LUISS

Economia e Management

Cattedra Business Integrity: Compliance Penale e Adeguatezza Organizzativa

Business Integrity nell'ecosistema digitale: L'impatto dell'Intelligenza Artificiale su struttura, controllo e responsabilità

Luca Giustiniano
RELATORE

287471
CANDIDATO

Anno Accademico 2024/2025

Business Integrity nell'ecosistema digitale: L'impatto dell'Intelligenza Artificiale su struttura, controllo e responsabilità

Indice

3.1 L’impatto della digitalizzazione sul design organizzativo: determinazione, divisione e raggruppamento dei task

3.2 Intelligenza Artificiale e decision-making: logiche e forme

3.2.1 Confronto Intelligenza Artificiale vs decisore umano: specificità, velocità, replicabilità, interpretabilità

3.2.2 Tipologie decisionali uomo–Intelligenza Artificiale

3.2.3 Logiche di integrazione uomo–Intelligenza Artificiale

3.3 Effetti dell’Intelligenza Artificiale sulla Struttura Organizzativa

3.3.1 Effetti sulle variabili microstrutturali

3.3.2 Effetti sulle variabili macrostrutturali

3.4 Intelligenza Artificiale e Modello 231

3.4.1 L’impatto dell’Intelligenza Artificiale sulla responsabilità d’impresa e sull’evoluzione del Modello 231

3.4.2 L’applicazione dell’Intelligenza Artificiale al Modello Organizzativo 231: verso l’audit intelligente

---

4. Conclusioni: sfide, limiti della tesi e piste di ricerca futura

4.1 Rischi emergenti e sfide per una governance responsabile dell’Intelligenza Artificiale

4.2 Limiti della tesi e piste di ricerca futura

4.3 Considerazioni finali

1. Introduzione, obiettivi e metodologia della ricerca

1.1 Introduzione

Negli ultimi anni, l'Intelligenza Artificiale (IA) si è affermata come una delle principali leve di trasformazione dei sistemi economici e organizzativi, incidendo in modo trasversale sui processi produttivi, decisionali e di controllo. L'adozione di tecnologie basate su machine learning, sistemi di raccomandazione, analisi predittiva e IA generativa non si limita infatti a introdurre strumenti più efficienti, ma modifica in profondità il modo in cui le organizzazioni raccolgono informazioni, prendono decisioni, coordinano le attività e attribuiscono responsabilità.

In ambito organizzativo, l'IA interviene su più livelli. Da un lato, essa ridefinisce la microstruttura del lavoro, incidendo sulla natura dei compiti, sulla loro divisione e sul grado di autonomia degli attori coinvolti. Dall'altro, produce effetti rilevanti sulla macrostruttura organizzativa, influenzando meccanismi di coordinamento, sistemi di controllo e modelli di governance. Parallelamente, l'integrazione crescente di sistemi intelligenti nei processi decisionali solleva interrogativi di natura etica, giuridica e organizzativa, in particolare in relazione alla trasparenza degli algoritmi, alla gestione dei bias e alla possibilità di attribuire responsabilità in contesti caratterizzati da automazione e delega tecnologica.

Questo quadro di trasformazione assume una rilevanza specifica nel contesto italiano, alla luce del D.Lgs. 231/2001 e dei modelli di organizzazione, gestione e controllo (MOGC), che attribuiscono alle imprese una responsabilità diretta per la prevenzione dei reati e per l'adeguatezza dei presidi organizzativi adottati. L'introduzione dell'IA nei processi aziendali non rappresenta soltanto un fattore di innovazione tecnologica, ma incide sulla capacità dell'organizzazione di prevenire, monitorare e governare i rischi, richiedendo un'evoluzione dei modelli di compliance e dei sistemi di controllo interno.

In questo contesto, la recente approvazione del Regolamento (UE) 2024/1689 sull'Intelligenza Artificiale (AI Act) e il dibattito normativo nazionale che ne accompagna l'attuazione rafforzano l'esigenza di riflettere sul rapporto tra IA,

organizzazione e responsabilità d'impresa. L'IA emerge così non solo come strumento operativo, ma come elemento strutturale che ridefinisce i confini tra decisione umana e automatizzata, tra efficienza e controllo, tra innovazione e accountability.

1.2 Quesito di ricerca e obiettivi della tesi

Alla luce di queste considerazioni, la presente tesi si propone di indagare in che modo l'Intelligenza Artificiale stia trasformando i modelli organizzativi e i sistemi di controllo delle imprese, con particolare attenzione alle implicazioni per la governance, il decision-making e la responsabilità d'impresa.

Il quesito di ricerca che ha guidato il lavoro è stato formulato come segue: **in che modo l'adozione dell'Intelligenza Artificiale incide sulla struttura organizzativa, sui processi decisionali e sui modelli di controllo, e quali sono le implicazioni di tali trasformazioni per la responsabilità d'impresa e per l'evoluzione del Modello 231?**

A partire da questo interrogativo generale, la tesi persegue tre obiettivi principali. In primo luogo, analizzare l'impatto dell'IA sul design organizzativo, distinguendo tra effetti sulla microstruttura, sulla macrostruttura e sui meccanismi di coordinamento e controllo. In secondo luogo, esaminare come l'IA modifichi le logiche del decision - making organizzativo, attraverso nuove forme di interazione tra decisore umano e sistemi algoritmici, evidenziandone potenzialità e limiti. In terzo luogo, approfondire le implicazioni giuridico-organizzative dell'IA in relazione alla responsabilità d'impresa, con particolare riferimento al D.Lgs. 231/2001, ai modelli di compliance e ai rischi emergenti legati all'opacità algoritmica, ai bias e all'uso non governato delle tecnologie.

1.3 Metodologia della ricerca

La tesi adotta una metodologia di tipo qualitativo e teorico-concettuale, basata sull'analisi della letteratura accademica e normativa in ambito organizzativo, economico-aziendale, giuridico ed etico. In particolare, l'analisi teorica è affiancata dall'esame di casi applicativi e esempi tratti dalla letteratura, utilizzati per comprendere le dinamiche

organizzative in atto. Tali esempi consentono di illustrare concretamente come l'IA venga impiegata nei processi decisionali, nei sistemi di audit e nei modelli di controllo, evidenziandone effetti e criticità.

Attraverso questo approccio, la tesi mira a contribuire al dibattito sull'adozione responsabile dell'Intelligenza Artificiale nelle organizzazioni.

2. Quadro Teorico di Riferimento

2.1 Adeguatezza organizzativa e logica del fit: l'evoluzione della progettazione strutturale

2.1.1 Superamento della "one best way"

La tradizione classica del management, inaugurata dai contributi di Taylor e Fayol, si fondava sulla convinzione che esistesse un modello organizzativo universalmente valido per garantire efficienza e produttività. Tale visione, nota come one best way, trovava solide radici tanto nella razionalità burocratica weberiana (Weber, 1922/1978), quanto nella prospettiva ingegneristica della direzione scientifica, orientata alla ricerca di principi generali applicabili in qualunque contesto (Taylor, 1911; Fayol, 1916/1949).

A partire dagli anni Cinquanta, questa impostazione ha iniziato a essere sottoposta a severe verifiche empiriche, le quali hanno mostrato come non esista un modello unico, bensì una molteplicità di forme organizzative efficaci in contesti differenti (Hinings & Meyer, 2018). In particolare, la riflessione contemporanea riconosce che l'adeguatezza organizzativa va calibrata in relazione a tre elementi fondamentali che definiscono il setting: la natura dell'organizzazione (familiare, pubblica o privata), la sua dimensione e le attività svolte (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

L'approccio moderno alla progettazione organizzativa si articola inoltre in tre fasi tra loro interdipendenti: l'assessment delle performance, il design dell'organizzazione esistente (as is) e il change, inteso come ponte verso il modello futuro (to be). Queste fasi non si

susseguono secondo una logica lineare, bensì interagiscono in maniera euristica, poiché l'organizzazione è un sistema complesso e mutevole che richiede aggiustamenti continui (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

In questo quadro si collocano gli studi di Burns e Stalker (1961), che rappresentano una delle prime e più influenti applicazioni di un approccio monocontingente. Essi individuarono nell'incertezza ambientale la variabile critica che condiziona la struttura organizzativa, distinguendo due modelli idealtipici: l'organizzazione meccanica, considerata il best fit in contesti a bassa incertezza e caratterizzata da struttura verticale, cultura gerarchica, compiti routinari, strategia competitiva e sistemi formali; e l'organizzazione organica, più adatta ad ambienti turbolenti e incerti, contraddistinta da struttura orizzontale, cultura adattiva, strategia collaborativa, condivisione della conoscenza e arricchimento delle mansioni. Questa distinzione segnò un passaggio cruciale, poiché dimostrò come non vi fosse una soluzione organizzativa valida in assoluto, ma piuttosto una corrispondenza contingente tra assetto e condizioni ambientali.

