.

Sebbene l’IA trovi applicazione in molteplici ambiti economici, i prossimi capitoli si concentreranno in particolare sui settori della sanità e dell’Industria 4.0, scelti in quanto rappresentano due modelli organizzativi profondamente diversi, uno ad alta regolazione e centralità etica, l’altro orientato all’efficienza produttiva e all’automazione, consentendo di analizzare l’IA come leva strategica in contesti strutturalmente differenti.

L’adozione dell’IA non rappresenta un semplice aggiornamento tecnologico, implica un ripensamento di quelli che sono i modelli decisionali, i flussi informativi e le modalità di coordinamento tra le diverse funzioni aziendali. In questo senso, l’IA si configura come un fattore di trasformazione organizzativa che incide sulle responsabilità manageriali, sulle competenze richieste e sui sistemi di controllo.

Il presente capitolo analizza tali dinamiche, concentrandosi sugli effetti dell’IA generativa sui processi decisionali e comunicativi, sulle opportunità di automazione e incremento della produttività e sull’emergere di nuovi ruoli manageriali dedicati alla governance e all’etica dei sistemi intelligenti.

4.1 Impatto dell'IA sui processi decisionali: analisi comparata Sanità e Industria 4.0

L'impatto dell'intelligenza artificiale sui processi decisionali non può essere compreso in astratto, ma richiede di essere esaminato alla luce delle specificità settoriali. Se è vero che l'IA agisce ovunque come riduttore di asimmetria informativa, è altrettanto vero che le modalità, i vincoli e gli obiettivi del suo utilizzo differiscono radicalmente tra un reparto ospedaliero e una linea di produzione automatizzata. Questo paragrafo adotta una prospettiva comparata, analizzando separatamente il settore sanitario e l'Industria 4.0, per poi ricavare implicazioni manageriali trasversali.

4.1.1 Sanità: il paradigma dell'IA responsabile e la centralità del giudizio clinico

Nel settore sanitario, i processi decisionali presentano un'elevata criticità poiché coinvolgono simultaneamente dimensioni cliniche, organizzative ed etiche. L'integrazione dell'IA in questo contesto non si configura come una mera sostituzione di attività umane, ma come una riconfigurazione del rapporto tra automazione e responsabilità professionale.

L'approccio del Cedars-Sinai Medical Center alla governance dell'IA rappresenta un modello di riferimento. In occasione dell'adesione alla *White House Initiative on Healthcare AI* (l'iniziativa promossa dalla Casa Bianca per garantire che operatori sanitari ed aziende utilizzino l'intelligenza artificiale in modo etico e responsabile) il CIO Craig Kwiatkowski ha dichiarato che il Cedars-Sinai ha adottato un approccio basato sui principi FAVES²⁶, coerenti con le linee guida

²⁶ L'acronimo FAVES sta per fair (equo), appropriate (appropriato), valid (valido), effective (efficace), safe (sicuro). Definiti FAVES negli ambienti dell'intelligenza artificiale, è il quadro di principio adottato da Cedar-Sinai per guidare lo sviluppo responsabile dell'IA.

dell'iniziativa. Come dichiarato da Kwiatkowski, l'ente sta procedendo con un'adozione "intenzionale e deliberata", volontariamente rallentata per garantire sicurezza e responsabilità. Un esempio concreto di successo è l'app *Cedars-Sinai Connect*, che ha già aumentato la capacità di assistenza primaria dell'11%.

L'istituzione di un AI Council multidisciplinare che riunisce leader provenienti dalle aree cliniche, di ricerca, dati e tecnologia, costituisce il presidio organizzativo deputato a garantire che l'IA sia sviluppata e implementata in modo responsabile.

Il Consiglio svolge il ruolo di guidare e coordinare le strategie di IA del sistema sanitario con particolare attenzione ai meccanismi di fiducia che informano gli utenti quando un contenuto è generato dall'IA e non direttamente verificato da umani. Come sottolineato da Jason Moore, membro fondatore dell'AI Council e chair del Department of Computational Biomedicine, l'obiettivo è garantire che *“le nostre attività non siano solo condotte eticamente e responsabilmente, ma migliorino significativamente la vita dei nostri pazienti”*. **(Cedars-Sinai Newsroom, 2024)**

Se l'esperienza di Cedars-Sinai si concentra sulla governance dei processi decisionali, quella della Mayo Clinic aggiunge una dimensione operativa e infrastrutturale di rilievo. La Remote Diagnostics and Management Platform (RDMP), annunciata dalla Mayo Clinic, collega i dati dei pazienti con algoritmi di intelligenza artificiale per potenziare il processo decisionale umano all'interno dei flussi di lavoro clinici esistenti. La piattaforma consente la cosiddetta "medicina basata sugli eventi", fornendo approfondimenti diagnostici e raccomandazioni terapeutiche nel contesto giusto, al momento giusto, per aiutare i medici a formulare diagnosi più rapide e accurate. **(Mayo Clinic News Network, 2021)**

Mayo Clinic ha inoltre sviluppato la piattaforma Mayo Clinic Platform Deploy, un'infrastruttura progettata specificamente per integrare gli algoritmi di IA nei flussi di lavoro clinici esistenti. Come spiega John Halamka, presidente di Mayo Clinic Platform: *"anche l'algoritmo più accurato è inutile se non può essere implementato senza soluzione di continuità nel flusso di lavoro di un ospedale"*

(Halamka & Cerrato, 2024). La piattaforma valuta ogni soluzione secondo quattro dimensioni: uso previsto, valore proposto, performance clinica e performance algoritmica, garantendo trasparenza su efficacia, sicurezza e mitigazione dei bias.

John Halamka, presidente di Mayo Clinic Platform, ha così descritto la portata dell'iniziativa:

"L'uso sempre più diffuso di dispositivi di telemetria per pazienti remoti, abbinato al rapido sviluppo di algoritmi di intelligenza artificiale e apprendimento automatico, ha il potenziale per rivoluzionare la medicina diagnostica. Con RDMP, i medici avranno accesso ad algoritmi e protocolli di cura all'avanguardia e saranno in grado di assistere più pazienti in modo efficace in contesti di assistenza remota. La piattaforma consentirà inoltre ai pazienti di assumere un maggiore controllo sulla propria salute e di prendere decisioni migliori sulla base di informazioni fornite direttamente a loro." **(Mayo Clinic News Network, 2021)**

Per supportare la piattaforma, l'azienda ha lanciato Anumana Inc. una società dedicata allo sviluppo e alla commercializzazione di algoritmi abilitati all'IA. Fondata in collaborazione con n ference, azienda di tecnologia sanitaria basata sull'IA, Anumana applica l'intelligenza artificiale inferenziale al vasto archivio di dati medici di Mayo Clinic, con un focus iniziale sulla progettazione di algoritmi di reti neurali basati su miliardi di segnali grezzi di elettrocardiogramma (ECG) per svelare conoscenze biomediche nascoste e consentire la diagnosi precoce di malattie cardiache.

La letteratura scientifica recente conferma la direzione intrapresa da Cedars-Sinai e Mayo Clinic. Uno studio pubblicato sugli *Annals of Internal Medicine* nel 2025, condotto da ricercatori di Cedars-Sinai e altre istituzioni, ha valutato le raccomandazioni diagnostiche dell'IA per patologie urgenti comuni, rilevando che i revisori clinici hanno giudicato le raccomandazioni iniziali dell'IA superiori a quelle finali dei medici in un sottoinsieme di casi, ma che i medici erano più abili

nell'ottenere anamnesi complete e nell'adattarsi a informazioni in evoluzione durante la consultazione. Il dibattito, pertanto, non è più IA versus clinici, ma si è spostato su un piano operativo: dove il supporto decisionale migliora la qualità e dove il giudizio umano rimane insostituibile. **(annals of internal medicine, 2025)**

L'adozione dell'IA in sanità non elimina la responsabilità decisionale, ma la riarticola su due livelli. Al livello operativo, l'IA agisce come filtro cognitivo, riducendo il carico informativo e segnalando priorità, come dimostrato dalla piattaforma RDMP di Mayo Clinic. Al livello di governance, richiede la definizione esplicita dei confini entro i quali l'algoritmo può operare autonomamente e dei meccanismi di supervisione, come formalizzato dall'AI Council e dai principi FAVES di Cedars-Sinai. L'esperienza combinata dei due enti dimostra che la gestione efficace dell'IA in sanità richiede al contempo principi etici solidi, organismi di controllo multidisciplinari e infrastrutture tecnologiche scalabili.

4.1.2 Industria 4.0: integrazione sistemica e barriere all'adozione nelle PMI

Nel contesto dell'Industria 4.0, l'IA non opera come tecnologia isolata, ma come componente di sistemi cyber-fisici integrati che includono IoT, robotica, stampa 3D, realtà virtuale e aumentata e, in prospettiva, quantum computing. Il programma finlandese AI 4.0, documentato dal rapporto finale del Ministero degli Affari Economici e dell'Occupazione, rappresenta il framework di policy più strutturato per comprendere questa transizione. **(Ministry of Economic Affairs and Employment, 2022)**

L'obiettivo del programma è fare della Finlandia un pioniere nella doppia transizione, quella digitale e quella verde, entro il 2030. Le tre priorità strategiche individuate sono:

- accelerare l'adozione dell'IA nelle imprese
- promuovere la collaborazione tra imprese e mondo della ricerca

- garantire lo sviluppo di competenze di alto livello e l'attrazione di talenti internazionali.

Tuttavia, il rapporto evidenzia la presenza di ostacoli significativi e barriere alla trasformazione digitale nelle PMI industriali, tra cui la limitata disponibilità di risorse, la difficoltà di dedicare tempo ai processi di innovazione e la carenza di competenze specialistiche. Le piccole e medie imprese manifatturiere, le quali rappresentano il cuore del tessuto economico finlandese, mostrano bassi livelli di investimenti digitali e una moderata rigenerazione della creazione di valore. Il programma rileva che molte piccole imprese restano alla fase pilota non per mancanza di opportunità, ma per l'incapacità di tradurre il potenziale dell'IA in un business case solido e contestualizzato. **(Ministry of Economic Affairs and Employment, 2022)**

Per affrontare queste barriere, il programma propone un approccio sistemico che comprende:

- l'istituzione di agenti digitali che guidino le PMI verso servizi e soluzioni adatte
- la creazione di gruppi di pari per lo sviluppo digitale che favoriscano la condivisione di esperienze e competenze
- il lancio di un programma Industria 5.0 specificamente mirato alle PMI per accelerare l'uso di automazione, robotica, IA e gemelli digitali²⁷
- lo sviluppo di micro credenziali e materiale formativo che includano, oltre agli aspetti tecnologici, anche la sostenibilità etica dell'intelligenza artificiale. **(Ministry of Economic Affairs and Employment, 2022)**

A differenza della sanità, dove il problema decisionale è principalmente di

²⁷ Replica virtuale di un oggetto o sistema fisico che permette di simularne il comportamento e testare interventi senza agire sull'originale.

accuratezza e responsabilità, nell'Industria 4.0 il problema è di scalabilità e accesso. Mentre le grandi imprese possono sviluppare soluzioni proprietarie, le PMI manifatturiere affrontano una barriera sistemica che non è solo tecnologica, ma anche organizzativa e finanziaria. Il programma AI 4.0 propone di affrontare questa sfida attraverso reti di collaborazione pubblico-privato, formazione diffusa, investimenti mirati e attrazione di talenti internazionali.

4.1.3 Sintesi comparativa: due modelli decisionali a confronto

Se analizziamo entrambi i settori, potremmo notare che il vantaggio competitivo non nasca dalla sostituzione, quanto dalla complementarità cognitiva. Se in ambito sanitario l'IA aumenta la capacità del clinico di concentrarsi sul paziente e liberarsi da compiti routinari, nell'industria la stessa tecnologia consente di monitorare e gestire i processi operativi in tempo reale, supportando decisioni più rapide ed efficienti. In entrambi i casi, però, la tecnologia è abilitante e il fattore critico è organizzativo.

4.2 Opportunità di automazione e produttività: il valore differenziale tra sanità e industria

L'intelligenza artificiale rappresenta uno dei principali fattori abilitanti dell'automazione avanzata. Se in passato le macchine miravano a rimpiazzare la fatica fisica e le mansioni seriali, oggi siamo di fronte a una vera e propria automazione cognitiva che incide su processi decisionali, analitici e informativi. Tuttavia, i benefici in termini di produttività non sono automatici né uniformemente distribuiti.

4.2.1 Sanità: automazione amministrativa e impatti clinici misurabili

Il settore sanitario offre evidenze quantitative robuste sugli impatti

dell'automazione basata su IA. Mayo Clinic ha documentato risultati clinici di rilievo attraverso i propri canali istituzionali. Tra le applicazioni più rilevanti figurano:

- un algoritmo in grado di rilevare il cancro al pancreas in stadio zero, in media due anni prima rispetto a un radiologo umano (**National Cancer Institute, 2025**)
- modelli IA applicati all'elettrocardiogramma per la diagnosi precoce di patologie cardiache (**Mayo Clinic News Network, 2021**)
- soluzioni di ambient nursing che automatizzano il 100% della documentazione infermieristica senza che l'infermiere tocchi una tastiera, con supervisione umana prima della validazione finale (es. sensori, assistenti vocali).

Il Cedars-Sinai ha perseguito una strategia complementare, focalizzata sulla riduzione del carico amministrativo. Il comunicato stampa relativo all'adesione al consorzio TRAIN²⁸ menziona esplicitamente l'obiettivo di sviluppare e implementare soluzioni di IA responsabile che migliorino l'erogazione della cura e riducano l'onere burocratico per i clinici. (**Cedars-Sinai Newsroom, 2024**)

L'automazione in sanità genera valore misurabile su tre dimensioni: economica, clinica e operativa, ma tale valore è strettamente correlato alla capacità di integrare la tecnologia nei flussi di lavoro esistenti e di accompagnare l'adozione con adeguati investimenti in formazione e change management²⁹.

²⁸ Trustworthy & Responsible AI Network. Rete di istituzioni sanitarie, guidata da Microsoft, che mira a mettere in pratica le linee guida per un'intelligenza artificiale responsabile.

²⁹ Insieme di metodologie e pratiche per gestire la transizione di un'organizzazione da uno stato attuale a uno desiderato, minimizzando le resistenze.

4.2.2 Industria 4.0: il divario di produttività nel contesto italiano

Nel settore manifatturiero, il nesso tra automazione e produttività è più problematico che in sanità, soprattutto per il tessuto delle piccole e medie imprese. Mentre il programma finlandese AI 4.0 delinea una visione di policy per il 2030, l'Italia offre oggi un quadro concreto e preoccupante dello stato dell'adozione e dei suoi effetti sulla produttività.

Secondo i dati ISTAT elaborati da Confindustria nel rapporto *Intelligenza Artificiale per il Sistema Italia*, solo l'8,2% delle imprese italiane con più di 10 addetti ha dichiarato di impiegare almeno una tecnologia IA nel 2024, in ripresa rispetto al 5% del 2023 ma ancora significativamente al di sotto della media europea del 13,5% (**Confindustria, 2025**). Il quadro che emerge dal rapporto evidenzia un'adozione principalmente guidata dal comparto manifatturiero e dai servizi non finanziari, nonostante permangano forti disomogeneità settoriali e dimensionali. Sebbene il trend sia superiore alla media nazionale rivela in ogni caso un ritardo strutturale rispetto ai principali competitor europei e una difficoltà a trasformare l'innovazione tecnologica in vantaggio competitivo diffuso. Le ragioni di tale ritardo vengono esaminate dettagliatamente nel documento.

A confermare questa difficoltà sono i numeri dell'indagine ISTAT citata nel rapporto. Nel 2023, oltre la metà delle imprese (il 55,1%) indicava la mancanza di competenze digitali adeguate come principale barriera all'adozione, seguito dalle preoccupazioni finanziarie legate ai costi (49,6%) (**Confindustria, 2025**). Il fenomeno è particolarmente accentuato nelle PMI, dove appena l'1,4% delle imprese con meno di 50 addetti ha implementato tecnologie IA per almeno tre finalità aziendali, a fronte dell'8,7% delle imprese con oltre 250 addetti. Considerando che le piccole e medie imprese costituiscono la spina dorsale del nostro sistema (il 99,3% del totale) è chiaro che la loro transizione digitale sia priorità strategica nazionale (**Confindustria, 2025**).

A differenza della sanità, dunque, il manifatturiero non deve più interrogarsi

sull'efficacia dell'IA, ormai ampiamente riconosciuta, quanto a renderla accessibile al tessuto produttivo diffuso. I dati Confindustria mostrano che le barriere non sono principalmente tecnologiche, ma organizzative, culturali e sistemiche: competenze scarse, difficoltà di reperimento, frammentazione dell'offerta formativa. La produttività nell'Industria 4.0 è oggi un problema di policy industriale e di sistema prima ancora che di gestione aziendale. Gli investimenti pubblici, la formazione integrata e le reti di collaborazione inter aziendale costituiscono leve imprescindibili per colmare il divario competitivo.

4.3 Nuovi modelli di governance

La crescente diffusione dell'Intelligenza Artificiale tra corsie ospedaliere e reparti industriali ci pone davanti a un dato di fatto: le strutture manageriali di stampo tradizionale non sono più sufficienti. Dalle analisi condotte emergono chiaramente approcci differenti, possiamo notare che alcune organizzazioni hanno introdotto nuove figure specialistiche come il Chief AI Officer o gli AI Council, mentre altre hanno preferito rafforzare le competenze dei ruoli già esistenti attraverso programmi di formazione e una riallocazione delle responsabilità. In entrambi i casi, senza il supporto di framework normativi solidi e di un ecosistema istituzionale reattivo, la gestione dei rischi e lo sviluppo delle competenze rischiano di rimanere obiettivi sulla carta.

4.3.1 Cedar Sinai: il modello dell'AI Council e della governance multidisciplinare

L'esperienza di Cedars-Sinai rappresenta uno dei casi più strutturati di istituzionalizzazione della governance dell'IA. L'ente ha optato per un modello collegiale incentrato sull'AI Council, ovvero un organismo multidisciplinare che riunisce funzioni cliniche, di ricerca, dati e tecnologia (**Cedars-Sinai Newsroom, 2024**). L'obiettivo dichiarato è quello di garantire che l'IA sia sviluppata e

implementata in modo responsabile, prestando particolare attenzione ai meccanismi di fiducia e alla trasparenza (**Cedars-Sinai Newsroom, 2024**).

Un ruolo centrale è svolto dal *Department of Computational Biomedicine* diretto dal professor Jason Moore, che si occupa della validazione scientifica e dell'implementazione operativa degli strumenti basati sull'IA. In un'intervista diffusa attraverso i canali istituzionali Moore ha evidenziato l'importanza di un approccio cauto e misurato, sottolineando come implementazioni troppo rapide possano compromettere la fiducia degli utenti (**Cedars-Sinai Newsroom, 2024**).

Il modello Cedars-Sinai dimostra che la governance efficace dell'IA non richiede necessariamente la creazione di nuovi ruoli C-level³⁰. Essa può essere assolta da organismi collegiali esistenti potenziati, purché dotati di mandato trasversale, composizione multidisciplinare e visibilità strategica. I principi FAVES e i meccanismi di trust rappresentano un esempio di formalizzazione dei criteri di valutazione e implementazione.

4.3.2 Mayo clinic: piattaforma collaborativa e governance distribuita

Mayo Clinic ha adottato un modello di governance incentrato sulla piattaforma collaborativa e sulla distribuzione delle responsabilità attraverso un ecosistema di partner e innovatori esterni. La Mayo Clinic Platform, attraverso l'iniziativa Solutions Studio, offre a innovatori esterni la possibilità di validare soluzioni IA su oltre 55 milioni di cartelle cliniche de-identificate provenienti da più continenti, accelerando l'integrazione nei flussi di lavoro clinici attraverso mentorship e reti di advocacy interne (**TahawulTech, 2026**).

Mayo Clinic ha inoltre sviluppato Mayo Clinic Platform Connect, una rete dati distribuita che consente a ospedali, università e aziende di collaborare nello

³⁰ Con C-lever ci si riferisce ai ruoli dirigenziali di vertice come CEO (Chief Executive Officer), CIO (chief Information Officer), CTO (chief Technology Officer).

sviluppo di algoritmi IA senza condividere i dati grezzi. Attraverso un'architettura federata e crittografata (definita "Data Behind Glass"), ciascun partner mantiene il controllo dei propri dati, mentre Mayo Clinic fornisce la governance dell'intera rete.

L'azienda ha infine istituito un Software as a Medical Device Review Board, un organo indipendente di medici ed esperti che fornisce raccomandazioni regolatorie e di mitigazione del rischio per le tecnologie sanitarie basate su IA.

I risultati di questa architettura sono evidenti nelle parole di Maneesh Goyal, direttore operativo di Mayo Clinic Platform, l'approccio consente di “ridurre i tempi dall'idea all'integrazione clinica da circa tre anni a nove mesi” **(TahawulTech, 2026)**.

Il modello Mayo Clinic introduce una dimensione ulteriore: la governance non è solo interna, ma si estende all'ecosistema. La capacità di orchestrare una piattaforma collaborativa, validare soluzioni esterne e integrarle nei flussi di lavoro clinici richiede competenze di platform governance e ecosystem management³¹ che vanno oltre i tradizionali modelli di controllo gerarchico.

4.3.3 Il framework UNESCO: principi etici e capacity building

A livello sovranazionale, la Raccomandazione UNESCO sull'Etica dell'IA, adottata il 23 novembre 2021 dalla Conferenza Generale dell'UNESCO con il voto favorevole di 193 stati membri, costituisce il primo quadro normativo globale per la governance dell'intelligenza artificiale **(UNESCO, 2021)**.

La Raccomandazione individua dieci principi cardine che devono orientare lo sviluppo e l'implementazione dell'IA: proporzionalità, sicurezza e protezione,

³¹ Capacità di coordinare una rete di partner, fornitori e innovatori esterni per creare valore condiviso, oltre i confini dell'organizzazione.

equità e non discriminazione, sostenibilità, diritto alla privacy e protezione dei dati, supervisione umana, trasparenza e spiegabilità, responsabilità e accountability, consapevolezza e alfabetizzazione, governance e collaborazione multistakeholder (UNESCO, 2021).

Per quanto riguarda specificamente la dimensione organizzativa e manageriale, la Raccomandazione identifica nella Data Governance e nell'Education and Skills due delle aree di policy prioritarie. In particolare, si richiede agli stati membri di promuovere lo sviluppo di competenze relative all'IA attraverso programmi di istruzione e formazione, iniziative di capacity building e collaborazioni tra pubblico e privato (UNESCO, 2021).

Il framework UNESCO offre un riferimento normativo e valoriale per le organizzazioni che intendono sviluppare capacità interne di governance dell'IA. La capacity building non è un'attività accessoria, ma una responsabilità istituzionale che discende da impegni internazionali vincolanti per i 193 paesi aderenti.

4.3.4 Il contesto italiano: Competence Center e AI4I

In Italia, il supporto alla governance e all'adozione dell'Intelligenza Artificiale, con particolare riferimento all'industria manifatturiera, è strutturato su un modello multi-livello che integra politiche nazionali, centri di competenza e istituti di ricerca d'eccellenza.

Il BI-REX Competence Center³², nato nell'ambito del Piano Nazionale Industria

³² Acronimo di Big Data Innovation & Research Excellence. Il consorzio, con sede a Bologna, raggruppa università, centri di ricerca e player industriali di primo piano. Il BI-REX è uno degli otto Competence Center nazionali selezionati e rifinanziati dal Ministero delle Imprese e del Made in Italy attraverso i fondi del PNRR (Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza), con lo scopo di agire come poli di eccellenza nel trasferimento tecnologico.

4.0, opera con l'obiettivo di accelerare la trasformazione digitale delle imprese attraverso attività di formazione, consulenza e sperimentazione **(Bi-Rex, 2023)**. Tra i servizi offerti, rilevante è il modello "Test Before Invest" (prova prima dell'investimento), un approccio che permette alle imprese di sperimentare sul campo l'IA generativa e altre tecnologie d'avanguardia prima di impegnare capitali significativi. Sul fronte della formazione, il Competence Center eroga anche corsi specialistici per sviluppare competenze digitali nel tessuto imprenditoriale.

L'AI4I³³, Istituto Nazionale per l'Intelligenza Artificiale dell'Industria rappresenta una delle principali iniziative italiane per la ricerca e il trasferimento tecnologico in ambito IA industriale. Secondo quanto riportato nella sezione trasparenza del sito ufficiale, l'Istituto opera in collaborazione con l'Istituto Italiano di Tecnologia (IIT), con l'obiettivo di aiutare le PMI a comprendere opportunità e rischi legati all'IA. L'iniziativa favorisce inoltre l'accesso a strumenti, competenze e ambienti di sperimentazione, supportando le imprese nello sviluppo di soluzioni capaci di migliorare competitività e capacità innovativa **(AI4I, 2025)**.

Il sistema italiano dei Competence Center e di AI4I costituisce un ecosistema di supporto per le imprese che non dispongono di risorse interne sufficienti per sviluppare competenze IA. Tuttavia, come rilevato dall'indagine Confindustria, la sfida rimane quella di rendere questo ecosistema accessibile e comprensibile alla stragrande maggioranza delle PMI che non hanno ancora intrapreso percorsi strutturati di innovazione **(Confindustria, 2025)**.

4.4 Implicazioni manageriali trasversali

Dall'analisi comparata dei modelli di governance e dei processi decisionali nei

³³ Ha sede a Torino. La sua costituzione è parte integrante della strategia governativa volta a consolidare l'Italia come hub internazionale per l'IA applicata alla manifattura, sotto la vigilanza del MIMIT, del MUR e del MEF.

settori sanitario e industriale emergono quattro implicazioni manageriali che trascendono le specificità settoriali.

1. La governance non è un vincolo, ma un fattore abilitante. Cedars-Sinai ha costruito la propria strategia IA attraverso la governance, non a dispetto di essa. L'AI Council multidisciplinare, i principi FAVES e i meccanismi di fiducia non rallentano l'innovazione: la rendono sostenibile. Mayo Clinic ha esteso questo principio alla governance di ecosistema, dimostrando che la capacità di orchestrare una piattaforma collaborativa è essa stessa una forma di governance avanzata.
2. Il problema non è solo tecnologico, è organizzativo e sistemico. Le principali barriere all'adozione dell'IA, in sanità come nell'industria, non riguardano primariamente gli algoritmi, ma la qualità dei dati (senza dati puliti ed etici, l'IA è inutilizzabile), l'integrazione nei flussi di lavoro, le competenze del personale e la fiducia nei sistemi. Investire esclusivamente nella componente tecnologica, trascurando gli aspetti organizzativi e culturali può compromettere l'efficacia e produrre fallimenti. Sia il programma finlandese AI 4.0 che le evidenze riportate da Confindustria convergono su questa valutazione.
3. La formazione e lo sviluppo di competenze non sono un costo, ma l'investimento strategico prioritario. La Raccomandazione UNESCO individua nella capacity building una responsabilità centrale per gli stati membri, sottolineando la necessità di sviluppare competenze adeguate per un utilizzo consapevole. In Italia, I Competence Center e l'AI4I rappresentano tentativi strutturati di tradurre questo principio in politiche attive. Le organizzazioni che affrontano la sfida delle competenze in modo sistemico attraverso programmi strutturati, collaborazioni con il sistema formativo e investimenti continui, si posizionano per cogliere i benefici dell'IA nel lungo periodo.

4. L'assenza di un modello unico di governance.

La scelta tra ruoli dedicati, comitati collegiali, piattaforme collaborative o potenziamento delle strutture esistenti dipende da variabili contingenti: dimensione organizzativa, risorse disponibili, maturità digitale, esposizione a rischi normativi e reputazionali. I casi analizzati mostrano approcci differenti. L'esperienza di Cedars-Sinai evidenzia l'efficacia di un modello collegiale basato sull' AI Council mentre Mayo Clinic adotta una logica maggiormente orientata alla costruzione di un ecosistema collaborativo. Parallelamente, framework internazionali come quello promosso dall'UNESCO e iniziative italiane come BI-REX o AI4I mostrano come la governance possa essere supportata anche attraverso reti istituzionali e strumenti condivisi. L'importante non è quale modello si sceglie, ma che ve ne sia uno esplicito, condiviso e coerentemente implementato. Muoversi senza un quadro di riferimento chiaro infatti, spalanca le porte al rischio della cosiddetta Shadow AI. Quando l'azienda non offre strumenti e regole i dipendenti, spinti dalla necessità di ottimizzare i propri task, utilizzano strumenti di IA (come ChatGPT o analoghi) in modo autonomo e al di fuori del controllo aziendale. Questa zona d'ombra non essendo regolata da protocolli di sicurezza e governance, può generare gravi criticità in termini di protezione dei dati sensibili, violazione della proprietà intellettuale e perdita di integrità nei processi decisionali.