2.1.2 Fit multicontingente

La teoria delle contingenze si è successivamente evoluta nella versione multicontingente, che supera l'idea di un unico fattore critico e riconosce come le organizzazioni debbano rispondere simultaneamente a più contingenze, quali ambiente, tecnologia, dimensione e strategia (Lawrence & Lorsch, 1967; Pugh, Hickson, Hinings, & Turner, 1968).

In questa prospettiva si inserisce il contributo di Jay Galbraith (1973), il quale, attraverso il modello della stella del design, ha ampliato il concetto di fit oltre la sola dimensione strutturale, includendo anche strategia, processi, persone e sistemi di ricompensa. Galbraith sottolinea che la coerenza organizzativa non può essere perseguita isolando singoli elementi, ma richiede un approccio sistemico in cui ciascuna variabile interagisce con le altre. A differenza della concezione unidirezionale proposta da Chandler (1962), che vedeva la strategia determinare la struttura, Galbraith mette in luce la natura

bidirezionale e interdipendente dei rapporti tra le diverse componenti, in piena sintonia con la complessità propria della logica multicontingente.

La conseguenza di tale impostazione è che non può esistere una risposta unica e universalmente valida. È invece necessario individuare, di volta in volta, le condizioni di allineamento preferibili tra i molteplici fattori in gioco. L'adeguatezza organizzativa può così essere letta lungo due dimensioni principali: efficienza ed efficacia. Alcune imprese, come Ryanair, tendono a privilegiare l'efficienza anche a costo di ridurre l'efficacia, adottando modelli più vicini alla logica meccanica; altre, come Emirates, enfatizzano l'efficacia sacrificando parte dell'efficienza, avvicinandosi a modelli di tipo divisionale. In altri casi, come nelle organizzazioni monopolistiche o nelle startup nelle prime fasi di vita, entrambe le dimensioni possono risultare deboli, poiché la strategia è ancora in via di definizione.

Un ulteriore contributo a questa prospettiva proviene dalla Information Processing View, secondo cui l'organizzazione può essere interpretata come un sistema che trasforma input(s) in output(s) per una pluralità di stakeholder (Galbraith, 1974). La capacità di information processing diventa tanto più cruciale quanto più elevata è l'incertezza ambientale, e dipende da due fattori principali: la quantità (e qualità) delle informazioni disponibili e la capacità interna di elaborarle. Le leve gestionali per aumentare tale capacità includono l'autonomia concessa alle risorse (empowerment), lo span of control, il grado di divisione del lavoro e i relativi meccanismi di coordinamento (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

Infine, occorre sottolineare che la valutazione dell'adeguatezza organizzativa dipende anche dallo scope dell'analisi. Un'impresa multinazionale come Unilever può mostrare un livello di fit a livello corporate, mentre una sua filiale nazionale, come Unilever Italia, può presentare configurazioni differenti e altrettanto adeguate al proprio contesto specifico.

2.1.3 Il dilemma exploitation–exploration

Il dibattito sulla progettazione organizzativa non può prescindere dalla tensione tra stabilità ed efficienza da un lato, e cambiamento e innovazione dall'altro. James G. March (1991) ha introdotto due categorie concettuali che sintetizzano questo dilemma: exploitation ed exploration.

L'exploitation si riferisce allo sfruttamento sistematico delle competenze già possedute dall'organizzazione e comprende attività come standardizzazione, perfezionamento incrementale ed efficienza operativa. L'exploration, al contrario, riguarda attività di ricerca, innovazione e sperimentazione orientate alla scoperta di nuove opportunità (March, 1991).

Il bilanciamento tra queste due logiche costituisce una sfida critica. Un'eccessiva enfasi sull'exploitation conduce a rigidità e rischio di "competence trap", mentre un eccesso di exploration può generare dispersione e "failure trap" (March, 1991). È dunque fondamentale mantenere un equilibrio dinamico, sebbene complesso, tra sfruttamento ed esplorazione.

Il modello di Miles e Snow (1978) può essere letto in continuità con questa prospettiva. I due autori propongono quattro tipologie strategiche che mostrano come le organizzazioni si posizionino lungo l'asse exploitation–exploration, configurando assetti strutturali coerenti con i loro orientamenti.

La prima tipologia è quella del Defender caratterizzata da alta exploitation e bassa exploration. Imprese che difendono un dominio stabile, privilegiando efficienza e controllo.

La seconda tipologia è quella del Prospector caratterizzata da alta exploration e bassa exploitation. Organizzazioni orientate all'innovazione continua, che sperimentano nuovi mercati e prodotti.

Un’altra tipologia è quella del Reactor distinta da bassi livelli di exploitation ed exploration. Organizzazioni prive di coerenza strategica, che reagiscono passivamente ai mutamenti ambientali.

L’ultima tipologia è quella dell’Analyzer qualificata da alti livelli sia di exploitation sia di exploration. Imprese che difendono il core business ma aprono spazi all’innovazione selettiva.

Il modello mostra chiaramente come le scelte strategiche siano legate a logiche di fit multicontingente, in cui più fattori (ambiente, tecnologia, dimensione) interagiscono con la struttura organizzativa (Miles & Snow, 1978). Le strategie ibride, riconducibili alla tipologia Analyzer, sono particolarmente rilevanti. In esse il bilanciamento tra exploitation ed exploration raramente si realizza in forma perfettamente simmetrica, dando luogo a due varianti:

Ibrida proattiva in cui è prevalente l’exploitation. Le imprese adottano schemi consolidati e si basano spesso sul benchmarking.

Ibrida innovativa in cui prevale invece l’exploration. Le organizzazioni investono fortemente in innovazione pur sfruttando asset standardizzati.

2.2 Macrostruttura, Microstruttura e Idealtipi Organizzativi

Le quattro tipologie strategiche di Miles e Snow trovano corrispondenza in altrettanti idealtipi macrostrutturali che rappresentano modelli analitici, elaborati per semplificare e classificare la varietà delle configurazioni organizzative riscontrabili nella realtà. Seguendo un’impostazione weberiana, essi non vanno intesi come descrizioni fedeli di organizzazioni esistenti, bensì come astrazioni che catturano tratti ricorrenti e distintivi. Nella pratica, infatti, le imprese adottano quasi sempre soluzioni ibride, adattando e combinando i principi tipici dei modelli ideali. Tuttavia, la costruzione di questi schemi rimane fondamentale, poiché fornisce una lente utile per analizzare il legame tra strategia, struttura e contingenze ambientali. (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

2.2.1 Gli idealtipi di macrostruttura

Gli idealtipi di macrostruttura maggiormente riconosciuti in letteratura sono quattro: struttura semplice, funzionale, divisionale e matriciale. Ognuno di essi presenta logiche di funzionamento, vantaggi e limiti specifici.

La struttura semplice rappresenta la configurazione più elementare, tipica di organizzazioni di piccole dimensioni o di imprese nelle fasi iniziali di vita. Essa si caratterizza per un basso grado di formalizzazione, un organigramma spesso poco definito e un forte accento sulla leadership imprenditoriale. Il coordinamento si basa prevalentemente su relazioni dirette e informali, mentre le procedure standardizzate sono ridotte al minimo.

Dal punto di vista strategico, questa configurazione riflette la logica del Reactor di Miles e Snow: l'organizzazione non possiede ancora una direzione strategica chiara e reagisce in maniera contingente agli stimoli dell'ambiente. I vantaggi principali consistono nell'estrema flessibilità e nella rapidità decisionale. Tuttavia, al crescere della dimensione e della complessità, la struttura semplice tende a mostrare forti limiti di coordinamento e controllo, con sovraccarico informativo al vertice e difficoltà nel garantire stabilità operativa. (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

Con la crescita dimensionale e la stabilizzazione delle attività, le imprese tendono ad adottare la struttura funzionale (detta anche U-Form). In questo assetto, le attività vengono raggruppate secondo le principali funzioni aziendali (produzione, marketing, finanza, risorse umane), con catene gerarchiche verticali. La logica sottostante è quella della specializzazione del lavoro, che permette di conseguire economie di scala e di apprendimento, aumentando l'efficienza e il controllo dei processi. Tale modello è

particolarmente adatto ad aziende monobusiness o che operano in settori caratterizzati da tecnologie relativamente stabili e mercati omogenei.