In sintesi, la sfida manageriale consiste nel governare l'IA non come un progetto tecnologico isolato, ma come una trasformazione culturale che richiede visione strategica, responsabilità etica e resilienza organizzativa.

Capitolo 5

FATTORI ABILITANTI E BARRIERE NELL'ADOZIONE DELL'IA

5.1 Il framework TOE come lente interpretativa

L'analisi condotta nei capitoli precedenti ha evidenziato come l'intelligenza artificiale rappresenti una tecnologia trasformativa capace di generare valore misurabile economico, clinico e operativo in contesti avanzati come Cedars-Sinai e Mayo Clinic. Tuttavia, la semplice disponibilità della tecnologia non ne garantisce l'effettiva adozione né tantomeno il successo. Come emerso dal programma finlandese AI 4.0 e dall'indagine Confindustria 2025.

Questo capitolo si propone di rispondere a una domanda centrale:

“Perché alcune organizzazioni adottano l'IA con successo, mentre altre restano ai margini o falliscono?”

Attraverso l'integrazione delle evidenze emerse dai casi analizzati all'interno del capitolo precedente, il presente capitolo costruisce un modello interpretativo dei fattori abilitanti e delle barriere all'adozione dell'IA, articolato secondo il consolidato framework Technology-Organization-Environment (TOE)³⁴ sviluppato da Tornatzky e Fleischer (**Tornatzky & Fleischer, 1990**) e recentemente applicato e validato nel contesto dell'IA da Hržica et al. (**Hržica, Debelak, & Pevcin, 2025**). Tale modello consente di superare una lettura puramente tecnologica del fenomeno, restituendo centralità alle dimensioni organizzative e contestuali.

Il modello considera l'adozione come il risultato dell'interazione tra tre dimensioni:

1. Contesto tecnologico: si riferisce alle caratteristiche dell'innovazione;

³⁴ Modello teorico utilizzato in letteratura per studiare l'adozione di innovazioni tecnologiche in contesti organizzativi.

vantaggio relativo, complessità, compatibilità, sperimentabilità.

2. Contesto organizzativo: descrive quelle che sono le caratteristiche dell'organizzazione; le risorse, le competenze, la cultura e i processi decisionali interni.
3. Contesto ambientale: con questa espressione ci riferiamo a elementi come il settore in cui l'organizzazione opera, il quadro regolatorio di riferimento, le politiche pubbliche vigenti, la concorrenza e l'ecosistema dei fornitori.

Accanto a questi fattori l'adozione dell'IA dipende anche da fattori individuali, ovvero dalla volontà e dalla percezione dei singoli utenti (dipendenti, medici, operatori). Per cogliere questa dimensione, il presente capitolo integra il framework TOE con l'UTAUT³⁵ (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology). Quest'ultimo spiega l'accettazione delle tecnologie attraverso quattro pilastri:

- Utilità percepita (performance expectancy): quanto la tecnologia aiuta a lavorare meglio,
- Facilità d'uso percepita (effort expectancy): quanto è semplice da usare,
- Influenza sociale (social influence): cosa pensano colleghi e superiori,
- Condizioni di supporto (facilitating conditions): l'organizzazione fornisce formazione e strumenti.

Questi fattori sono particolarmente rilevanti in settori come la sanità, dove l'accettazione da parte dei professionisti è determinante per il successo dell'adozione **(Hržica, Debelak, & Pevcin, 2025)**.

³⁵ Modello teorico sviluppato nel 2003 da Venkatesh e poi esteso ad UTAUT2, spiega le intenzioni degli utenti nell'adottare nuove tecnologie e il loro comportamento d'uso effettivo.

5.2 Contesto tecnologico: l'IA come innovazione complessa

Per analizzare il contesto tecnologico esamineremo alcune tra le caratteristiche dell'innovazione che influenzano l'adozione dell'IA: il vantaggio relativo, la complessità, la compatibilità e la sperimentabilità.

5.2.1 Vantaggio relativo e percezione del valore

Il vantaggio relativo rappresenta il grado in cui un'innovazione è percepita come migliore dell'idea che sostituisce, è un potente predittore della velocità di adozione (**Rogers, 1983**). Nel caso dell'IA, questo vantaggio non è sempre evidente, né si manifesta allo stesso modo nei due settori.

Nel settore sanitario, il vantaggio relativo agisce come potente fattore abilitante quando supportato da evidenze cliniche tangibili. Si richiamano, a titolo esemplificativo, i risultati della Mayo Clinic discussi nel paragrafo 4.2.1 relativi alla diagnosi precoce del cancro al pancreas, i quali dimostrano come la capacità dell'IA di generare output misurabili sia fondamentale per legittimare l'innovazione agli occhi dei clinici (**National Cancer Institute, 2025**).

Nell'industria 4.0 il vantaggio relativo rimane più astratto. La percentuale di imprese che ha adottato soluzioni IA è ancora bassa e la mancanza di competenze rappresenta il principale ostacolo (**Confindustria, 2025**). Il problema in questo è cognitivo: l'IA richiede infatti di essere tradotta nelle specificità del singolo processo produttivo per generare un valore concreto.

Un'indagine condotta da BioPharm International (2025) mette in luce un paradosso interessante, tipico del settore biofarmaceutico. Quasi l'80% dei professionisti ritiene che l'IA avrà un impatto maggiore nei prossimi 3-5 anni, eppure meno di un terzo ha effettivamente iniziato a implementarle. Il divario tra aspettative e realtà è alimentato da una disconnessione tra narrazione esterna e capacità interna (**BioPharm International, 2025**).

Fattore abilitante: produzione di evidenze interne, comunicazione strutturata dei risultati.

Barriera: percezione astratta del vantaggio, divario aspettative-realtà.

5.2.2 Complessità, compatibilità e sperimentabilità con i sistemi esistenti

Oltre al vantaggio relativo possiamo osservare altre caratteristiche dell'innovazione che influenzano l'adozione: la complessità, indica il grado in cui un'innovazione è percepita come difficile da comprendere e utilizzare. La compatibilità definisce il grado in cui un'innovazione è percepita come coerente con i valori, le esperienze e i bisogni degli utenti potenziali. A queste si aggiunge la sperimentabilità, che indica la possibilità di testare l'innovazione su piccola scala prima dell'adozione piena (**Rogers, 1983**).

L'Intelligenza Artificiale presenta una duplice complessità: quella tecnica basata su algoritmi, dati, infrastrutture e quella cognitiva, la quale invece si basa sull'interpretazione degli output e l'integrazione nei flussi di lavoro. Entrambe si manifestano in modo diverso a seconda dei settori analizzati. La compatibilità è particolarmente critica perché è qui che l'intelligenza artificiale deve integrarsi con sistemi legacy che sono spesso stati progettati prima dell'avvento del machine learning.

Prendendo come esempio l'esperienza del Cedars-Sinai, già visionato sotto il profilo della governance, quest'ultima mette in luce come l'integrazione tecnologica richieda investimenti significativi, standardizzazione dei dati e un approccio graduale per evitare i fallimenti (**Cedars-Sinai Newsroom, 2024**). E i fallimenti non sono rari. Secondo il rapporto Black Book Research (2025) basato su un'indagine condotta su dirigenti ospedalieri statunitensi, il 70% degli intervistati ha dichiarato di aver sperimentato almeno un fallimento pilota di IA a causa di endpoint deboli, disallineamento dei flussi di lavoro o gap nei dati (**Black Book Research, 2025**).

La mancanza di trasparenza da parte dei vendor aggrava questo problema: il 41% dei dirigenti cita la scarsa spiegabilità come barriera, e solo il 22% sarebbe in grado di produrre una traccia di audit completa per i regolatori entro 30 giorni (**Black Book Research, 2025**). Il settore sanitario, insomma, adotta rapidamente ma governa lentamente.

Spostando ora lo sguardo al settore manifatturiero possiamo constatare che il confronto con i sistemi legacy rappresenta una sfida molto più evidente. L'indagine effettuata da Confindustria dimostra che la difficoltà dell'integrazione nei processi esistenti è uno degli ostacoli più frequentemente citati, soprattutto nelle aziende con architetture informative stratificate (**Confindustria, 2025**).

La qualità dei dati si conferma oggi come il vero collo di bottiglia tecnologico. In questo senso, una ricerca condotta da MIT e Microsoft (2024) rivela una contraddizione: le grandi imprese guidano in volume di implementazione (quasi il 77% sta implementando use case IA), riportano la più bassa usabilità dei dati a causa di decenni di sistemi legacy e infrastrutture frammentate. Al contrario, le PMI manifatturiere, operando con ambienti più omogenei, possono normalizzare i dati con una frazione dello sforzo (**IIoT World, 2026**). La ricerca scientifica conferma che il 47% delle aziende manifatturiere non si fida dell'accuratezza dei propri dati e solo il 34% li valuta come eccellenti.

Per quanto riguarda la sperimentabilità, in teoria è possibile testare l'IA su scala ridotta prima dell'adozione piena. In pratica, però, la sperimentabilità non sempre si traduce in adozione su larga scala: il 68% delle aziende biofarmaceutiche è ancora in fase pilota (**BioPharm International, 2025**). Questi dati suggeriscono che la sperimentabilità, da sola, non è sufficiente: servono anche una governance chiara e infrastrutture dati adeguate.

Fattore abilitante: infrastrutture dati standardizzate, approcci gradualisti (pilota), governance chiara, trasparenza dei vendor.
Barriera: duplice complessità (tecnica e cognitiva), inadeguata qualità dei dati,

scarsa compatibilità con sistemi legacy, fallimenti pilota, mancanza di trasparenza dei vendor.

5.3 Contesto organizzativo: persone, competenze e processi

Il contesto organizzativo secondo il framework TOE si riferisce alle caratteristiche interne dell'organizzazione che influenzano l'adozione dell'IA: la dimensione, la struttura, le risorse umane, le competenze disponibili e la capacità di gestire il cambiamento. In questo paragrafo analizzeremo tre dimensioni critiche: le competenze, la fiducia e la resistenza al cambiamento, la strategia e governance.

5.3.1 Competenze: il nodo strutturale

Tutte le evidenze raccolte convergono su un punto: la carenza di competenze interne è la principale barriera all'adozione dell'IA, trasversale a entrambi i settori. Questo aspetto si collega al fattore UTAUT delle condizioni di supporto: se l'organizzazione non fornisce formazione e risorse adeguate, l'adozione fallisce.

Nel settore sanitario, il problema delle competenze è meno acuto che nell'industria, ma non assente. Secondo un'indagine condotta da BioPharm International (2025) nel settore biofarmaceutico, quasi la metà dei dirigenti (46%) ritiene che la propria forza lavoro non sia preparata alla trasformazione digitale in termini di competenze, formazione o mentalità, con solo il 5% che si dichiara "altamente preparato" (**BioPharm International, 2025**).

Nell'Industria 4.0, il quadro è più preoccupante. Come già visto ed evidenziato nell'analisi del contesto italiano, la carenza di skill digitali rappresenta il principale freno all'adozione per oltre la metà delle imprese, il 55,1%. Questo divario formativo impedisce di trasformare il potenziale tecnologico in vantaggio competitivo, il che limita l'uso intensivo dell'IA principalmente alle realtà di grandi dimensioni e creando un divario strutturale con le PMI (**Confindustria, 2025**).

Il programma finlandese AI 4.0 restituisce un quadro analogo, evidenziando che la maggior parte delle PMI è ostacolata da risorse scarse e mancanza di competenze (**Ministry of Economic Affairs and Employment, 2022**). Molte imprese non sanno da dove cominciare, non perché manchino soluzioni tecnologiche, ma perché manca un framework concettuale per tradurre il problema aziendale in problema algoritmico.

Fattore abilitante: formazione strutturata (reskilling/upskilling³⁶), collaborazione con il sistema formativo, investimenti continui.

Barriera: carenza di competenze, costi elevati, mismatch tra domanda e offerta di lavoro.

5.3.2 Fiducia, resistenza e change management

La resistenza al cambiamento non è un mero ostacolo individuale, ma il sintomo di un disallineamento tra innovazione e cultura organizzativa. Nel caso dell'IA, questa resistenza è amplificata dall'opacità dei modelli (*black box*), dal timore di sostituzione e dall'affaticamento da cambiamento (*change fatigue*). Le manifestazioni di questa resistenza differiscono significativamente tra i due settori.

L'adozione dell'IA in sanità si scontra con una sfida unica: la percezione pubblica. Oltre alla resistenza interna (dei professionisti), il settore sanitario deve confrontarsi con la sfiducia esterna dei pazienti. A tal proposito uno studio pubblicato sul *JAMA Network Open* (2025) ha rilevato che i pazienti valutano negativamente i medici che dichiarano di utilizzare l'IA e che sia per scopi diagnostici o per la gestione amministrativi poco importa. I punteggi di fiducia, competenza ed empatia dei medici che menzionavano l'uso dell'IA erano decisamente più bassi rispetto a quelli che non ne facevano menzione e la

³⁶ Il reskilling è la formazione per acquisire nuove competenze in vista di un diverso ruolo professionale. L'upskilling indica la formazione per aggiornare e approfondire competenze esistenti.

disponibilità a fissare un appuntamento diminuiva di parecchio **(Reis, Reis, & Kunde, 2025)**. Questo aspetto si collega al fattore UTAUT dell'influenza sociale: se i pazienti non si fidano, l'adozione viene ostacolata.

Nel settore manifatturiero, la resistenza assume caratteri differenti manifestandosi spesso attraverso l'utilizzo di strumenti non autorizzati. Come già approfondito nel quarto capitolo, il fenomeno della "Shadow AI" rappresenta una criticità organizzativa rilevante: secondo l'ABBYY State of Intelligent Automation Report (2025), il 45% dei leader manifatturieri ammette che un fattore trainante per l'introduzione dell'IA era che i dipendenti la stavano già usando su base BYOS³⁷ (Bring Your Own Software) per produttività personale. Circa un terzo dei dirigenti, il 34%, ha dichiarato che il personale ha avuto difficoltà con l'implementazione a causa della mancanza di competenze e che a questa difficoltà si sono affiancate sfide tecniche difatti il 31% di loro ha trovato l'addestramento dei modelli più difficile del previsto e il 30% ha segnalato difficoltà di integrazione con i processi aziendali. Un altro dato critico che possiamo visionare riguarda la gestione del rischio, il 21% ha ammesso di non avere una politica o governance per l'IA e il 23% ha segnalato un uso improprio degli strumenti da parte del personale. Nonostante questo, le aziende che hanno combinato l'IA con tecnologie complementari (process intelligence, AI agents, RAG³⁸) hanno riportato risultati positivi: il 98% dei dirigenti manifatturieri si è dichiarato soddisfatto dopo l'aggiunta di queste tecnologie, con il 57% che ha visto miglioramenti nella qualità e consistenza degli output e il 41% che ha ottenuto risparmi sui costi **(ABBYY, 2025)**.