Dal punto di vista strategico, la U-Form si associa al tipo Defender, orientato all'exploitation: l'obiettivo è sfruttare al massimo le risorse esistenti, minimizzare i costi e consolidare la posizione competitiva. Tuttavia, la struttura funzionale presenta alcuni svantaggi significativi. Il più noto è il cosiddetto "silos effect", ovvero la tendenza delle diverse funzioni a operare come compartimenti separati, riducendo la comunicazione orizzontale. Questo può produrre sovraccarico informativo al vertice, poiché il coordinamento tra le funzioni è centralizzato, e può portare a fenomeni di over-burocratizzazione se la formalizzazione viene esasperata. (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

La struttura divisionale (M-Form) rappresenta un passaggio cruciale nell'evoluzione organizzativa. In questo modello, l'organizzazione si articola in divisioni autonome, ciascuna responsabile di un prodotto, di un mercato o di un'area geografica. Ogni divisione può essere considerata come una micro-impresa, con propri obiettivi, risorse e risultati. Il vertice direzionale mantiene funzioni di coordinamento strategico e allocazione delle risorse, ma delega gran parte delle decisioni operative alle divisioni. La M-Form è coerente con la strategia del Prospector, caratterizzata da alta exploration. Infatti, consente di sperimentare nuovi mercati e prodotti, adattandosi più facilmente alle esigenze specifiche dei clienti e agli stimoli ambientali. Tuttavia, la divisionale comporta costi di duplicazione (ogni divisione tende ad avere le proprie funzioni di supporto) e rischi di perdita di economie di scala. Inoltre, se la diversificazione è molto correlata, diventa necessario sviluppare meccanismi di coordinamento intradivisionali e relazioni trasversali per evitare dispersione e inefficienze. (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

La struttura matriciale rappresenta l'idealtipo più complesso, che cerca di combinare simultaneamente criteri funzionali e divisionali. In essa, i lavoratori e i manager riportano a più di un responsabile (ad esempio, sia a un capo funzionale sia a un capo di progetto o di prodotto), dando luogo a una duplice catena di autorità.

La matrice nasce per rispondere a contesti caratterizzati da elevata incertezza e complessità, in cui le imprese devono conciliare esigenze contrapposte: efficienza e specializzazione da un lato (exploitation), flessibilità e innovazione dall'altro (exploration). Essa si collega dunque alla strategia Analyzer, ibrida per definizione, che cerca di bilanciare stabilità e cambiamento.

Si distinguono due varianti principali: la functional matrix, nella quale il criterio funzionale rimane dominante: è tipica delle organizzazioni ibride proattive, che mantengono un forte focus sull'exploitation ma aprono spazi limitati per l'exploration; la global matrix, che combina criteri geografici e di prodotto, adatta a organizzazioni ibride innovative e multinazionali, dove l'investimento nell'innovazione e nell'espansione internazionale è consistente.

2.2.2 Dalla macro alla microstruttura

Le macrostrutture idealtipiche discusse fino a questo punto condizionano inevitabilmente le scelte di microdesign, poiché determinano sia il fabbisogno di coordinamento sia la capacità di elaborazione informativa richiesta (Galbraith, 1974; Mintzberg, 1979). Ne consegue che, in linea di principio, a ciascun idealtipo macro corrisponde un idealtipo micro coerente, secondo un criterio di coerenza sistemica che verrà approfondito nelle sezioni seguenti.

Il livello micro dell'organizzazione riguarda il modo in cui le attività vengono effettivamente disaggregate e aggregate nelle posizioni organizzative. Due concetti chiave costruiscono il ponte con la macrostruttura: responsibility e accountability. La responsibility è l'assegnazione formale di un compito a una o più posizioni, e può quindi essere condivisa. L'accountability invece è la titolarità del risultato associato a un compito o a una mansione; essa non può essere condivisa né delegata e deve essere assegnata a un solo responsabile, come nel caso del direttore marketing che risponde dei risultati della funzione (Bovens, 2006, 2010).

Il ponte tra macro e micro può essere costruito secondo un approccio top-down o bottom-up. Nel primo caso, tipico delle pubbliche amministrazioni, si parte dalle norme o dal

vertice per poi discendere fino alle singole posizioni e compiti. Questo garantisce una copertura sistematica ma rischia di rendere i processi poco pratici e rigidamente vincolati alle configurazioni esistenti. Nel secondo caso, proprio dei programmi di Business Process Redesign, si parte dall'osservazione dell'"as is" e si procede verso il "to be" attraverso le fasi di assessment, design e change. Tale approccio è più analitico ma rischia di cristallizzare inefficienze locali. La soluzione più efficace è spesso un approccio misto, che combina i vantaggi dei due orientamenti. (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

Entrambi gli approcci, pur con i loro vantaggi e limiti, conducono in ultima istanza all'identificazione dell'elemento non ulteriormente scomponibile, ossia il task o compito. È il task a costituire l'unità elementare della microstruttura, la base su cui costruire mansioni e, quindi, posizioni organizzative. Individuare i task non è un esercizio puramente analitico, ma un passaggio necessario per comprendere il funzionamento dell'organizzazione nel suo insieme. Infatti, il fine ultimo della progettazione organizzativa non è solo il coordinamento tra unità organizzative (obiettivo tipico del livello macro) ma anche il coordinamento tra compiti, che riguarda invece la dimensione micro. In questa prospettiva, la microstruttura si configura come il livello in cui si decide come i compiti debbano essere aggregati in mansioni, e come queste, a loro volta, debbano interagire tra loro per garantire l'integrazione complessiva del sistema.

La microstruttura deve tener conto della stratificazione dei ruoli, che include la categoria legale (come dirigente o impiegato), la qualifica (alla quale è agganciato il livello retributivo) e la mansione. Inoltre, il disegno micro deve essere calibrato sul carico di lavoro: i volumi attesi, stimati in fase di assessment, e quelli effettivi, misurati in esecuzione. Situazioni di overload o underload suggeriscono la necessità di ricalibrare le posizioni. (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

Il coordinamento rappresenta la finalità ultima della microstruttura. In chiave orizzontale esso si realizza attraverso i processi organizzativi, ossia sequenze di fasi e decisioni che collegano input e output. La normazione dei processi produce procedure, che in ambito

normativo italiano, come nel D.Lgs. 231/2001, si distinguono dai protocolli: questi ultimi fissano principi e valori, mentre le procedure specificano chi fa che cosa, con quali modalità e controlli.

Le modalità di coordinamento dei processi organizzativi possono essere comprese alla luce di alcuni contributi classici. Woodward (1965) ha mostrato come i compiti possano essere suddivisi in base al modo in cui si raggiunge l'output: produzione per unità, produzione di massa e produzione per processi. Nonostante l'intensità tecnologica cresca lungo questa sequenza, le esigenze di coordinamento nelle produzioni per unità e per processi risultano simili, mentre differiscono sensibilmente da quelle tipiche della produzione di massa, in cui il flusso standardizzato richiede un forte apparato di regole e procedure.

A complemento, Thompson (1967) ha spostato l'attenzione non sulle persone, ma sulle interdipendenze tra compiti. Egli distingue interdipendenze generiche, sequenziali, reciproche e, in casi estremi, confliggenti. L'intensità dell'interdipendenza aumenta passando dalle forme generiche, caratterizzate da un grado minimo di connessione, a quelle reciproche, che richiedono un coordinamento massimo. A ciascuna tipologia corrisponde un diverso meccanismo di design: le interdipendenze generiche si governano mediante standard, quelle sequenziali tramite programmi (un esempio è il just-in-time), mentre le interdipendenze reciproche e quelle confliggenti richiedono mutuo aggiustamento, ossia forme di coordinamento più complesse basate su negoziazione e capacità di mediazione.

Infine, Scott e Lewis (2015) hanno proposto un ulteriore affinamento, introducendo le variabili di complessità, intesa come numero e varietà di elementi e di incertezza, ossia la ripetitività o meno delle attività rispetto al passato. La combinazione di complessità e incertezza produce la variabilità dei compiti. Incrociando variabilità e intensità delle interdipendenze, è possibile ricondurre i diversi scenari a quattro configurazioni microstrutturali: la microstruttura disciplinata, la microstruttura burocratica, la microstruttura modulare, e la microstruttura reticolare, propria di contesti con alta

variabilità e alti livelli di interdipendenza. (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

2.2.3 Configurazioni microstrutturali

La microstruttura disciplinata si riscontra quando i compiti hanno bassa variabilità e scarse interdipendenze. In tali contesti il coordinamento può essere affidato a standard e supervisione diretta, e il fabbisogno informativo rimane contenuto. Questa configurazione è coerente con la struttura semplice o con forme funzionali molto snelle e si osserva frequentemente in piccole imprese, negozi o studi professionali.