³⁷ Pratica in cui i dipendenti utilizzano strumenti software non approvati dall'azienda per attività lavorative, con potenziali rischi per la sicurezza e la conformità dei dati.

³⁸ Retrieval Augmented Generation, tecnica che combina un modello generativo con un sistema di recupero informazioni da un database, migliorando l'accuratezza delle risposte e riducendo il rischio di risposte inventate (allucinazioni del modello).

Fattore abilitante: coinvolgimento precoce degli utilizzatori, trasparenza e spiegabilità, investimento su "campioni interni", comunicazione onesta sugli impatti occupazionali.

Barriere: opacità dei modelli, timore di sostituzione, shadow AI, sfiducia pubblica.

5.3.3 Strategia e governance

L'adozione frammentata e non governata è una delle principali barriere all'adozione efficace dell'IA. Entrambi i settori mostrano deficit di governance significativi, sebbene con intensità diverse. Questo aspetto si collega direttamente al fattore UTAUT delle condizioni di supporto: senza una strategia chiara e una governance strutturata, l'adozione fallisce.

Nel settore sanitario il rapporto Black Book Research (2025) rivela che la governance dell'IA è sottofinanziata e sottosviluppata. La quota mediana dei budget IT e qualità/sicurezza allocata alla governance IA è solo del 4,2% (6,8% per i grandi sistemi, 2,3% per i piccoli ospedali), solo il 29% dei dirigenti ha implementato politiche IA complete e il 48% è ancora nella fase di stesura.

Ad ogni modo investire in governance paga, i sistemi sanitari con un AI governance council hanno il doppio delle probabilità di ottenere ROI entro 12 mesi e quelli con dashboard e ownership chiare raggiungono l'early ROI in circa 7,5 mesi contro 13,5 mesi di quelli senza (**Black Book Research, 2025**). L'esperienza di Cedars-Sinai conferma questa tendenza. L'AI Council multidisciplinare, che riunisce funzioni cliniche, di ricerca, dati e tecnologia, costituisce il presidio organizzativo deputato a garantire che l'IA sia sviluppata e implementata in modo responsabile. L'adozione dei principi FAVES, l'istituzione di meccanismi di fiducia (trust mechanisms) che informano gli utenti quando un contenuto è generato dall'IA e non revisionato da umani, e un approccio cauto e misurato alle implementazioni dimostrano come una governance strutturata sia il presupposto

per scalare le soluzioni pilota in protocolli clinici sicuri (**Cedars-Sinai Newsroom, 2024**).

Anche nell'industria manifatturiera, l'assenza di una strategia IA esplicita è una barriera di primo ordine. Il programma finlandese rileva che molte PMI non hanno un *AI roadmap* e affrontano l'innovazione in modo reattivo, inseguendo soluzioni verticali senza un disegno complessivo (**Ministry of Economic Affairs and Employment, 2022**).

Un'altra ricerca, questa volta condotta da Riverbed (2026) rivela che, nonostante l'87% dei leader manifatturieri riporti ROI da iniziative AIOps³⁹ pari o superiori alle aspettative solo il 37% si dichiara pienamente preparato a operationalizzare l'IA su larga scala, con il 62% dei progetti IA ancora in fase pilota o sviluppo (**Riverbed, 2026**).

Fattore abilitante: strategia IA esplicita, governance strutturata, capacità di rifiuto selettivo.

Barriere: assenza di roadmap, adozione frammentata, governance sottofinanziata.

5.4 Contesto ambientale: policy, ecosistemi e regolazione

5.4.1 Il ruolo delle politiche pubbliche e degli ecosistemi

Se il contesto tecnologico e organizzativo opera prevalentemente a livello micro, il contesto ambientale introduce una dimensione macro che può fungere da potente acceleratore o da freno strutturale. Entrambi i settori subiscono, seppure in modi differenti, l'influenza delle politiche pubbliche.

Un esempio particolarmente rilevante ed emblematico è presentato dal caso

³⁹ Artificial Intelligence for IT Operations, si riferisce all'uso di AI e machine learning per automatizzare e migliorare la gestione delle infrastrutture IT, riducendo i tempi di risoluzione degli incidenti e abilitando operazioni proattive e predittive.

finlandese che propone un approccio sistemico orientato al supporto delle imprese manifatturiere. Il programma AI 4.0 offre un framework di policy articolato che include agenti digitali, gruppi di pari, micro-credenziali e un programma Industria 5.0 per le PMI (**Ministry of Economic Affairs and Employment, 2022**). L'intervento pubblico non si limita al finanziamento, ma costruisce capacità consulenziale diffusa e riduce le asimmetrie informative.

Anche in Italia sono stati avviati programmi finalizzati alla costruzione di ecosistemi di supporto all'innovazione come il BI-REX Competence Center e l'AI4I (**Bi-Rex, 2023**) (**AI4I, 2025**). Ad ogni modo Confindustria rivela che la sfida è rendere questi ecosistemi accessibili alla maggioranza delle PMI che non hanno ancora intrapreso percorsi strutturati di innovazione (**Confindustria, 2025**).

Spostando l'analisi sul comparto biofarmaceutico, notiamo come la spinta alla trasformazione digitale appare guidata soprattutto da esigenze interne di efficienza operativa e riduzione dei costi. I dati pubblicati da BioPharm International (2025) sono inequivocabili, quasi i due terzi dei dirigenti identificano efficienza e risparmio sui costi come il principale driver dell'adozione digitale. Sorprende constatare come fattori esterni quali le aspettative regolatorie (5%) e la pressione competitiva (0%) non sono viste come motivatori primari (**BioPharm International, 2025**). Questo contrasta con le linee guida FDA pubblicate indicando che mentre le aziende devono conformarsi alle normative, l'investimento proattivo negli strumenti digitali è giustificato internamente dai risparmi sui costi piuttosto che per il desiderio di guidare il cambiamento normativo.

Fattore abilitante: politiche pubbliche integrate (finanziamento, consulenza, formazione) ed ecosistemi di innovazione.

Barriera: frammentazione dell'offerta, scarsa integrazione formazione-lavoro, distanza cognitiva tra offerta e domanda.

5.4.2 Quadro regolatorio e gestione del rischio

L'AI Act e il GDPR, analizzati nel Capitolo 3, non sono semplici vincoli di compliance, ma fattori strutturanti che influenzano le decisioni di adozione, i tempi di implementazione e le architetture organizzative.

Sanità: regolazione come parametro progettuale.

Nel settore sanitario, la regolazione è percepita in modo ambivalente. Da un lato, l'adozione dell'IA è vista come uno strumento per migliorare l'efficienza e la qualità delle cure. Sul versante opposto, restano ancora preoccupazioni significative riguardo la sicurezza dei dati e la trasparenza algoritmica. I numeri presentati nel rapporto Hyro/Pixel Health (2026) parlano chiaro: quasi sei provider su dieci (58%) cita la sicurezza dei dati come una sfida prioritaria e l'82% dei pazienti si fida più degli umani che dell'IA per proteggere le proprie informazioni sanitarie (**Managed Healthcare Executive, 2026**).

L'esperienza di Cedars-Sinai dimostra che la conformità normativa smette di essere un semplice adempimento burocratico per trasformarsi in un pilastro della strategia aziendale. (**Cedars-Sinai Newsroom, 2024**).

La Raccomandazione UNESCO sull'Etica dell'IA fornisce un framework valoriale che orienta le scelte organizzative in materia di trasparenza, responsabilità e supervisione umana (**UNESCO, 2021**).

Industria 4.0: regolazione percepita come vincolo.

Nel settore manifatturiero, il quadro regolatorio è percepito più come un ostacolo che come una leva. Secondo l'indagine condotta da KNOLSKAPE (2025) su 26 aziende manifatturiere globali che rappresentano un totale di circa 47.000 dipendenti, i principali ostacoli all'adozione dell'IA risultano legati soprattutto ai vincoli economici e organizzativi. Il 71,4% dei leader manifatturieri intervistati cita infatti i vincoli di budget come sfida principale, mentre le preoccupazioni regolatorie non emergono come barriera primaria. Maggiore attenzione viene invece riservata alle implicazioni etiche: il 71,4% dei leader manifatturieri identifica la mitigazione dei bias nell'IA come priorità, e la stessa percentuale

enfattizza il design human-centric. (KNOLSKAPE, 2025).

Fattore abilitante: chiarezza regolatoria come parametro progettuale, trasformazione della compliance in leva competitiva.

Barriere: compliance percepita come vincolo, incertezza normativa.

5.5 Sintesi: quadro comparativo dei fattori abilitanti e delle barriere

La seguente tabella cerca di sintetizzare quelli che si presentano come i fattori abilitanti e le barriere nell’adozione dell’IA emersi dall’analisi, articolati secondo il framework TOE e declinati in chiave comparativa tra i due settori.

5.5.1 Tabella - Sanità vs Industria 4.0

Dimensione (TOE)	Sanità	Industria 4.0	Driver UTAUT
TECNOLOGICA			
<i>Fattori abilitanti</i>	Vantaggio clinico misurabile; diagnosi precoce.	Sperimentabilità; piattaforme IIoT.	Performance Expectancy
<i>Barriere</i>	Fallimenti pilota (70%); opacità dei vendor (41%).	Dati non affidabili (47%); sistemi legacy frammentati.	Effort Expectancy
<i>Evidenze e fonti</i>	Mayo Clinic; Cedars-Sinai; Black Book Research 2025.	AI 4.0 Finlandia; MIT/Microsoft 2024.	
ORGANIZZATIVA			
<i>Fattori abilitanti</i>	Governance (AI Council); principi etici (FAVES).	Leadership commitment; training strutturato.	Facilitating Conditions
<i>Barriere</i>	Gap formativo (46%); sfiducia dei pazienti.	Carenza skill (55,1%); Shadow AI (45%).	Social Influence
<i>Evidenze e fonti</i>	Cedars-Sinai 2024; JAMA 2025.	Confindustria 2025; ABBYY 2025;	

AMBIENTALE			
<i>Fattori abilitanti</i>	Framework UNESCO; trasparenza come leva competitiva.	Policy pubbliche integrate; Competence Center.	Facilitating Conditions
<i>Barriere</i>	Privacy (58% dei provider); incertezza legale.	Costi compliance; frammentazione offerta per PMI.	Facilitating Conditions
<i>Evidenze e fonti</i>	Hyro/Pixel Health 2026.	UNESCO 2021; BIREX; AI 4.0 Finlandia.	

Il confronto sopra illustrato ci consente di capire e porre in risalto come l'introduzione di questa tecnologia rappresenti un equilibrio tra spinte innovative e resistenze di natura umana e di conseguenza difficilmente seguirà una traiettoria lineare.

L'analisi ci ha permesso di porre in evidenza differenze significative tra i due settori:

- In ambito sanitario, il motore principale è l'utilità clinica (*Performance Expectancy*). Eppure, il successo di queste tecnologie dipende dalla capacità delle organizzazioni di instaurare fiducia (Social Influence) e di ridurre l'opacità degli algoritmi attraverso un approccio etico alla governance.
- Sul fronte dell'industria 4.0 i benefici tecnologici risultano spesso ostacolati da criticità strutturali. Possiamo constatare che tra queste emergono la qualità dei dati e la compatibilità con i sistemi preesistenti, problemi che richiedono investimenti economici e un profondo aggiornamento delle competenze del personale (Facilitating Conditions).

L'integrazione dei modelli TOE e UTAUT rivela che la tecnologia rimane uno strumento poco efficace se non supportato da una cultura organizzativa pronta al cambiamento e da un quadro regolatorio ben definito.

5.6 Implicazioni per il contesto italiano e collegamento al Capitolo 6

L'analisi condotta rivela una specificità del contesto italiano che funge da ponte verso il Capitolo 6. Le barriere italiane non sono qualitativamente diverse da quelle finlandesi o statunitensi: competenze, integrazione, dati, strategia. Ciò che cambia è l'intensità e la combinazione, e la comparazione tra i due settori offre spunti aggiuntivi.

Primo, la carenza di competenze in Italia è più strutturale e meno presidiata che in Finlandia. In Finlandia è stato sviluppato un sistema nazionale integrato di consulenza e formazione, basato su strumenti come agenti digitali e micro-credenziali, in Italia purtroppo l'offerta appare ancora più frammentata. Le evidenze raccolte da Confindustria mostrano come per oltre il 55,1% delle imprese la vera strozzatura sia proprio la carenza di competenze interne. Si tratta di un dato coerente anche con il quadro internazionale: nel settore biofarmaceutico, ad esempio, quasi una realtà su due dichiara di non sentirsi adeguatamente preparato, mentre il comparto manifatturiero continua a registrare un forte mismatch di competenze.

Anche il contesto normativo viene percepito in modo differente nei due settori analizzati. In ambito sanitario assumono particolare rilevanza le questioni legate alla privacy e alla sicurezza dei dati, considerate una criticità dal 58% dei provider. Nel settore industriale, invece, le preoccupazioni regolatorie risultano meno centrali, mentre emerge una maggiore attenzione verso temi etici, come la mitigazione dei bias algoritmici, indicata come prioritaria dal 71,4% dei leader manifatturieri.

L'analisi evidenzia inoltre la presenza di realtà particolarmente avanzate, senza però che tali esperienze si traducano sempre in un'adozione diffusa. I casi di Cedars-Sinai Medical Center e Mayo Clinic in ambito sanitario, così come il programma finlandese AI 4.0 nel settore industriale, mostrano come sia possibile

sviluppare modelli di innovazione ad elevato livello tecnologico e organizzativo.

Nel Capitolo 6 verranno analizzati alcuni casi italiani, tra cui lo IUSS Pavia e gli Istituti Clinici Scientifici Maugeri IRCCS per la diagnosi del Parkinson tramite IA, il Policlinico Universitario Agostino Gemelli IRCCS nel campo della cardiocirurgia robotica, oltre a realtà industriali come SaidText e COMMIS5.0, affiancate da grandi gruppi come Enel e Leonardo S.p.A. Le loro esperienze testimoniano la presenza di competenze e capacità innovative rilevanti nel contesto italiano, purtroppo però evidenziano anche la difficoltà di estendere questi modelli all'intero tessuto produttivo.