La microstruttura burocratica si manifesta in contesti di bassa variabilità ma di interdipendenze sequenziali. Qui gli output di una posizione diventano input per un'altra, creando catene operative che richiedono regole, programmi e forte standardizzazione. L'impiego di tecnologie informatiche consente di alleggerire i flussi informativi, rendendo più efficiente il coordinamento. Questa microstruttura trova coerenza con la U- Form funzionale, tipica di settori con processi ripetitivi, come le catene fast-food o le industrie manifatturiere con produzioni seriali.

La microstruttura modulare si riscontra quando i compiti sono molto variabili ma poco interdipendenti. In questi casi il coordinamento avviene soprattutto attraverso la misurazione dei risultati, con moduli o unità relativamente autonome e orientate a output differenti. La corrispondenza macro è con la struttura divisionale o M-Form, che suddivide l'organizzazione in business unit autonome. Questo assetto è frequente in aziende diversificate, come quelle del settore software che producono applicazioni molto diverse per mercati distinti.

La microstruttura reticolare, infine, si presenta quando i compiti sono ad alta variabilità e contemporaneamente ad alta interdipendenza. In tali condizioni il coordinamento richiede mutuo aggiustamento, team interfunzionali, ruoli di collegamento e sistemi informativi avanzati. Il fabbisogno di information processing è massimo e i processi decisionali

rischiano di rallentare per l'elevato numero di attori coinvolti, generando il cosiddetto "*jello effect"*. Questo tipo di microstruttura è coerente con la struttura matriciale, adottata dalle organizzazioni che perseguono strategie ibride e operano in contesti complessi e internazionali. (Cunha, Clegg, Gaim, & Giustiniano, 2022; Giustiniano, 2019; Griffith, Majchrzak, & Giustiniano, 2023).

2.3 Compliance, responsabilità d'impresa e MOGC 231

2.3.1 Dalla teoria alla norma: genesi della responsabilità degli enti

L'elaborazione teorica della colpa di organizzazione costituisce la premessa imprescindibile per comprendere la genesi e la struttura della responsabilità da reato degli enti in Italia. È nella dottrina penalistica tedesca che si rinviene la prima sistematizzazione del concetto: a partire dagli anni Ottanta, Claus Tiedemann ha elaborato la categoria dell'*Organisationsverschulden*, intesa come rimprovero rivolto all'ente non già per il fatto materiale commesso da una persona fisica al suo interno, ma per la mancata predisposizione di un assetto organizzativo idoneo a prevenire i reati prevedibili nel contesto delle attività aziendali (Tiedemann, 1985). Tale impostazione si discosta radicalmente dal modello tradizionale di responsabilità penale, fondato sulla colpa o sul dolo del singolo, e introduce un parametro innovativo: l'organizzazione come luogo di imputazione autonoma della colpa. (Gullo, 2020)

Questo paradigma, inizialmente confinato alla riflessione dottrinale e a strumenti di autoregolazione privi di efficacia vincolante, si è progressivamente consolidato attraverso un processo di hardening della soft law. Negli anni Novanta, infatti, si assiste a un'espansione di codici etici aziendali, linee guida di corporate governance e strumenti di self-regulation che, pur non dotati di forza cogente, hanno diffuso l'idea che l'impresa sia responsabile della prevenzione dei rischi-reato mediante regole e controlli interni. A livello europeo e internazionale, la Convenzione PIF del 1995 per la tutela degli interessi finanziari dell'Unione e la Convenzione OCSE del 1997 sulla corruzione nelle transazioni economiche internazionali hanno segnato un passaggio decisivo, imponendo agli Stati l'introduzione di forme di responsabilità delle persone giuridiche. (Gullo, 2020)

È in questo contesto che prende corpo la transizione dalla mera autoregolamentazione alla responsabilità giuridica. Direttive e regolamenti europei hanno progressivamente introdotto obblighi specifici di trasparenza e controllo: dalla disciplina sugli appalti pubblici, che ha previsto cause di esclusione connesse a reati societari e corruttivi, alla direttiva 2014/95/UE (NFRD), che ha reso obbligatoria per le grandi imprese la rendicontazione non finanziaria, imponendo di rendere conto delle politiche di prevenzione dei rischi ambientali, sociali e di corruzione. Con la direttiva (UE) 2022/2464 (CSRD) tali obblighi sono stati estesi a una platea più ampia di imprese e resi più dettagliati, mentre con la direttiva (UE) 2024/1760 (CSDDD) l'Unione europea ha introdotto veri e propri doveri di due diligence lungo l'intera catena del valore, trasformando la responsabilità sociale d'impresa da raccomandazione etica a obbligo giuridico vincolante.

2.3.2 La colpa di organizzazione nella giurisprudenza italiana

In Italia, fino al 2001, l'orientamento dominante era improntato alla netta esclusione della responsabilità penale dell'ente collettivo. La giurisprudenza e la dottrina facevano riferimento al principio costituzionale di cui all'art. 27, secondo cui "la responsabilità penale è personale", traendone la conseguenza che un soggetto privo di fisicità non potesse essere titolare di colpevolezza in senso proprio. La prassi applicativa era, pertanto, quella di concentrare la risposta punitiva sulla persona fisica che aveva commesso il reato nell'interesse dell'ente, in particolare sugli amministratori, i dirigenti o i preposti. (Gullo, 2020)

La ratio di tale prassi si fondava su tre argomenti principali. In primo luogo, un argomento dogmatico, legato all'impossibilità di attribuire colpevolezza a un soggetto privo di volontà naturale. In secondo luogo, un argomento garantista, che mirava a evitare un'estensione analogica del diritto penale oltre i limiti posti dal principio di legalità, scongiurando responsabilità "per fatto altrui". In terzo luogo, un argomento pragmatico, per cui la repressione individuale era ritenuta sufficiente ad assicurare deterrenza e prevenzione generale. (Gullo, 2020)

Tale sistema, tuttavia, mostrava limiti evidenti. Da un lato, esso si rivelava inadeguato a fronteggiare fenomeni complessi di criminalità economica, in cui l'illecito non si esauriva nell'iniziativa del singolo, ma trovava radice in deficit organizzativi strutturali. Proprio questa insufficienza, unita agli obblighi derivanti dal diritto internazionale ed europeo, ha reso evidente la necessità di superare la tradizionale immunità dell'ente e di introdurre un sistema che rendesse la responsabilità organizzativa il fulcro della risposta punitiva.

Un passo decisivo nella definizione della colpa di organizzazione si deve all'elaborazione giurisprudenziale italiana, che ha progressivamente chiarito i criteri di imputazione della responsabilità degli enti. La prima occasione di sistematizzazione è rappresentata dal caso ThyssenKrupp (Cass., Sez. Un., 18 settembre 2014, n. 38343), relativo a un infortunio sul lavoro di enorme rilevanza mediatica e giuridica. Le Sezioni Unite, chiamate a pronunciarsi sulla responsabilità dell'ente ex d.lgs. 231/2001, hanno escluso che l'art. 6 contenesse un'inversione dell'onere della prova. Non spettava dunque all'ente dimostrare la propria innocenza mediante la prova dell'idoneità e dell'attuazione del modello, ma era compito dell'accusa fornire la prova positiva del difetto organizzativo, collegato causalmente al reato presupposto. In tal modo, la Corte ha restituito coerenza costituzionale al sistema, rifiutando l'idea di una responsabilità "per presunzione" e riaffermando la necessità di provare, al di là di ogni ragionevole dubbio, la mancanza di cautele organizzative idonee. La colpa di organizzazione emerge, in questo contesto, come categoria garantista: essa non opera come una mera presunzione di colpevolezza, ma come elemento costitutivo che deve essere dimostrato dalla pubblica accusa. (Gullo, 2020)

Il passo ulteriore è stato compiuto con la sentenza Impregilo bis (Cass., Sez. VI, 11 novembre 2021 – dep. 15 giugno 2022, n. 23401), che ha dato una sistematizzazione matura al concetto. In questa occasione la Corte ha ribadito che la colpa di organizzazione è il vero fondamento della responsabilità dell'ente, precisando le condizioni perché essa possa dirsi integrata. Tre sono gli snodi essenziali indicati: innanzitutto, il pubblico ministero deve individuare la specifica regola cautelare organizzativa che l'ente avrebbe dovuto adottare, non essendo sufficiente un generico riferimento a principi astratti di correttezza gestionale. In secondo luogo, occorre dimostrare la correlazione fra la regola

mancante o inidonea e il rischio concretizzatosi attraverso il reato-presupposto. Infine, deve essere ricostruito il cosiddetto comportamento alternativo lecito, ossia la plausibile dimostrazione che, ove la regola cautelare fosse stata adottata e attuata, l'illecito sarebbe stato evitato o la sua probabilità sensibilmente ridotta. (Gullo, 2020)

La decisione Impregilo bis segna un punto di svolta perché sancisce l'approdo a una concezione compiuta della colpa di organizzazione come categoria strutturale del diritto penale d'impresa. Il rimprovero non si fonda più soltanto sulla condotta di un singolo individuo che agisce nell'interesse o a vantaggio dell'ente, ma sul deficit dell'organizzazione nel suo complesso, misurato attraverso l'assenza di presidi specifici e concretamente esigibili. In tal senso, l'ente diventa destinatario di un dovere di organizzazione proporzionato ai rischi insiti nella propria attività, e la sua responsabilità discende dalla violazione di questo dovere. (Gullo, 2020)

Queste due sentenze, lette in continuità, hanno dunque disegnato la fisionomia dell'illecito "231": da un lato, il superamento della presunzione di responsabilità e la riaffermazione del principio accusatorio (ThyssenKrupp); dall'altro, la definizione puntuale della colpa di organizzazione come elemento costitutivo da dimostrare in concreto (Impregilo bis). Ciò ha permesso di ancorare il sistema alla logica garantista propria del diritto penale, ma al tempo stesso di valorizzare la funzione preventiva del modello organizzativo. La responsabilità dell'ente si configura così come responsabilità per fatto proprio, radicata nella qualità – o, più precisamente, nell'inadeguatezza – della sua organizzazione. (Gullo, 2020)

2.3.3 La struttura normativa del d.lgs. 231/2001

Dopo aver delineato, in sede dottrinale e giurisprudenziale, la centralità della colpa di organizzazione, è necessario soffermarsi sulla struttura normativa del D.Lgs. 231/2001, che rappresenta il contesto positivo entro cui questo concetto trova applicazione.

Il decreto si apre con l'articolo 1, che individua i soggetti destinatari: gli enti forniti di personalità giuridica e le società e associazioni anche prive di personalità giuridica, con l'esclusione dello Stato, degli enti pubblici territoriali e di altri enti di diritto pubblico. La

ratio di questa delimitazione è duplice. Da un lato, evitare conflitti con il principio costituzionale secondo cui la responsabilità penale è personale, circoscrivendo il campo d'applicazione agli enti che hanno una soggettività distinta dalle persone fisiche che li compongono. Dall'altro, preservare l'imparzialità e il buon andamento delle istituzioni pubbliche, sottraendole a responsabilità che potrebbero paralizzarne l'azione.

Gli articoli 2 e 3 recepiscono i principi cardine del diritto penale, sancendo che l'ente non può essere ritenuto responsabile se il fatto non era previsto come illecito al momento della sua commissione (principio di legalità) e che la legge successiva non ha effetto retroattivo, salvo che sia più favorevole (principio di irretroattività e *favor rei*). Con l'articolo 4, il legislatore estende la responsabilità agli enti con sede principale in Italia anche per i reati commessi all'estero, nel rispetto delle condizioni poste dal codice penale in materia di giurisdizione, così da evitare vuoti di tutela o fenomeni di impunità transnazionale.

Il cuore del sistema si trova però negli articoli 5, 6 e 7. L'articolo 5 definisce il criterio oggettivo di imputazione, stabilendo che l'ente risponde per i reati commessi, nel suo interesse o vantaggio, da persone che rivestono funzioni di rappresentanza, amministrazione o direzione (i cosiddetti apicali) oppure da soggetti sottoposti alla direzione o vigilanza di questi ultimi. In questa norma è già insita l'idea che la responsabilità dell'ente non si esaurisca nella mera commissione di un reato da parte di un individuo interno, ma dipenda dal collegamento funzionale tra l'illecito e l'organizzazione dell'impresa.

Gli articoli 6 e 7, speculari, disciplinano la dimensione soggettiva della responsabilità. Per gli apicali, la regola è che l'ente risponda, salvo che provi di avere adottato ed efficacemente attuato un modello di organizzazione, gestione e controllo idoneo a prevenire reati della specie di quello verificatosi. Per i sottoposti, la responsabilità si fonda invece sull'inosservanza degli obblighi di direzione e vigilanza da parte degli apicali. La ratio comune è evidente: responsabilizzare l'ente non in base a una responsabilità oggettiva per fatto altrui, ma in ragione di un deficit organizzativo, ossia della colpa di organizzazione.

L’articolo 8 ribadisce l’autonomia dell’illecito dell’ente, stabilendo che l’ente può essere chiamato a rispondere anche se l’autore del reato non sia stato identificato o se il reato sia estinto per cause diverse dall’amnistia. In tal modo si consolida la concezione secondo cui la responsabilità dell’ente non è meramente riflessa rispetto a quella della persona fisica, ma ha natura autonoma, ancorata alla qualità dell’organizzazione.

Il sistema sanzionatorio, delineato dagli articoli 9–13, è improntato a un equilibrio tra afflittività e funzione preventiva. La sanzione pecuniaria, sempre applicabile, è calcolata con il metodo delle quote, che consente di graduarla in base alla gravità del fatto e alla capacità economica dell’ente, realizzando una personalizzazione in chiave economico-patrimoniale. Le sanzioni interdittive quali l’interdizione dall’esercizio dell’attività, la sospensione o revoca di autorizzazioni e licenze, il divieto di contrarre con la pubblica amministrazione, l’esclusione da agevolazioni e finanziamenti, o il divieto di pubblicizzare beni o servizi, hanno carattere temporaneo o definitivo e mirano a incidere direttamente sulla capacità operativa dell’ente. A queste si aggiungono la confisca, diretta o per equivalente, e la pubblicazione della sentenza, con funzione afflittivo-reputazionale.

Infine, gli articoli 24 e seguenti definiscono il catalogo dei reati-presupposto. Si tratta di un elenco tassativo che circoscrive l’ambito applicativo della disciplina: in ossequio al principio di legalità, l’ente non può essere chiamato a rispondere per reati diversi da quelli espressamente indicati. Questo catalogo, inizialmente limitato a pochi reati, è stato progressivamente ampliato dal legislatore, includendo oggi un’ampia gamma di illeciti che vanno dai reati contro la pubblica amministrazione ai reati societari, da quelli ambientali a quelli tributari. La ratio di questa scelta è duplice: da un lato, delimitare chiaramente il perimetro della responsabilità; dall’altro, adeguare costantemente la normativa alle esigenze emergenti della politica criminale e della regolazione dei mercati.

La struttura normativa della 231, così delineata, conferma che la responsabilità dell’ente è costruita non come responsabilità oggettiva, ma come responsabilità per colpa di organizzazione: il baricentro del sistema non è la mera commissione di un reato da parte di un individuo, ma l’assetto complessivo dell’organizzazione, la sua capacità di prevenire i rischi e di vigilare efficacemente sui comportamenti dei propri membri.

2.3.4 Il Modello di organizzazione, gestione e controllo (MOGC)

L'asse portante del sistema delineato dal d.lgs. 231/2001 è rappresentato dal Modello di organizzazione, gestione e controllo (MOGC), previsto dall'art. 6 del decreto come condizione di esonero dalla responsabilità dell'ente. Pur non essendo formalmente obbligatorio, il MOGC si configura come un vero e proprio onere organizzativo, la cui adozione ed efficace attuazione costituiscono la linea di confine tra colpevolezza e non colpevolezza dell'ente. La funzione del modello non è meramente formale: esso incarna l'idea stessa di prevenzione dei rischi-reato, traducendo in regole, procedure e controlli il dovere dell'impresa di strutturarsi in modo tale da impedire, o almeno rendere altamente improbabile, la commissione dei reati-presupposto.

La struttura del modello, benché non rigidamente definita dal legislatore, è stata nel tempo precisata dalle Linee guida di Confindustria e da altri documenti di prassi, che ne hanno individuato gli elementi essenziali. In genere, il MOGC si compone di una parte generale, che descrive l'identità dell'ente, il codice etico, il sistema delle deleghe e dei poteri, i meccanismi di controllo interno, il ruolo e le funzioni dell'Organismo di vigilanza (OdV), nonché i canali di whistleblowing e il sistema disciplinare; e di parti speciali, dedicate ai protocolli operativi per i singoli processi e per i reati rilevanti in relazione alle attività dell'impresa. L'OdV, nominato dal consiglio di amministrazione e dotato di autonomi poteri di iniziativa e controllo, costituisce l'organo deputato a vigilare sull'attuazione e sull'aggiornamento del modello: esso non dispone di poteri impeditivi, ma assicura la costante verifica della coerenza tra regole organizzative e rischi concreti, rappresentando così un presidio fondamentale della compliance penale. (Gullo, 2020)

2.3.5 I quattro momenti del MOGC

L'efficacia di un MOGC si misura, secondo la prassi consolidata, attraverso quattro momenti fondamentali, che scandiscono il processo di costruzione e attuazione del modello.