Queste evidenze suggeriscono che il problema italiano non è solo la mancanza di risorse o tecnologie, ma l'incapacità di trasformare l'innovazione di punta in innovazione sistemica, una sfida che accomuna entrambi i settori, sebbene con manifestazioni diverse. Il Capitolo 6 approfondirà questa tensione attraverso l'analisi di casi nazionali, verificando sul campo i fattori abilitanti e le barriere identificati.

Capitolo 6

CASI DI STUDIO

6.1 L'IA tra ricerca d'eccellenza e trasformazione del tessuto produttivo italiano

Il presente capitolo analizza l'applicazione concreta dell'intelligenza artificiale attraverso una selezione di casi di studio appartenenti al contesto italiano, con riferimento sia al settore sanitario sia a quello industriale. Emergono segnali di eccellenza che testimoniano la capacità dell'Italia di produrre innovazione di frontiera, sebbene in contesti ancora isolati.

L'obiettivo è verificare quanto emerso nei capitoli precedenti, evidenziando come le dinamiche teoriche si traducano in pratiche organizzative differenti.

6.2 Sanità: l'IA come supporto alla diagnosi precoce

6.2.1 IUSS Pavia e IRCCS Maugeri Bari: biomarcatori digitali per la diagnosi precoce del Parkinson

Nel luglio 2025, l'Istituto Universitario di Studi Superiori IUSS di Pavia e l'IRCCS Maugeri di Bari hanno pubblicato sulla prestigiosa rivista *npj Parkinson's Disease* (Nature Publishing Group) uno studio innovativo che applica l'intelligenza artificiale e il Natural Language Processing (NLP) alla diagnosi precoce della malattia di Parkinson. **(Aresta, Battista, & Salvatore, 2025)** Si tratta del primo studio al mondo ad adottare un modello multivariato basato sul IA su un campione di pazienti di lingua italiana.

Il progetto nasce dalla collaborazione tra il centro di ricerca Ailice Labs dello IUSS di Pavia, il Laboratorio di Neuropsicologia dell'IRCCS Maugeri Bari, partner internazionali come il Global Brain Health Institute (UCSF), l'Universidad de San

Andrés (Argentina) e la società DeepTrace Technologies, spin-off dello IUS.

La ricerca ha analizzato campioni vocali raccolti da 40 pazienti presso l'IRCCS Maugeri Bari, suddivisi tra soggetti con diagnosi di malattia di Parkinson e soggetti sani di controllo. Ai partecipanti è stato chiesto di svolgere attività linguistiche, descrivere immagini complesse o parlare liberamente che sono state registrate all'interno di file audio. I ricercatori hanno elaborato questi dati con algoritmi avanzati di intelligenza artificiale, estraendo variabili linguistiche (*linguistic features*) successivamente impiegate per addestrare un modello di machine learning in grado di identificare i tratti caratteristici dei pazienti affetti da sindrome Parkinson rispetto a quelli dei soggetti sani.

I risultati sono statisticamente significativi e aprono prospettive concrete per la pratica clinica:

- fino all'85% nella classificazione dei sottogruppi cognitivi (Parkinson con deterioramento cognitivo lieve vs Parkinson senza),
- accuratezza del 77% nel distinguere pazienti con Parkinson dai soggetti sani,
- performance del 75% nel distinguere i due fenotipi cognitivi della malattia **(Aresta, Battista, & Salvatore, 2025)**.

Come spiega Simona Aresta, prima autrice dello studio: *“Abbiamo dimostrato la fattibilità tecnica di analizzare il parlato in lingua italiana. È un primo passo verso strumenti clinici digitali, scalabili e applicabili anche a distanza”* **(IRCCS Maugeri, 2025)**.

La dott.ssa Petronilla Battista, neuropsicologa responsabile del Laboratorio di Neuropsicologia, aggiunge: *“Tra i marcatori più indicativi emersi dall'analisi, spicca la riduzione nell'uso dei verbi d'azione. Questi elementi linguistici, elaborati in aree cerebrali come il lobo frontale, spesso coinvolte nei primi stadi della malattia, sembrano essere particolarmente sensibili al deterioramento precoce”* **(IRCCS Maugeri, 2025)**.

Il Prof. Christian Salvatore, direttore del centro Ailice Labs e CEO di DeepTrace Technologies, sottolinea l'aspetto della spiegabilità del modello: *“La nostra pipeline è progettata per essere modulare, spiegabile, adattabile e integrabile nella pratica clinica per la diagnosi precoce e non invasiva. È un chiaro esempio di tecnologia traslazionale generata in ambito accademico e pronta all'impatto nella pratica clinica” (IRCCS Maugeri, 2025).*

Questo caso esemplifica diversi fattori abilitanti identificati nel Capitolo 5:

- Collaborazione pubblico-privato-accademica: la partnership tra università, ente di ricerca clinica e spin-off ha permesso di combinare competenze complementari,
- Focus sull'explainability: la pipeline è progettata per essere spiegabile, rispondendo a una delle barriere critiche dell'opacità algoritmica,
- Finanziamenti pubblici alla ricerca: il progetto rientra nel programma strategico del Dipartimento di Medicina Riabilitativa Neuromotoria di Maugeri.

Emergono però anche limiti poiché la ricerca è ancora in fase di verifica su campioni limitati (40 pazienti) e l'integrazione nella pratica clinica richiede ulteriori passaggi di unificazione su larga scala.

Il caso dimostra come l'Italia possa produrre innovazione di altissimo livello in sanità grazie a collaborazioni interistituzionali e a un focus sulla trasferibilità clinica. Tuttavia, la distanza tra eccellenza scientifica e adozione diffusa nella pratica clinica rimane significativa.

Rileggendo questa esperienza attraverso la lente del framework TOE, il caso IUSS-Maugeri evidenzia un contesto tecnologico favorevole (vantaggio relativo dimostrato dall'accuratezza dell'85%), un contesto organizzativo eccellente ma purtroppo ancora circoscritto (competenze concentrate nel polo di ricerca IUSS-Maugeri-DeepTrace) e un contesto ambientale che, pur offrendo finanziamenti pubblici alla ricerca non riesce ancora a tradurre l'innovazione in pratica clinica

diffusa. La principale barriera è di natura organizzativa: la mancanza di una strategia di scaling e di integrazione nei percorsi diagnostici ordinari.

6.3 Sanità: l'IA come supporto alla procedura interventistica

6.3.1 Policlinico Gemelli: la prima angioplastica guidata da IA in Italia

Nell'aprile 2026, il Policlinico Universitario A. Gemelli di Roma ha eseguito il primo intervento di angioplastica coronarica in Italia con il supporto dell'intelligenza artificiale, utilizzando il software Ultreon 3.0 sviluppato dall'azienda statunitense Abbott (**Abbott, s.d.**). Il Gemelli è il primo ospedale in Italia e uno dei primi tre nell'area EMEA (Europa, Medio Oriente, Africa) ad adottare questa tecnologia (**Policlinico Gemelli, 2026**).

L'angioplastica coronarica è una procedura minimamente invasiva utilizzata per riaprire le arterie coronarie ostruite o ristrette. Tradizionalmente, la procedura si basa sulla coronarografia su immagini a raggi X che mostrano i vasi sanguigni dopo l'iniezione di un mezzo di contrasto. Tuttavia, come spiega il professor Francesco Burzotta: *“coronarografia e angioplastica sono state storicamente basate sulle immagini angiografiche, che però hanno una capacità di risoluzione limitata”* (**Policlinico Gemelli, 2026**).

Ultreon 3.0 unisce due tecnologie avanzate per migliorare l'analisi vascolare. L'OCT (Optical Coherence Tomography⁴⁰) consente di visualizzare l'interno del vaso con un livello di dettaglio molto elevato e una tecnica in cui il Policlinico Gemelli è già tra i centri italiani con maggiore esperienza. L'intelligenza artificiale entra in gioco analizzando automaticamente le immagini raccolte e valutando l'impatto funzionale del restringimento.

La vera innovazione risiede nell'integrazione. Come spiega il professor Carlo

⁴⁰ Tecnica di imaging che utilizza la luce per produrre immagini ad alta risoluzione dei tessuti biologici.

Trani, professore di Cardiologia all'Università Cattolica del Sacro Cuore e direttore della Cardiologia Interventistica del Gemelli: *“Dall'immagine OCT il software riesce a derivare informazioni funzionali simili a quelle della FFR (Fractional Flow Reserve)⁴¹”* (**Policlinico Gemelli, 2026**). Prima di questa tecnologia, le valutazioni morfologiche e funzionali richiedevano due procedure separate, con tempi e costi maggiori. Ultreon 3.0 le integra in un'unica acquisizione che dura circa un secondo.

I benefici della tecnologia sono molteplici:

- maggiore precisione nel posizionamento degli stent,
- riduzione dei tempi procedurali,
- in alcuni casi, azzeramento dell'uso del mezzo di contrasto, potenzialmente dannoso per i pazienti con insufficienza renale,
- verifica in tempo reale dell'espansione e del corretto posizionamento dello stent.

Questo caso esemplifica un modello di adozione diverso rispetto al caso IUSS-Maugeri:

- adozione di tecnologia matura da fornitore esterno: Ultreon 3.0 è un prodotto commerciale di Abbott, non una soluzione sviluppata internamente,
- ruolo del centro d'eccellenza: il Policlinico Gemelli è stato selezionato come primo centro in Italia per l'adozione grazie alla sua esperienza pregressa con l'OCT,
- supporto del management e formazione del personale: l'adozione ha richiesto la formazione dei cardiologi interventisti.

⁴¹ La FFR misura la severità funzionale di un restringimento coronarico, aiutando a decidere se è necessario posizionare uno stent.

Nonostante ciò emergono ancora dei limiti: la tecnologia è ancora in fase di early adoption, con costi potenzialmente elevati che potrebbero limitarne la diffusione su larga scala.

Il caso Gemelli dimostra che l'adozione dell'IA in sanità può avvenire anche attraverso l'integrazione di soluzioni commerciali mature. Il ruolo del centro d'eccellenza come *early adopter* è cruciale per generare evidenze e best practice che possano poi essere diffuse.

Alla luce del framework TOE, il caso Gemelli evidenzia un contesto tecnologico maturo (soluzione commerciale Abbott Ultreon 3.0), un contesto organizzativo solido grazie al ruolo del centro d'eccellenza come early adopter e un contesto ambientale che richiede ancora evidenze di costo-efficacia per una diffusione su larga scala.

La principale barriera è di natura ambientale, poiché i costi potenzialmente elevati della tecnologia potrebbero limitare l'adozione agli ospedali con maggiori risorse finanziarie.

6.4 Innovazione industriale: PMI e progettualità collaborativa

6.4.1 SaidText: il primo "Copilota Operativo" vocale per l'industria manifatturiera

SaidText è una startup italiana (con sede a Parma) che opera, fin dalla sua nascita, con una spiccata vocazione globale, come dimostra il suo posizionamento di prodotto orientato al mercato internazionale e le partnership con colossi tecnologici. Accelerata da Forward Factory⁴² che ne ha supportato lo sviluppo. L'azienda ha ideato il primo Copilota Operativo al mondo capace di sfruttare

⁴² Programma di accelerazione per startup manifatturiere promosso da CDP Venture Capital e gestito da Gellify, che fornisce investimenti iniziali, mentorship e accesso a partner industriali.

l'input vocale degli operatori e algoritmi di Large Language Models (LLM) per ottimizzare in tempo reale le attività industriali (**SaidText, 2025**). La piattaforma è nata in collaborazione con il Competence Center MADE Industria 4.0 nell'ambito del progetto "Gaiarda", finanziato con le risorse del PNRR (**Innovation Post, 2025**).

La startup ha individuato una problematica particolarmente rilevante nel settore manifatturiero: secondo i dati dell'Associazione Europea dei Costruttori di Macchine Utensili, il downtime⁴³ non programmato causa per le imprese europee costi superiori ai 50 miliardi di euro all'anno. In questo contesto, Emanuele Pedrona, CEO e CTO di SaidText sottolinea come una parte significativa delle informazioni operative venga dispersa durante le attività quotidiane: *“Abbiamo scoperto che in un tipico stabilimento manifatturiero, ogni giorno si perdono mediamente 2,5 ore di informazioni critiche veicolate verbalmente. Operatori esperti che segnalano anomalie, tecnici che condividono osservazioni cruciali sulla qualità... Tutto questo patrimonio informativo svanisce perché mancano strumenti adeguati a catturarlo, strutturarne e trasformarlo in azioni concrete”* (**Adnkronos, 2025**).

La piattaforma sviluppata si basa sul concetto di human business intelligence, un approccio che pone l'uomo e la sua capacità di osservazione al centro del processo di raccolta dati. Il sistema permette di acquisire le comunicazioni vocali volontarie degli operatori, le registra, le trascrive e le organizza in una memoria operativa intelligente. Su queste informazioni intervengono poi algoritmi specificamente addestrati per il dominio manifatturiero categorizzando, comprendendo e riassumendo le informazioni critiche raccolte dall'ambiente di lavoro.

La tecnologia combina advanced speech recognition, natural language processing

⁴³ Periodo in cui un impianto, una macchina o una linea produttiva è ferma, non operativa. Può essere programmato o non programmato.

e LLM fine-tuned per contesti industriali specifici, integrandosi con le infrastrutture cloud di Google (Google Cloud e Google Gemini), Amazon Web Services e OpenAI.

I risultati dei test pilota confermano l'efficacia della soluzione sviluppata da SaidText. In un caso studio realizzato presso uno stabilimento manifatturiero del Nord Italia, l'implementazione del sistema ha prodotto risultati straordinari nell'arco di soli 30 giorni:

- riduzione del 10% dei tempi di fermo non programmati, pari a 43 ore produttive recuperate ogni mese,
- riduzione del 63% dei tempi di intervento in caso di criticità, passati da una media di 27 minuti a 5 minuti,
- aumento del 34% dell'efficienza nei processi di manutenzione predittiva,
- eliminazione degli errori di comunicazione tra turni di lavoro,
- risparmio economico stimato fino a 5.000 euro mensili, equivalenti a oltre 60.000 euro annui considerando tutti i settori analizzati **(Adnkronos, 2025)**.

Un aspetto distintivo della filosofia SaidText è l'approccio human-centric all'intelligenza artificiale industriale. Contrariamente al dibattito sulla sostituzione dell'uomo con le macchine, il Copilota Operativo amplifica e valorizza le competenze umane esistenti. Come sottolinea Pedrona: *“Il nostro sistema non sostituisce l'operatore, ma potenzia le sue capacità. Le informazioni raccolte provengono primariamente dagli esseri umani, e ad essi ritornano sotto forma di insights elaborati per supportare decisioni più rapide e consapevoli. È human-in-the-loop AI, non human-out-of-the-loop”* **(Adnkronos, 2025)**.