Il primo è la mappatura dei rischi (*risk assessment*). Si tratta dell'attività preliminare e indispensabile di identificazione delle aree e dei processi aziendali maggiormente esposti

alla commissione dei reati-presupposto. Tale mappatura non si riduce a un mero esercizio astratto, ma consiste nella costruzione di matrici attività–reato, in cui le singole fasi dei processi (ad esempio, acquisti, gestione dei rapporti con la pubblica amministrazione, consulenze, pagamenti, gare) vengono correlate con le fattispecie incriminatrici previste dal catalogo della 231. Solo attraverso questa analisi è possibile individuare i punti nevralgici dell'organizzazione e predisporre misure effettivamente calibrate.

Il secondo momento è la procedimentalizzazione (*risk management*). Una volta individuate le aree a rischio, è necessario tradurre le cautele in regole operative, chiare e vincolanti, che disciplinino le attività sensibili. Ciò comporta, ad esempio, la segregazione delle funzioni nelle fasi critiche, la previsione di più livelli autorizzativi, la tenuta di registri e vendor list con criteri di accesso e controlli, l'obbligo di dichiarazioni sui conflitti di interesse, la rotazione degli incarichi a rischio, la predisposizione di policy anticorruzione e di regole di gatekeeping sui pagamenti. La forza del modello risiede proprio in questa capacità di trasformare principi astratti in procedure concrete, idonee a ridurre la probabilità di comportamenti illeciti.

Il terzo momento è la tracciabilità dei flussi finanziari. La logica sottesa è che ogni movimento di risorse economiche debba essere documentato e giustificato, così da rendere sempre verificabile la corrispondenza tra spesa e prestazione. I controlli di coerenza, le riconciliazioni contabili, l'individuazione di red flags e la documentazione puntuale dei rapporti economici costituiscono strumenti essenziali per prevenire condotte corruttive, distrattive o di falso in bilancio. La tracciabilità, oltre a essere una misura di prevenzione, ha anche un valore probatorio: consente infatti di ricostruire ex post la condotta dell'ente e la conformità delle sue procedure agli standard richiesti.

Il quarto momento riguarda la tracciabilità dei flussi informativi, ossia la possibilità di ricostruire in modo puntuale, trasparente e verificabile le comunicazioni che attraversano l'organizzazione. Un modello di prevenzione non può dirsi efficace se non garantisce che le informazioni rilevanti, in particolare quelle relative a operazioni sensibili, a decisioni gestionali e a segnalazioni di possibili violazioni, siano raccolte, trasmesse e archiviate in maniera sistematica. La tracciabilità non si esaurisce nella mera conservazione

documentale, ma implica la costruzione di un circuito informativo ordinato, che consenta di risalire a posteriori ai flussi decisionali, di verificare chi ha assunto determinate decisioni e con quali basi conoscitive, e di monitorare l'effettività delle procedure di controllo. Attraverso tale presidio, l'organizzazione si dota di una memoria documentale che rafforza il ruolo dell'Organismo di vigilanza, permettendogli di esercitare una funzione di controllo dinamico e non solo formale. In questa prospettiva, la tracciabilità dei flussi informativi diventa lo strumento che assicura coerenza e trasparenza al sistema, riducendo il rischio di elusioni e opacità.

Questi quattro momenti, se integrati coerentemente e attuati in modo effettivo, permettono di qualificare il MOG come idoneo ai sensi dell'art. 6 del decreto. Non solo: essi forniscono anche la griglia attraverso cui si accerta in giudizio la colpa di organizzazione. Secondo la giurisprudenza, infatti, il pubblico ministero deve dimostrare la mancanza o l'inadeguatezza di una regola cautelare organizzativa pertinente al rischio concretizzatosi e la plausibilità che, con l'adozione di quella regola, il reato sarebbe stato evitato o reso meno probabile.

3. L'impatto dell'Intelligenza Artificiale sui Modelli Organizzativi e di Controllo

3.1 L'impatto della digitalizzazione sul Design organizzativo: determinazione, divisione e raggruppamento dei task

Per comprendere l'impatto della digitalizzazione sulla microstruttura è necessario partire da come essa agisce sui task: aumenta drasticamente l'informazione a disposizione dei decisori, rendendo visibili anelli deboli, ridondanze e task mancanti e, al tempo stesso, crea nuovi compiti mentre ne rende obsoleti altri, cambiando così interdipendenze e costi di coordinamento lungo i processi. (Kretschmer & Khashabi, 2020)

Seguendo l'impostazione di Kretschmer & Khashabi, il digitale interviene su tutti gli anelli del design organizzativo che va letto come una catena di decisioni che va dalla determinazione e scomposizione dei compiti al loro raggruppamento, assegnazione, monitoraggio, completamento e, infine, ricombinazione in output. (Kretschmer & Khashabi, 2020)

La digitalizzazione incide sulla determinazione e divisione dei task attraverso due meccanismi. Primo, aumentando la quantità e qualità di informazione a disposizione dei decisori, ad esempio tramite sistemi "IIoT" (Industrial Internet of Things) ovvero tecnologie che raccolgono dati in tempo reale dai punti operativi, come linee produttive, macchinari, mezzi, punti di consegna, e li connette a informazioni amministrative che integrano dati di produzione (ex. rotazione scorte, performance di impianto, efficienza del personale) con dimensioni amministrative rendendo osservabili i processi e trattabili le interdipendenze tra attività. (Kretschmer & Khashabi, 2020). Questi sistemi permettono di suddividere i compiti in unità più appropriate, riaggregare quelli che risultano interdipendenti e sostituire e/o eliminare attività manuali a basso valore con decisioni automatizzate (o semiautomatizzate).

Un esempio pratico che chiarisce il funzionamento di questi sistemi è quello della multinazionale messicana CEMEX con Smart Silo, un sistema IIoT che tramite sensori installati nei silos dei clienti alimentano un flusso continuo di dati sul livello di scorte e sul ritmo di consumo; questi dati, letti insieme a informazioni di pianificazione e ordini, eliminano giri ispettivi e adempimenti amministrativi, ma allo stesso tempo creano nuovi compiti come ad esempio analisi dei pattern di domanda, sincronizzazione del rifornimento. (Kretschmer & Khashabi, 2020)

Sul raggruppamento dei task, la digitalizzazione interviene modificando le interdipendenze informative. In particolare gli strumenti digitali possono far emergere nuove interdipendenze o misurare con maggiore precisione quelle esistenti, ottimizzando il raggruppamento di compiti.

Un caso riportato riguarda l'uso di AI in ospedale: nelle unità d'emergenza, il pre-screening algoritmico dei casi con alta probabilità di pneumotorace ha eliminato un ciclo di andata-ritorno tra personale ER e radiologia, trasformando un'interdipendenza reciproca in sequenziale e, quindi, richiedendo meccanismi di coordinamento diversi. (Kretschmer & Khashabi, 2020).

Inoltre, la digitalizzazione riduce i costi di comunicazione tra attività geograficamente distanti disperse tra stabilimenti lontani e headquarter funzionali rendendole oggi coordinabili come un unico processo, perché i dati raccolti lungo la filiera diventano unificati e analizzabili, abilitando nuove scelte di raggruppamento all'interno dell'impresa. (Kretschmer & Khashabi, 2020)

La trasformazione digitale non incide soltanto sulla determinazione dei task e sulle loro interdipendenze, ma facilita anche l'assegnazione dei task, dentro e fuori i confini dell'impresa.

Oggi gli employer hanno a disposizione ampi cataloghi di dati analizzabili e meccanismi di matching con cui si è resa la corrispondenza compito-persona molto più precisa ex ante (Kretschmer & Khashabi, 2020). Sul versante esterno, piattaforme come LinkedIn combinano informazioni su competenze dichiarate, esperienze effettive, endorsement e prossimità di rete, offrendo ricerche mirate e suggerimenti automatici di profili coerenti con i requisiti del compito. In parallelo, piattaforme come Glassdoor riducono le asimmetrie informative dal lato dei candidati fornendo dati su cultura organizzativa, pratiche manageriali, retribuzioni e processi di selezione. L'effetto congiunto è duplice: per i datori di lavoro si abbassano i costi di ricerca e si amplia in modo trattabile l'insieme delle alternative; per i lavoratori cresce la qualità dell'autoselezione, con minori rischi di mis-match e, dunque, minori costi di coordinamento ex post (Kretschmer & Khashabi, 2020).

Sul versante interno, la digitalizzazione migliora significativamente l'efficienza dell'assegnazione attraverso strumenti di *people analytics*. Serie storiche di performance, matrici di competenze, pattern di collaborazione e tempi di ciclo rendono l'assegnazione un processo informato, capace di stimare la probabilità di successo degli abbinamenti compito–persona, prevenire colli di bottiglia e orchestrare riallocazioni rapide quando cambiano volumi o priorità.

Netflix è stata una pioniera nell'utilizzo di questi strumenti per realizzare i propri progetti e formare i propri team. Emblematico è l'esempio della realizzazione della serie House

of Cards in cui la decisione di investimento non è maturata attraverso i tradizionali cicli di pilota-test-rilavorazione, ma è stata anticipata da un uso esteso di dati comportamentali. Analizzando i dati degli utenti la piattaforma ha potuto stimare ex ante la domanda potenziale, traducendo questi segnali in una decisione di avvio del progetto più rapida e con minore dipendenza da sperimentazioni dispendiose sia in termini di tempo che di fondi. In altri termini, l'analisi di dati interni ha reso trattabile un insieme ampio di alternative creative, filtrandolo prima ancora dell'avvio della produzione.

3.2 Intelligenza Artificiale e decision-making: logiche e forme

Un altro ambito organizzativo che sta mutando profondamente con l'avvento dell'intelligenza artificiale è quello del decision-making. Per comprenderne la portata, occorre innanzitutto chiarire il modo di procedere dell'Intelligenza Artificiale (AI) e come esso differisca dal modo umano di decidere. Da questa distinzione è possibile ricavare un framework su come combinare, in modo intenzionale, contributo algoritmico e giudizio umano, in modo coerente con gli obiettivi organizzativi. Seguendo l'impostazione fornita da Shrestha et. al emergono delle configurazioni tipiche di collaborazione tra umano e AI. Queste forme di collaborazione non sostituiscono il giudizio umano ma ne ricollocano l'esercizio nei passaggi in cui crea più valore, accanto alla capacità dell'IA di esplorare ampi insiemi di alternative con tempi contenuti e risultati stabili.

3.2.1 Confronto Intelligenza Artificiale vs decisore umano: specificità, velocità, replicabilità, interpretabilità

Per orientare la scelta tra automatismi e giudizio umano nelle diverse fasi del processo decisionale, è utile considerare quattro variabili chiave: specificità dello spazio decisionale, velocità richiesta, replicabilità degli esiti e interpretabilità del risultato. (Shrestha et al., 2018)

Quando il problema è chiaramente definito e scomponibile in una funzione obiettivo, dunque la specificità è alta, l'IA eccelle perché può esplorare insiemi di alternative molto estesi e garantire replicabilità degli esiti: la stessa procedura, a parità di dati e vincoli,

produce lo stesso output. Dove, invece, la formulazione dell'obiettivo è parziale o ambigua, oppure la qualità della decisione dipende dall'inserire contesto e ragioni nel processo, il giudizio umano resta preferibile perché sa collegare aspetti eterogenei e tollera l'imperfezione dell'informazione (Shrestha et al., 2018). Sulla dimensione della velocità, i sistemi algoritmici forniscono risposte in tempi ridotti con una buona tenuta dell'accuratezza, mentre la pressione temporale tende a indurre i decisori umani a procedure semplificate che possono sacrificare la completezza informativa (Shrestha et al., 2018). In termini di replicabilità, procedure computazionali standard garantiscono esiti stabili a parità di input, mentre le scelte umane risentono di una maggiore varianza data da variabili come: attenzione, esperienza, stato emotivo, contesto; rendendo la ripetizione del medesimo risultato meno garantita (Shrestha et al., 2018). Infine, sull'asse dell'interpretabilità, gli algoritmi ottimizzano efficacemente ma per costruzione, il percorso logico resta in parte opaco e non sempre è possibile ricostruire i criteri effettivi usati per distinguere tra alternative. I decisori umani, invece, possono esplicitare passaggi e assunzioni che li conducono all'esito, offrendo una giustificazione comprensibile, pur con variabilità individuale e possibili razionalizzazioni a posteriori. (Shrestha et al., 2018)

Nel disegno organizzativo dunque, si privilegia l'IA per decisioni rapide e stabili su criteri chiari, mentre si ricorre al giudizio umano quando occorrono contestualizzazione e motivazione dell'esito, integrandolo prima o dopo l'elaborazione algoritmica.

3.2.2 Tipologie decisionali uomo–Intelligenza Artificiale

Si individuano tre configurazioni tipiche di integrazione tra IA e decisore umano, ognuna definita da un diverso equilibrio tra le quattro dimensioni.

La prima configurazione è quella della "Full delegation" in cui l'organizzazione affida all'IA l'intero ciclo decisionale operativo, mantenendo al vertice la responsabilità del controllo del sistema. Questa forma risulta essere fit quando lo spazio decisionale è ben specificato, l'insieme di opzioni è ampio e velocità e replicabilità sono le condizioni prioritarie per l'organizzazione (per esempio, perché la decisione deve essere uniforme su larga scala o ripetuta con alta frequenza). La full delegation non implica un'assenza di

governo ma sposta il giudizio umano su altri aspetti come: la definizione dell'obiettivo, la qualità e la pertinenza dei dati e la sorveglianza della performance. L'IA decide dentro coordinate chiare, l'organizzazione assicura che quelle coordinate restino allineate agli scopi (Shrestha et al., 2018). Esempi tipici di questa configurazione si ritrovano in settori dove le decisioni sono altamente strutturate e ripetitive. Nei sistemi di *dynamic pricing*, ad esempio, gli algoritmi aggiornano in tempo reale i prezzi di prodotti o servizi, come biglietti aerei o camere d'albergo, in base a variabili quali domanda, disponibilità, stagionalità o comportamento dei consumatori. Allo stesso modo, i sistemi di *fraud detection* impiegati nelle piattaforme di pagamento digitale o nei servizi bancari online analizzano in modo autonomo milioni di transazioni per individuare pattern anomali e bloccare automaticamente quelle sospette, prendendo decisioni binarie di accettazione o rifiuto senza intervento umano diretto. Anche i sistemi di raccomandazione, come quelli utilizzati da Amazon o Netflix, rientrano in questa categoria: gli algoritmi decidono in autonomia quali prodotti o contenuti mostrare agli utenti in base a metriche di similarità, preferenze passate o probabilità di clic. In tutti questi casi, la funzione obiettivo è chiara e misurabile (massimizzare le vendite, ridurre il rischio o ottimizzare il coinvolgimento) e l'autonomia dell'IA consente di prendere decisioni rapide, coerenti e replicabili su scala che nessun decisore umano potrebbe gestire. (Shrestha et al., 2018)

Un'altra configurazione possibile è quella del "hybrid sequential", che si può implementare in due modalità. La prima modalità è detta "AI to human" in cui L'IA viene usata come filtro o ordinatore iniziale su spazi di alternativa molto ampi così da comprimere la complessità iniziale in un sottoinsieme trattabile, mentre la selezione finale è affidata all'umano, così da reintrodurre interpretabilità e trasparenza alla decisione. Nella configurazione "human to AI" la sequenza si inverte. Quando la generazione delle opzioni richiede intuizione, esperienza o contatto con il contesto è l'umano a delimitare un set di opzioni. L'IA interviene a valle valutando con profondità analitica, simulando scenari, stimando esiti e ottimizzando rispetto ai criteri dati. In entrambi i casi l'ibrido ricompone il trade-off tra velocità e replicabilità da un lato e giudizio e interpretabilità dall'altro, collocando ciascun attore dove esprime il proprio vantaggio comparato e allineando la sequenza decisionale alle caratteristiche del problema (Shrestha et al.,

2018). Esempi pratici dell'applicazione di questo modello nella sua forma AI to Human li possiamo trovare nel contesto dei processi di selezione del personale, nei quali gli algoritmi di pre-screening analizzano volumi elevatissimi di curricula, individuano pattern ricorrenti, classificano i profili secondo criteri oggettivi di coerenza con la posizione (competenze tecniche, esperienze lavorative, formazione) e restituiscono ai recruiter una lista ristretta di candidati potenzialmente idonei. Successivamente, il decisore umano interviene sull'insieme ridotto di alternative generata dall'algoritmo per integrare elementi qualitativi come la motivazione, l'adattamento al contesto culturale aziendale o le soft skills, fattori che non possono essere pienamente interpretati da un modello automatizzato. (Shrestha et al., 2018)