Questo caso esemplifica diversi fattori abilitanti identificati nel Capitolo 5. In particolare, la filosofia del Copilota Operativo incarna un approccio human-centric che risponde direttamente alla barriera della sfiducia nell'IA, presentando la tecnologia come strumento di supporto all'operatore piuttosto che come sostituto.

Nello specifico:

- ecosistema di supporto: l'accelerazione da parte di Forward Factory (CDP Venture Capital) e la collaborazione con MADE Competence Center hanno fornito mentorship, accesso a partner tecnologici e finanziamenti,
- approccio human-centric: risponde alla barriera della sfiducia nell'IA e alla priorità del design human-centric emersa dall'indagine KNOLSKAPE (71,4%) (KNOLSKAPE, 2025),
- dati quantitativi robusti: i risultati pilota forniscono evidenze tangibili del ROI, rispondendo alla barriera della percezione astratta del vantaggio.

Tuttavia, emergono anche alcune barriere: la startup è ancora in fase di scale-up e la diffusione su larga scala richiederà ulteriori investimenti e partnership.

Il caso analizzato mostra come anche la nostra nazione sia in grado di produrre soluzioni innovative attraverso startup agili capaci di sfruttare le potenzialità dell'IA generativa. La collaborazione con realtà come MADE rappresentano un grande esempio di come le politiche pubbliche risultino importanti sostentamenti per l'innovazione. L'approccio incentrato sull'essere umano e le sue necessità rispondono ai limiti emersi durante l'analisi; la necessità è progettare l'IA come strumento di supporto e non di sostituzione.

Alla luce del framework TOE, il caso SaidText permette di evidenziare un contesto tecnologico innovativo, un contesto organizzativo agile e human-centric ed anche un contesto ambientale favorevole grazie al supporto di Forward Factory e MADE Competence Center.

6.4.2 COMMIS5.0: IA generativa per la Manifattura 5.0

Il progetto COMMIS5.0 (Chatbot e interfacce umano-centriche per l'ottimizzazione della Manifattura e l'Innovazione nei Servizi 5.0) è promosso dal Consorzio IMPROVENET, la Rete Innovativa Regionale ICT for Smart

Manufacturing e si colloca nell'ambito Smart Manufacturing della Strategia di Specializzazione Intelligente della Regione del Veneto (**Università di Padova, 2026**).

L'obiettivo del progetto è realizzare chatbot e interfacce conversazionali di nuova generazione, sfruttando le potenzialità dell'Intelligenza Artificiale Generativa per supportare quelli che sono i processi manifatturieri e i servizi industriali in ottica Industria 5.0, ovvero un'industria umano-centrica, inclusiva e sostenibile.

COMMIS5.0 coinvolge 6 aziende operanti in settori diversificati (B+B International, Axera, HIP-MITSU, Galdi, IMESA, SIPA) e due Organismi di Ricerca (Università degli Studi di Padova e Università degli Studi di Verona). Il coordinamento scientifico è affidato al Prof. Gian Antonio Susto, responsabile dell'AMCO Lab del Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione (DEI) dell'Università di Padova, il quale guida le attività di ricerca relative a NLP, IA generativa e modellistica avanzata per applicazioni industriali.

Il progetto si sviluppa lungo tre direttrici principali:

- interfacce in linguaggio naturale che consente la configurazione di macchinari e linee produttive,
- lo sviluppo di chatbot destinati al supporto tecnico e integrati con sistemi di ticketing,
- accesso multilingua e intelligente alla manualistica tecnica (**Università di Padova, 2026**).

A gennaio 2026, i partner industriali e accademici hanno presentato lo stato di avanzamento delle attività, con particolare attenzione ai sei casi d'uso aziendali attualmente in fase di prototipazione. Le presentazioni hanno evidenziato progressi nella creazione di modelli linguistici (LLM e SLM) adattati ai contesti specifici e nell'impiego di tecniche RAG (Retrieval-Augmented Generation) per migliorare l'accuratezza delle risposte.

Il contributo dell'Università di Padova si concentra sullo sviluppo di metodologie di intelligenza artificiale conversazionale progettate per essere robuste, scalabili ed efficienti dal punto di vista computazionale, in linea con gli obiettivi di sostenibilità e riduzione dell'impatto energetico che caratterizzano l'intero progetto **(Università di Padova, 2026)**.

Questo caso esemplifica diversi fattori abilitanti:

- collaborazione università-impresa: il progetto è un esempio virtuoso di trasferimento tecnologico dalla ricerca accademica all'applicazione industriale,
- focus su Industria 5.0: la prospettiva umano-centrica, inclusiva e sostenibile risponde alle priorità emerse ancora una volta dall'indagine KNOLSKAPE (71,4% dei leader enfatizza il design human-centric) **(KNOLSKAPE, 2025)**.
- finanziamenti pubblici regionali: il progetto rientra nella Strategia di Specializzazione Intelligente della Regione del Veneto

I sei casi d'uso sviluppati all'interno del progetto si trovano ancora in fase di prototipazione e richiederanno ulteriori attività di validazione prima di poter essere applicati su larga scala.

Il caso COMMIS5.0 ci permette di dimostrare quanto siano importanti le politiche pubbliche regionali nel sostenere e favorire la collaborazione tra università e imprese per l'innovazione nell'IA. L'attenzione rivolta ai principi dell'Industria 5.0 umano-centrica, inclusiva e sostenibile rappresenta un approccio avanzato che risponde alle barriere etiche e di fiducia emerse nell'analisi del Capitolo 5.

Se osserviamo il progetto attraverso il framework TOE, potremmo notare la presenza di diversi fattori favorevoli all'adozione dell'IA: sul piano tecnologico, l'utilizzo di strumenti come LLM, SLM e sistemi RAG applicati a domini industriali specifici; sul piano organizzativo, la cooperazione tra imprese e università; sul piano ambientale, il sostegno garantito dai finanziamenti pubblici

regionali. Purtroppo però rimangono ancora alcune criticità soprattutto di natura organizzativa e applicativa legate alla necessità di trasformare le sperimentazioni attuali in soluzioni concretamente adottabili su scala industriale.

6.5 Innovazione industriale: i grandi player nazionali

Accanto alle startup e ai progetti di ricerca collaborativa, anche i grandi player nazionali stanno investendo massicciamente in IA, creando infrastrutture e modelli di open innovation che possono avere un impatto sistemico sul tessuto produttivo italiano.

6.5.1 Enel: manutenzione predittiva e open innovation

Enel, multinazionale energetica tra i primi attori mondiali per digitalizzazione, ha avviato un programma di trasformazione digitale che integra l'IA in tutte le aree di business. L'azienda utilizza l'intelligenza artificiale per la gestione degli impianti rinnovabili, la manutenzione predittiva delle reti, l'ottimizzazione dei flussi energetici e la sicurezza sul lavoro (**Enel S.p.A, n.d.**).

Sul fronte della manutenzione predittiva, Enel ha sviluppato un proprio algoritmo, ODIN (Object Detection Infrastructure Networks), in grado di individuare tempestivamente anomalie e prevenire disservizi. L'azienda impiega inoltre sistemi di monitoraggio remoto basati su AI, come le control room per la gestione di impianti eolici, che consentono di ridurre i tempi di inattività e ottimizzare le performance (**Enel S.p.A, n.d.**). In questa direzione si inserisce anche l'implementazione della piattaforma C3 IoT per la manutenzione predittiva su 5 centri di controllo. L'applicazione analizza dati in tempo reale da sensori di rete, smart meter⁴⁴, registri di manutenzione e dati meteorologici per prevedere i

⁴⁴ Dispositivo digitale che misura i consumi energetici in tempo reale e li trasmette in modo automatico al

guasti nelle reti di distribuzione. Tra i risultati, figurano la riduzione dei costi operativi e di capitale e il miglioramento dell'affidabilità della rete. Enel gestisce il più grande sistema IoT aziendale su 20 milioni di smart meter in Italia e Spagna **(Best Practice AI, n.d.)**

L'AI viene utilizzata da Enel anche per la sicurezza sul lavoro e la lotta alle frodi, dimostrando l'ampio spettro di applicazioni della tecnologia nel settore energetico **(Enel S.p.A, n.d.)**.

Sul fronte dell'open innovation, Enel ha lanciato Innothon, un contest innovativo che sfida studenti e neolaureati su sei challenge incentrate sull'AI applicata al mondo dell'energia **(Università di Cagliari, 2025)**. L'iniziativa ha coinvolto 13 proposte da 21 proponenti (età media 25 anni) e ha portato alla realizzazione di prototipi come il rover cingolato "Avenger 2050" (vincitore) e "Solarguard" (secondo classificato), un sistema che combina robot e drone per la manutenzione degli impianti fotovoltaici.

Il caso Enel ci dimostra l'importanza di una strategia IA esplicita e di investimenti infrastrutturali come fattori abilitanti. La manutenzione predittiva fornisce evidenze tangibili del ROI e il modello di open innovation di Innothon rappresenta un esempio di capacity building e sviluppo di competenze.

Alla luce del framework TOE il caso Enel evidenzia un contesto tecnologico maturo (algoritmi proprietari come ODIN, piattaforma C3 IoT), un contesto organizzativo solido grazie a una strategia IA esplicita e a investimenti infrastrutturali e un contesto ambientale che, pur essendo complesso (settore regolato, infrastrutture critiche), viene governato attraverso partnership tecnologiche e open innovation. La sfida principale rimane la scalabilità su scala globale e l'integrazione con i sistemi legacy su milioni di dispositivi connessi.

6.5.2 Leonardo: infrastrutture HPC e piattaforma condivisa per l'innovazione

Leonardo, gruppo aerospaziale, di difesa e sicurezza, investe circa 2,2 miliardi di euro all'anno in Ricerca e Sviluppo, con 13.000 persone dedicate a queste attività e una rete di 10 Leonardo Innovation Labs che operano secondo un modello di open innovation **(Leonardo S.P.A., 2026a)**.

L'azienda ha aperto a Genova un hub nazionale dedicato alla digitalizzazione dell'industria italiana, concentrando competenze su High Performance Computing (HPC), cloud, big data, intelligenza artificiale, cyber security e robotica **(Leonardo S.P.A., 2026b)**. Il cuore tecnologico di questo hub è il supercomputer davinci-1 che è tra i più potenti al mondo nel settore Aerospazio, Difesa e Sicurezza. Per dare un'idea detiene una potenza di calcolo di 5 milioni di miliardi di operazioni al secondo e 20 milioni di gigabyte di memoria **(Leonardo S.P.A., 2026b)**. L'infrastruttura supporta tre aree principali di attività: il potenziamento dell'analisi dei dati, la creazione di digital twin (gemelli digitali) di dispositivi reali, e lo sviluppo di algoritmi di IA proprietari.

Le prestazioni del davinci-1 alimentano il lavoro dei Leonardo Innovation Labs, un network di laboratori per la ricerca di lungo periodo ad alto contenuto innovativo, focalizzato su otto aree di ricerca e che impiega circa 60 giovani ricercatori **(Leonardo S.P.A., 2026b)**. L'azienda conta inoltre il 60% di dipendenti con laurea in discipline STEM (Science, Technology, Engineering, Mathematics), a testimonianza dell'alta specializzazione del proprio capitale umano **(Leonardo S.P.A., 2026a)**.

Ad oggi Leonardo risulta essere protagonista insieme ad Eni della proposta italiana per ospitare una delle cinque Gigafactory dedicate all'AI, finanziate dall'Unione Europea con un piano di investimenti pari a 20 miliardi di euro. La candidatura italiana individua due possibili sedi chiave: Pavia, dove Leonardo dispone già di un centro di supercalcolo e Grottaglie, in provincia di Taranto **(StartupItalia,**

2025).

Il caso Leonardo evidenzia il ruolo strategico delle infrastrutture HPC (High Performance Computing) come fattore abilitante per lo sviluppo e l'adozione dell'intelligenza artificiale. Gli investimenti in ricerca e sviluppo e la rete dei Leonardo Innovation Labs, mostrano l'attenzione dell'azienda verso la costruzione di competenze interne nel campo del calcolo ad alte prestazioni e dell'IA.

L'applicazione del framework TOE a questa realtà ci consente di dimostrare che l'adozione dell'IA è favorita dalla presenza di infrastrutture tecnologiche avanzate, investimenti continui in ricerca e un contesto organizzativo orientato all'innovazione. L'esperienza dell'azienda evidenzia inoltre come la disponibilità di competenze specialistiche rappresenti un elemento centrale per sostenere progetti ad alta intensità tecnologica. Anche il contesto ambientale vede l'azienda protagonista nella candidatura italiana per le Gigafactory AI europee. La sfida principale è quella di rendere le infrastrutture e le competenze sviluppate da Leonardo accessibili al più ampio tessuto produttivo italiano e in particolare alle PMI che di risorse analoghe non ne hanno.

6.6 L'ecosistema italiano dell'IA: luci e ombre

I casi analizzati vanno inseriti in un quadro più ampio dell'ecosistema italiano dell'IA, che presenta luci e ombre significative.

L'Italia può vantare eccellenze riconosciute a livello internazionale, come dimostrato dalla pubblicazione dello studio IUSS-Maugeri su Nature, dalle innovazioni di Enel nella manutenzione predittiva, dalla strategia infrastrutturale di Leonardo con il supercomputer davinci-1, dalle startup agili come SaidText e dai progetti di ricerca collaborativa come COMMIS5.0. Il sistema dei Competence Center (MADE, BI-REX) insieme alle iniziative come IT4LIA AI Factory (un investimento di circa 430 milioni di euro cofinanziato dalla Commissione Europea) rappresentano un tentativo strutturato di costruire un ecosistema di

supporto all'innovazione **(IT4LIA AI Factory, 2026)**.

Nonostante questi segnali di sviluppo, permangono diverse criticità strutturali. Secondo un'indagine condotta da IT4LIA AI Factory tra ottobre e novembre 2025 su oltre 200 organizzazioni (PMI, grandi imprese, startup, università, gruppi di ricerca e pubblica amministrazione), il 65% degli intervistati identifica la mancanza di competenze come la principale barriera allo sviluppo di progetti IA, mentre il 50% indica budget limitati e costi infrastrutturali come vincolo significativo. Solo il 50% delle organizzazioni ha già progetti IA attivi o in fase di pianificazione **(IT4LIA AI Factory, 2026)**.

Il gap di competenze non è solo tecnico: il 50% delle organizzazioni segnala una scarsa comprensione strategica dell'IA a livello manageriale, evidenziando una barriera culturale e organizzativa oltre che tecnica.

Altri dati significativi emergono dalla stessa indagine:

- 48% richiede supporto nella definizione di proposte progettuali IA,
- 45% ha difficoltà a identificare i giusti use case,
- 38% segnala sfide nella gestione e qualità dei dati,
- 33% è in difficoltà con l'AI Act, il GDPR e la compliance normativa **(IT4LIA AI Factory, 2026)**.

Emerge anche un segnale positivo: il 64% delle aziende dichiara interesse a partecipare a bandi aperti e partnership finalizzate allo sviluppo di soluzioni IA, indicando una domanda concreta di innovazione e collaborazione.

Alla luce del framework TOE, l'ecosistema italiano dell'IA presenta un contesto tecnologico di eccellenza frammentata (poli di ricerca e infrastrutture HPC di livello internazionale), un contesto organizzativo caratterizzato da un dualismo strutturale tra grandi imprese (che hanno competenze e risorse) e PMI (che faticano a colmare il gap di competenze e strategia), e un contesto ambientale che, pur avendo avviato politiche pubbliche rilevanti (Competence Center, IT4LIA AI

Factory, PNRR), non riesce ancora a tradurre le eccellenze isolate in adozione diffusa. La principale barriera sistemica è di natura organizzativa e ambientale insieme: la frammentazione dell'offerta formativa, la scarsa integrazione tra mondo della ricerca e tessuto produttivo, e la difficoltà delle PMI a tradurre il potenziale dell'IA in un business case concreto.

6.7 Sintesi: il dualismo dell'innovazione italiana

L'analisi dei casi di studio e del quadro d'insieme dell'ecosistema italiano rivela un dualismo strutturale che caratterizza l'innovazione nel nostro Paese.

Da un lato, esistono poli di eccellenza come quelli appena presentati, dove ricerca, competenze e infrastrutture si combinano per produrre innovazione di altissimo livello, riconosciuta a livello internazionale. Questi casi dimostrano che l'Italia sa fare innovazione e che dispone di capacità scientifiche e tecnologiche di frontiera, sia a livello di PMI innovative che di grandi player infrastrutturali.

Dall'altro lato, il tessuto produttivo diffuso, in particolare le PMI che costituiscono gran parte delle imprese attive nel nostro Paese, fatica a tradurre queste eccellenze in adozione generalizzata. Le barriere sono note: carenza di competenze, costi elevati, frammentazione dell'offerta formativa, difficoltà a identificare casi d'uso appropriati, incertezza normativa.

Dai casi analizzati emergono alcune indicazioni operative:

1. L'importanza degli intermediari dell'innovazione. Iniziative come la collaborazione di SaidText con MADE Competence Center, il modello di open innovation di Enel, e gli investimenti infrastrutturali di Leonardo con il supercomputer davinci-1 e i Leonardo Labs, rappresentano modelli promettenti per colmare la distanza tra offerta di innovazione e domanda delle imprese. Questi intermediari svolgono una funzione di traduzione e accompagnamento che è cruciale per ridurre le asimmetrie informative e i costi di ricerca.

2. L'approccio human-centric come fattore abilitante. Il caso SaidText e il focus di COMMIS5.0 sull'Industria 5.0 dimostrano che l'IA progettata come strumento di supporto all'uomo e non di sostituzione, risponde a una delle barriere più critiche emerse nell'analisi: la sfiducia nell'IA e il timore di sostituzione.
3. La collaborazione tra università e impresa come leva strategica. Il caso COMMIS5.0 dimostra che i progetti di ricerca collaborativa finanziati dalle regioni possono accelerare il trasferimento tecnologico e la prototipazione di soluzioni IA per l'industria.
4. La formazione come investimento strategico prioritario. La diffusione di progetti di upskilling e reskilling tra le imprese italiane segnala che la formazione ha finalmente smesso di essere percepita come un onere burocratico per essere riconosciuta come il vero motore della competitività.

Tutte queste prove suggeriscono che il problema italiano è sì la mancanza di risorse e tecnologie, ma oltre questo anche l'incapacità di trasformare l'innovazione di punta in un'innovazione sistemica. Il divario tra eccellenze isolate e tessuto produttivo diffuso rimane la sfida centrale per policy maker e manager.

CONCLUSIONI

Il presente elaborato ha analizzato il processo di adozione dell'intelligenza artificiale all'interno delle organizzazioni, con l'obiettivo di comprendere come tale tecnologia venga implementata in contesti differenti e quali fattori ne influenzino il successo. L'analisi si è articolata in una revisione teorica seguita successivamente da un'analisi affiancata da casi studio italiani. Tra questi, lo IUSS Pavia, gli Istituti Clinici Scientifici Maugeri IRCCS, il Policlinico Universitario Agostino Gemelli IRCCS e realtà industriali come Enel, SaidText, COMMIS5.0 e Leonardo S.p.A. interpretati alla luce del framework TOE (Technology, Organization, Environment).

La ricerca si è sviluppata attorno al seguente interrogativo: *"in che modo le dimensioni tecnologiche, organizzative e ambientali incidono sull'adozione efficace dell'intelligenza artificiale nelle imprese?"* L'analisi condotta ha permesso di dimostrare che nessuna delle tre dimensioni prevale sulle altre in termini di rilevanza, è piuttosto il loro allineamento a determinare il successo o il fallimento dei progetti di implementazione. Un vantaggio tecnologico chiaro e misurabile è condizione necessaria ma non sufficiente: esso deve essere accompagnato da un contesto organizzativo in grado di sviluppare competenze, gestire la resistenza al cambiamento e definire una governance chiara. A sua volta, il contesto ambientale, fatto di politiche pubbliche, quadro regolatorio ed ecosistemi di supporto, può fungere da potente acceleratore o da freno strutturale.

Dall'analisi condotta emerge con chiarezza che l'intelligenza artificiale non può essere considerata esclusivamente come un'innovazione tecnologica, ma deve essere interpretata come un elemento di trasformazione organizzativa più ampio. La disponibilità di tecnologie avanzate rappresenta infatti una condizione necessaria anche se da sola non garantisce il successo dei processi di adozione. Il valore dell'IA si realizza ed emerge pienamente solo quando essa viene integrata in modo coerente nei processi esistenti, in una logica di potenziamento e non di sostituzione delle competenze umane.

In questo senso, il framework TOE si è dimostrato uno strumento interpretativo particolarmente utile, evidenziando come il successo dell'implementazione dipenda dall'allineamento tra fattori tecnologici, organizzativi e ambientali.

L'analisi dei casi studio ha permesso di mettere in luce differenze significative tra i contesti considerati. Nel settore sanitario l'intelligenza artificiale viene utilizzata prevalentemente come supporto ai processi decisionali, con livelli di automazione ancora relativamente contenuti e una forte adozione agli aspetti normativi ed etici. In questo contesto la centralità del fattore umano rimane imprescindibile e l'IA si configura come uno strumento di affiancamento all'attività clinica piuttosto che di sostituzione.

Al contrario, nel settore industriale l'intelligenza artificiale appare maggiormente integrata nei processi operativi, con un più elevato livello di automazione e una maggiore enfasi sull'efficienza e sull'ottimizzazione. Anche in questo ambito emergono differenze rilevanti tra organizzazioni con differenti livelli di maturità digitale. In particolare, mentre le grandi imprese mostrano una maggiore capacità di implementazione, le realtà di dimensioni medio-piccole incontrano difficoltà legate alla disponibilità di competenze e risorse.

Le evidenze raccolte suggeriscono che l'adozione dell'intelligenza artificiale non è un processo uniforme, ma dipende in modo significativo dal contesto organizzativo e istituzionale. Ne consegue che strategie standardizzate risultano spesso poco efficaci, rendendo necessario un adattamento dei processi di implementazione alle caratteristiche specifiche delle organizzazioni coinvolte.

Dal punto di vista critico, l'analisi evidenzia come uno dei principali limiti nell'adozione dell'IA risieda nella tendenza a sovrastimare il ruolo della tecnologia, trascurando le implicazioni organizzative e culturali. In molti casi i progetti non falliscono per carenze tecniche ma a causa della mancanza di competenze e alla resistenza al cambiamento. O ancora più semplicemente perché vi è una scarsa integrazione nei processi esistenti.

Un ulteriore elemento rilevante riguarda il rischio di accentuare le potenziali disuguaglianze tra organizzazioni. Dai casi che abbiamo analizzato si è reso evidente che le imprese più grandi e strutturate dispongono di maggiori risorse per investire in tecnologie e competenze, mentre le realtà più piccole spesso incontrano ostacoli significativi rischiando di rimanere escluse dai processi di innovazione.

Alla luce dei risultati emersi nella ricerca possiamo ora provare a formulare alcune raccomandazioni per i manager e per i policy maker.

Per i manager, le evidenze raccolte mostrano l'importanza di partire da un problema aziendale concreto piuttosto che dalla tecnologia stessa. Risulta inoltre fondamentale investire nella governance e progettare l'IA come uno strumento di supporto in cui il contributo umano rimanga centrale (human-in-the-loop e non human-out-of-the-loop). Un ulteriore elemento cruciale riguarda la formazione, che deve essere considerata una leva strategica per accompagnare i processi di trasformazione organizzativa.

Per i policy maker, le raccomandazioni riguardano principalmente la necessità di ridurre il divario tra eccellenze isolate e tessuto produttivo diffuso. In questa prospettiva, appare importante rafforzare il ruolo degli intermediari dell'innovazione, sostenere la formazione continua e le iniziative di capacity building e garantire una maggiore chiarezza regolatoria senza introdurre oneri eccessivi per le PMI.

Nonostante i risultati ottenuti, il presente lavoro presenta alcuni limiti. In primo luogo l'analisi dei casi di studio proposti si basa su un numero limitato il che rende difficile una generalizzazione dei risultati. Inoltre, la disponibilità di dati non sempre omogenei ha reso complesso il confronto diretto tra i diversi contesti.

Alla luce di tali limiti i possibili sviluppi futuri della ricerca potrebbero includere un ampliamento del campione analizzato e l'integrazione di dati quantitativi al fine di rafforzare la validità dei risultati. Restano aperti scenari e approfondimenti sull'analisi di specifici settori o sull'impatto delle politiche pubbliche

sull'adozione dell'intelligenza artificiale.

In conclusione, il lavoro evidenzia come l'intelligenza artificiale rappresenti al tempo stesso un'opportunità e una sfida per le organizzazioni. Il successo dell'adozione non dipende esclusivamente dalla tecnologia. Dipende dalla capacità di integrare competenze, processi e contesto in un approccio coerente e consapevole. Come emerge dai casi analizzati, il sistema italiano presenta eccellenze rilevanti, ma fatica a tradurle in un'adozione diffusa. Colmare questo divario tra poli di innovazione e tessuto produttivo rappresenta la sfida centrale per trasformare l'IA in un reale motore di crescita sostenibile e inclusiva.

Bibliografia

- Abbott. (s.d.). *Cardiovascular.Abbott*. Tratto da <https://www.cardiovascular.abbott/int/en/hcp/products/percutaneous-coronary-intervention/intravascular-imaging/ultreon-software/ultreon-3-0.html>
- ABBY. (2025, Ottobre 31). *ABBY survey reveals manufacturing businesses struggle with GenAI skills gap*. Tratto da abby: <https://www.abby.com/company/news/genai-survey-2025-manufacturing/>
- Adnkronos. (2025, Ottobre 7). *SaidText lancia il 1° Copilota Operativo, con IA trasforma la voce in intelligence aziendale*. Tratto da <https://adnverify.adnkronos.com/ae2d2d35e0b2d818911f3a4892ff9b3df413c4e2b8e3d4e4c34580d5cafb48e/>
- AI4I. (2025). Tratto da <https://ai4i.it/>
- Akhilesh, S., & Deepika, S. (2025). Exploring Different Types of Artificial Intelligence Systems and Their Performance Outcomes. *The Bioscan*, 20(Supplement 2), 971-975. doi:10.63001/tbs.2025.v20.i02.S2.pp971-975
- annals of internal medicine. (2025, aprile 4). *annals of internal medicine*. Tratto da <https://www.acpjournals.org/doi/10.7326/ANNALS-24-03283>
- Aresta, S., Battista, P., & Salvatore, C. (2025). Digital phenotyping of Parkinson's disease via natural language processing. *npj Parkinson's Disease*. doi:10.1038/s41531-025-01050-8
- Aristotele. (s.d.). *analitici primi*.
- Benkirane, F. E., Crombez, V., Hilaire, Y., & Ruichek. (2025). Knowledge-driven deep learning approaches for computer vision tasks: A survey. 330. doi:10.1016/j.knosys.2025.114645
- Best Practice AI. (n.d.). *Enel is reducing operational and capital expenses by predicting maintenance and improving asset performance using machine learning*. Tratto da <https://bestpractice.ai/ai-use-cases/case-studies/energy-utilities/enel-is-reducing-operational-and-capital-expenses-by-predicting-maintenance-and-improving-asset-performance-using-machine-learning>
- BioPharm International. (2025). *Global Biopharma Index*. Tratto da Digital transformation in biopharma: The gap between hype and implementation.: <https://www.biopharminternational.com/view/report---digital-transformation-in->

biopharma-the-gap-between-hype-and-implementation

Bi-Rex. (2023). *Bi-Rex*. Tratto da <https://bi-rex.it/>

Black Book Research. (2025). *Governing Hospital AI 2026: Board-to-Bedside Accountability Guide*. Tratto da Black Book Research Insights:
file:///C:/Users/HP/Downloads/399UB_2026_Health_System_&_Hospital_AI_Governance_Resource_Guide.pdf

Boole, G. (1854). *An investigation of the Laws of Thought*.

Bresnahan, T. F., & Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies 'Engines of growth'? *Journal of Econometrics*, 65(1), 83. Tratto da [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01598-T](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01598-T)

Cedars-Sinai Newsroom. (2024, aprile 10). *Cedars-Sinai*. Tratto da <https://www.cedars-sinai.org/newsroom/cedars-sinai-joins-40-health-systems-in-white-house-effort-on-ai>

Comitato europeo per la protezione dei dati. (2024, Dicembre 18). Tratto da https://www.edpb.europa.eu/news/news/2024/edpb-opinion-ai-models-gdpr-principles-support-responsible-ai_en

Commissione Europea. (2020, febbraio 19). *white paper On Artificial Intelligence*. Brussels. Tratto da https://commission.europa.eu/document/download/d2ec4039-c5be-423a-81ef-b9e44e79825b_en?filename=commission-white-paper-artificial-intelligence-feb2020_en.pdf&prefLang=it

Commissione Europea. (s.d.). *european commission*. Tratto da https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai?utm_source=chatgpt.com#1720699867912-0

Confindustria. (2025). *l'intelligenza artificiale per il sistema Italia*. Tratto da <https://public.confindustria.it/repository/2025/06/19100744/documenti-lintelligenza-artificiale-per-Report-IA-per-il-Sistema-Italia.pdf>

Edara, R., Khare, A., Atreja, A., Awasthi, R., & Highum, B. (2026). *Artificial Intelligence in Healthcare: 2025 Year in Review*. doi:10.64898/2026.02.23.26346888

Emmanouilidis, C., Waschull, S., & Zotelli, J. (2025). Integrating Knowledge and Data-Driven Artificial Intelligence for Decisional Enterprise Interoperability. *Innovative Intelligent Industrial Production and Logistics: IN4PL 2024 Proceedings*. Springer.
doi:10.1007/978-3-031-80775-6_26

- Enel S.p.A. (n.d.). *L'intelligenza artificiale e i vantaggi per l'energia*. Tratto da Enel Learning Hub.: <https://www.enel.com/it/learning-hub/innovazione/intelligenza-artificiale>
- ENISA. (2021). *European Union Agency for Cybersecurity*. Tratto da ENISA Threat Landscape: <https://www.enisa.europa.eu/sites/default/files/publications/ENISA%20Threat%20Landscape%202021.pdf>
- Federal Reserve. (2026, Aprile 3). *Monitoring AI Adoption in the US Economy*. Board of Governors of the Federal Reserve System. Tratto da <https://www.federalreserve.gov/econres/notes/feds-notes/monitoring-ai-adoption-in-the-u-s-economy-20260403.html>
- Feigenbaum, E. A., Buchanan, B. G., & Lederberg, J. (s.d.). *Stanford university*. Tratto da On Generality and Problem Solving.: <https://stacks.stanford.edu/file/druid:zr438xj0026/zr438xj0026.pdf>
- Filippucci, F., Gal, P., Laengle, K., & Schief, M. (2025). *Macroeconomic productivity gains from Artificial Intelligence in G7 economies*. OECD Publishing. Tratto da https://www.oecd.org/en/publications/macroeconomic-productivity-gains-from-artificial-intelligence-in-g7-economies_a5319ab5-en.html
- Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana. (2025, Settembre 23). Tratto da https://www.gazzettaufficiale.it/atto/vediMenuHTML?atto.dataPubblicazioneGazzetta=2025-09-25&atto.codiceRedazionale=25G00143&tipoSerie=serie_generale&tipoVigenza=originario
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*.
- Google DeepMind. (2026, Marzo 16). *Measuring Progress Toward AGI: A Cognitive Framework*. Tratto da <https://storage.googleapis.com/deepmind-media/DeepMind.com/Blog/measuring-progress-toward-agi/measuring-progress-toward-agi-a-cognitive-framework.pdf>
- Halamka, J., & Cerrato, P. (2024, Ottobre 18). *Deployment is King*. Tratto da Mayo Clinic Platform: <https://www.mayoclinicplatform.org/2024/10/18/deployment-is-king/>
- Hržica, R., Debelak, K., & Pevcin, p. (2025, Agosto 17). *A Dual-Level Model of AI Readiness in the Public Sector*. Tratto da <https://doi.org/10.3390/systems13080705>
- IBM. (s.d.). Tratto da IBM security: <https://www.ibm.com/it-it/think/topics/artificial->

intelligence-types

IBM. (s.d.). Tratto da International Business Machines Corporation: <https://www.ibm.com/it-it/think/topics/explainable-ai>

IIoT World. (2026, Marzo 6). *il paradosso della predisposizione ai dati: perché i produttori più piccoli sono più preparati a implementare l'IA su larga scala*. Tratto da IIoT World: <https://www.iiot-world.com/smart-manufacturing/the-data-readiness-paradox-why-smaller-manufacturers-are-primed-to-scale-ai-faster/>

Innovation Post. (2025, Giugno 6). *SaidText, il copilota operativo che sfrutta la voce per migliorare l'efficienza*. Tratto da <https://www.innovationpost.it/attualita/ricerca-e-innovazione/saidtext-il-copilota-operativo-che-sfrutta-la-voce-per-migliorare-lefficienza/>

IRCCS Maugeri. (2025, Luglio 22). *IRCCS Maugeri (Istituti Clinici Scientifici Maugeri)*. Tratto da <https://icsmaugeri.it/notizie/parkinson-iuss-di-pavia-e-irccs-maugeri-bari-guidano-lo-studio-che-anticipa-la-diagnosi-con-l-ai>

IT4LIA AI Factory. (2026, Gennaio 17). *Intelligenza Artificiale in Italia: il 65% delle organizzazioni ha progetti AI bloccati per mancanza di competenze*. Tratto da <https://it4lia-aiactory.eu/it/notizie/intelligenza-artificiale-italia-65-progetti-ai-bloccati-competenze/>

Japan AI Safety Institute (AISI). (2026, Febbraio 5). Tratto da https://aisi.go.jp/output/output_information/260205/

KNOLSKAPE. (2025). *Workforce Insights 2025: Manufacturing Industry – Roadmap for Transforming Manufacturing Talent in the AI-Age*. Tratto da KNOLSKAPE Insights Centre: <https://old-website.knolskape.com/insights/workforce-insights-2025-manufacturing-industry-roadmap-for-transforming-manufacturing-talent-in-the-ai-age/>

Lazarević, M., & Obrecht, M. (2026, Gennaio 15). Artificial Intelligence and Sustainability in Industry 4.0 and 5.0: Trends, Networks of Leading Countries and Evolution of the Research Focus. *Sustainability*, 877. doi:10.3390/su18020877

Leitner, G., & Singh, J. (2024, Maggio). *Banca centrale europea*. Tratto da https://www.ecb.europa.eu/press/financial-stability-publications/fsr/special/html/ecb.fsrart202405_02~58c3ce5246.fr.html?utm_source=chatgpt.com

Leonardo S.P.A. (2026a). Tratto da <https://www.leonardo.com/it/innovation-technology>

- Leonardo S.P.A. (2026b). Tratto da <https://www.leonardo.com/en/focus-detail/-/detail/polo-genova>
- Managed Healthcare Executive. (2026, Aprile 1). *AI use rises in health systems, but many patients still struggle to access care*. Tratto da Managed Healthcare Executive: <https://www.managedhealthcareexecutive.com/view/ai-use-rises-in-health-systems-but-many-patients-still-struggle-to-access-care>
- Matta, D. (2025). *From Thresholds to Trajectories: The AGI Capability Maturity Model™ for Artificial General Intelligence*. PhilArchive. doi:10.5281/zenodo.17958749
- Mayo Clinic News Network. (2021, aprile 14). *Mayo Clinic*. Tratto da <https://newsnetwork.mayoclinic.org/discussion/mayo-clinic-launches-new-technology-platform-ventures-to-revolutionize-diagnostic-medicine/>
- McKinsey & Co. (2025, Ottobre 23). Tratto da McKinsey & Company: <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/global-banking-annual-review>
- Microsoft Learn. (2025). *Microsoft learn*. Tratto da <https://learn.microsoft.com/en-ie/training/modules/embrace-responsible-ai-principles-practices/4-design-system-ai-governance>
- Ministry of Economic Affairs and Employment. (2022, dicembre 1). Tratto da valtioneuvosto: <https://julkaisut.valtioneuvosto.fi/server/api/core/bitstreams/665ed417-4ea6-4ca6-96ef-3df28201a4e0/content>
- Mustafa Suleyman, M. B. (2024). *L'onda che verrà*. (F. Zago, Trad.) garzanti.
- National Cancer Institute. (2025). Tratto da National Cancer Institute: <https://www.prevention.cancer.gov/funding-and-grants/funded-grants/R01CA289249>
- Nature Publishing Group. (2024). *npj Digital Medicine*. Tratto da <https://www.nature.com/articles/s41746-024-01213-6>
- Norvig, P., & Russell, S. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*.
- Parlamento Europeo. (2025, Ottobre 30). *Interplay between the AI Act and the EU digital legislative framework*. Tratto da [https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/ECTI_STU\(2025\)778575](https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/ECTI_STU(2025)778575)
- Policlinico Gemelli. (2026, Aprile 1). *Angioplastica coronarica guidata dall'intelligenza artificiale: al Gemelli primo caso in Italia*. Tratto da Policlinico Universitario A.

- Gemelli IRCCS: <https://www.policlinicogemelli.it/news-eventi/angioplastica-coronarica-guidata-dallintelligenza-artificiale-al-gemelli-primo-caso-in-italia/>
- ProPublica. (2016, Maggio 23). *Machine Bias*. Tratto da <https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing>
- Regolamento (UE) 2016/679. (s.d.). Tratto da Garante Privacy: <https://www.garanteprivacy.it/documents/10160/0/Regolamento+UE+2016+679.+Arricchito+con+riferimenti+ai+Considerando+Aggiornato+alle+rettifiche+pubblicate+sulla+Gazzetta+Ufficiale++dell%27Unione+europea+127+del+23+maggio+2018>
- Regolamento (UE) 2024/1689. (s.d.). Tratto da https://www.europeanrights.eu/public/norme_europee/Regolamento_Ue_su_intelligenza-artificiale.pdf
- Reis, M., Reis, F., & Kunde, W. (2025, Luglio 17). Public Perception of Physicians Who Use Artificial Intelligence. *JAMA Network Open*. doi:10.1001/jamanetworkopen.2025.21643
- Riverbed. (2026, Marzo 4). *Riverbed*. Tratto da Riverbed Study Reveals Manufacturing Organizations Doubled AI Investment: <https://www.riverbed.com/fr/press-releases/riverbed-study-reveals-manufacturing-organizations-doubled-ai-investment/>
- Rogers, E. M. (1983). *Diffusion of innovations* (3rd ed.). new york: The Free Press. Tratto da <https://teddykw2.wordpress.com/wp-content/uploads/2012/07/everett-m-rogers-diffusion-of-innovations.pdf>
- Rome Business School. (2023). *Rome Business School*. Tratto da <https://romebusinessschool.com/it/blog/limpatto-dellintelligenza-artificiale-in-italia-dalla-finanza-alla-sanita/>
- SaidText. (2025). *The AI Co-Pilot for industrial efficiency*. Tratto da Saidtext.com: <https://www.saidtext.com/>
- Samoili, S., Lopez Cobo, M., Delipetrev, B., Martinez-Plumed, F., Gomez Gutierrez, E., & De Prato, G. (2021). *AI Watch. Defining Artificial Intelligence 2.0: Towards an operational definition and taxonomy for the AI landscape*. Publications Office of the European Union. doi: 10.2760/019901
- Simon, H. A., & Newell, A. (1972). *Human problem solving*.

- Stanford University. (2026). *Artificial Intelligence Index Report 2026*. Stanford University.
Tratto da https://hai.stanford.edu/assets/files/ai_index_report_2026.pdf
- StartupItalia. (2025, Ottobre 28). Tratto da <https://startupitalia.eu/tech/gigafactory-su-ai-in-italia-dove/>
- TahawulTech. (2026, febbraio 15). *TahawulTech.com*. Tratto da
<https://www.tahawultech.com/interviews/mayo-clinic-platform-advances-collaborative-model-for-ai-in-healthcare/>
- Tornatzky, L., & Fleischer, M. (1990). *The Processes of Technological Innovation*. Lexington Books.
- Treccani. (s.d.). Tratto da <https://www.treccani.it/enciclopedia/intelligenza-artificiale/>
- Turing, A. (1950). *Computing Machinery and Intelligence*.
- UNESCO. (2021, novembre 23). Tratto da www.unesco.org:
<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000381137>
- Università di Cagliari. (2025, Luglio 1). *Enel Innothon 2025*. Tratto da
https://web.unica.it/unica/page/it/enel_innothon_2025
- Università di Padova. (2026, Febbraio 23). *Meeting di progetto COMMIS5.0: Intelligenza Artificiale generativa al servizio della Manifattura 5.0*. Tratto da
<https://upto.dei.unipd.it/2026/02/23/meeting-di-progetto-commis5-0-intelligenza-artificiale-generativa-al-servizio-della-manifattura-5-0/>
- Volkov Law Group. (2025, Agosto 14). Tratto da <https://blog.volkovlaw.com/2025/08/ai-governance-best-practices-part-ii-of-ii/>
- World Health Organization/Europe. (2026, Aprile 20). *Artificial intelligence is reshaping health systems: state of readiness across the European Union*. World Health Organization.
Tratto da <https://www.who.int/europe/news/item/20-04-2026-new-who-europe-report-provides-first-ever-snapshot-of-ai-in-health-care-across-european-union-member-states>

RINGRAZIAMENTI

Desidero ringraziare tutte le persone che, in modi diversi hanno accompagnato e sostenuto il mio percorso fino a questo importante traguardo.

Un ringraziamento speciale va alla mia famiglia, presenza costante in ogni fase della mia vita. Grazie per il sostegno continuo e incondizionato, per la pazienza e la fiducia che non mi avete mai fatto mancare. Siete stati ancora una volta la mia forza più grande.

A mamma e papà, il mio ringraziamento più grande va a voi, che siete il principio di ogni mio traguardo. Grazie per i vostri sacrifici e per aver creduto in me in ogni momento, guidandomi con i vostri insegnamenti verso la donna che sono diventata.

A mia sorella, per esserci sempre stata e ai miei nipotini, Christian e Sofia: anche se a volte siete dei simpatici rompiscatole siete la ricarica di energia più bella nei momenti di stanchezza. Siete la parte più dolce di questo cammino.

Ad Alessandro, il mio futuro. Grazie, perché in così poco ti sei fatto strada nel mio cuore. Grazie per essere stato al mio fianco in quest'ultimo tratto di strada rendendo i momenti difficili più leggeri e quelli di gioia infinitamente più grandi. Ti amo.

Agli amici di sempre e a quelli incontrati lungo il cammino: grazie per aver condiviso ansie e fatiche ma soprattutto sorrisi e leggerezza. Avete reso questo viaggio molto più bello. E sì, so bene che state leggendo solo queste pagine per cercare i vostri nomi: questa volta ci siete anche voi!

Infine, un ultimo grande grazie lo devo a me stessa. Grazie per la determinazione e la forza che ho saputo trovare lungo la strada, per non aver mollato mai e per aver imparato, passo dopo passo, a essere fiera di me.