Nella configurazione Human to AI, un esempio significativo è quello degli *sports analytics,* in cui gli allenatori o gli osservatori sportivi selezionano un gruppo di giocatori o combinazioni tattiche in base alla loro esperienza e conoscenza diretta del campo. L'intelligenza artificiale prende poi in carico questo sottoinsieme di alternative e ne valuta le prestazioni, i dati biometrici e i parametri statistici per simulare scenari di rendimento e identificare la combinazione di giocatori più efficace rispetto ai criteri di performance definiti. Un secondo ambito applicativo della configurazione Human to AI è quello clinico-diagnostico. In questo caso è il medico a formulare una prima ipotesi o a selezionare un gruppo di casi da approfondire sulla base della propria esperienza clinica e della conoscenza diretta del paziente. L'IA interviene nella fase successiva analizzando dati radiologici, immagini diagnostiche o parametri vitali, confrontandoli con migliaia di casi analoghi presenti in database medici e generando valutazioni probabilistiche o scenari di rischio. Il professionista umano rimane responsabile della decisione finale, ma dispone di un supporto che riduce l'incertezza e amplia l'evidenza empirica disponibile. Questa configurazione consente di combinare l'intuizione e la capacità diagnostica umana con la potenza di elaborazione e la precisione comparativa dell'IA, migliorando la qualità complessiva del processo decisionale. (Shrestha et al., 2018)

L'ultima configurazione è quella del "aggregated decision-making" dove l'IA lavora in parallelo agli attori umani e contribuisce con un giudizio autonomo che viene poi combinato con quello del gruppo tramite una regola esplicita di aggregazione, decisa

dall'organizzazione. L'aggregazione permette di far lavorare queste qualità in parallelo, evitando che un attore "sovrascriva" l'altro, riducendo così il rischio che il gruppo converga prematuramente su una singola interpretazione del problema, senza aver valutato in modo adeguato le alternative. In termini operativi, le opzioni di aggregazione includono la media pesata tra lo score algoritmico e le valutazioni umane, il voto a maggioranza del comitato con lo score dell'IA trattato come un voto aggiuntivo, e soglie di consenso che, in presenza di forte disaccordo tra IA e umani, attivano un riesame. L'efficacia di questo modello dipende dal fatto che venga stabilita una procedura decisionale chiara. E' dunque necessario: stabilire quali dati considerare, come calcolare lo score dell'IA, come combinare quello score con le valutazioni del comitato, quando riaprire il caso in presenza di disaccordo e quale attore organizzativo è investito della responsabilità ultima della decisione. (Shrestha et al., 2018)

Un esempio applicativo rilevante di questa configurazione è il caso VITAL (*Validating Investment Tool for Advancing Life Sciences*) presso Deep Knowledge Ventures, in cui un sistema algoritmico ha partecipato al processo di valutazione e selezione delle startup biotech su cui il fondo decideva di investire con un ruolo formale nel comitato. In pratica, l'IA valutava i dossier secondo un insieme stabilito di indicatori finanziari e di rischio e produceva un giudizio sintetico. Successivamente, il board umano esprimeva il proprio giudizio sulla stessa pratica e l'esito finale seguiva una regola d'aggregazione predefinita che teneva conto sia del punteggio dell'algoritmo sia delle valutazioni dei partner. L'interesse del caso sta nel meccanismo di combinazione: l'IA viene trattata come un membro strutturale con diritto di voto, mentre la regola definisce quando la convergenza autorizza l'investimento e quando la discrepanza tra giudizi impone un riesame o un veto. Questo disegno rende visibile come la forma aggregata non sostituisca il giudizio umano, ma lo ancori a un secondo canale di elaborazione che opera con criteri costanti, aumentando l'affidabilità del processo deliberativo. (Shrestha et al., 2018)

3.2.3 Logiche di integrazione uomo-Intelligenza Artificiale

Finora la ripartizione tra umano e IA è stata considerata come un assetto statico, fondato sulle rispettive competenze distintive. In realtà, la divisione del lavoro non è soltanto un

modo per sfruttare abilità già presenti ma le produce nel tempo in funzione delle allocazioni scelte, come suggeriscono tanto la riflessione classica di Adam Smith (1776) quanto le letture organizzative di Mintzberg (1983). L'aspetto peculiare delle configurazioni di Human–AI collaborative decision-making (HACD) è proprio la possibilità di aggiustamento reciproco: sia gli umani sia gli algoritmi apprendono a partire dal feedback sui compiti e apprendono[1] ad aggiustarsi l'uno all'altro e dall'altro (Puranam, 2021). In termini decisionali, ciò significa che lo stesso decisore, che sia umano o un algoritmo, può dare esiti diversi in momenti differenti, a parità di input osservati, perché nel frattempo è cambiato il modo in cui elabora le informazioni, sulla base del riscontro ottenuto dalle decisioni passate.

Per descrivere la dinamica con cui si apprende in contesti uomo-IA è utile parlare di configurazioni di apprendimento, cioè assetti che variano in base alla natura dell'informazione disponibile per l'apprendimento lungo due dimensioni (Puranam, 2021). La prima è l'interdipendenza tra i decisori (diversa dall'interdipendenza tra compiti): esiste interdipendenza tra agenti quando il valore dell'azione di A per A dipende anche da ciò che fa B, e viceversa (Puranam, 2021). Nel contesto HACD, se il feedback che riceve A sulle proprie decisioni è influenzato dalle decisioni di B (e viceversa), allora i due sono interdipendenti e l'apprendimento diventa accoppiato, dunque migliorare richiede aggiustamenti coordinati (Puranam, 2021). Per esempio se umano e algoritmo redigono congiuntamente un report, possono ricevere feedback distinti sulle parti prodotte da ciascuno, favorendo così apprendimento separato, oppure uno unico sul report nel suo insieme, che lega i due apprendimenti all'esito aggregato.

La seconda dimensione riguarda la comunicazione tra i decisori, cioè la possibilità di scambiarsi informazioni su dati in ingresso, step del processo (quando comprensibili) e output. La comunicazione tra umano e algoritmo può risultare ardua sia perchè un algoritmo (usato ad esempio come filtro) può produrre più segnali di quanti l'umano riesca a processare, sia a causa di limiti di spiegabilità che possono ostacolare la trasparenza della decisione. Quando qualche scambio informativo è possibile, parliamo

[1] Per "apprendimento" si intende una variazione di credenze o comportamenti, dunque non necessariamente un miglioramento di performance, come conseguenza dell'esperienza (Argote, 2013)

di apprendimento vicario: un agente impara dall'esperienza dell'altro (Puranam,2021). Se lo scambio è assente, l'apprendimento resta isolato. Anche con apprendimento isolato può verificarsi aggiustamento reciproco se la divisione del lavoro influisce sui dati disponibili a ciascun attore. Per esempio, due funzionari di banca che deliberano mutui e ricevono feedback individuali sui propri casi, senza comunicare, possono comunque adattarsi tacitamente quando lavorano in sequenza: le opportunità di apprendimento dell'agente a valle dipendono dalle azioni dell'agente a monte (Christensen & Knudsen, 2020). Queste dinamiche di apprendimento e di aggiustamento reciproco assumono particolare rilievo quando la collaborazione si svolge in contesti organizzativi complessi, nei quali il coordinamento cognitivo tra più attori diventa una condizione essenziale per la qualità delle decisioni.

In questo quadro, l'intelligenza artificiale può assumere un ruolo rilevante non solo come strumento di produzione, ma come tecnologia di coordinamento, capace di incidere sulle modalità con cui i gruppi apprendono e ragionano collettivamente. Se adottata esclusivamente come tecnologia di produzione individuale, l'IA tende a frammentare il lavoro, modularizzare le mansioni e ridurre le occasioni di interazione, con il rischio di isolare gli individui e indebolire la collaborazione. Se invece viene impiegata come tecnologia di coordinamento, essa può contribuire ad amplificare l'intelligenza collettiva, aiutando i gruppi a superare limiti cognitivi individuali, ad allineare gli sforzi e a generare risultati sinergici (Woolley, 2025).

Un primo ambito in cui l'IA può incidere riguarda i processi di ragionamento collettivo, spesso ostacolati da obiettivi poco chiari, priorità implicite o motivazioni confliggenti tra i membri del gruppo. I team, in particolare quelli multidisciplinari o distribuiti, faticano a individuare e correggere tali disallineamenti, poiché le tracce del lavoro e delle decisioni sono frammentate in ambienti digitali difficilmente osservabili. In questo contesto, i sistemi di IA possono svolgere una funzione di supporto cognitivo, analizzando le tracce digitali delle attività, individuando segnali di potenziale disallineamento e sollecitando momenti di chiarificazione degli obiettivi. Attraverso funzioni di "coaching" o di moderazione delle interazioni, l'IA può favorire il confronto tra prospettive differenti,

aiutando i gruppi a esplicitare assunzioni, risolvere conflitti latenti e costruire una maggiore convergenza sulle priorità operative (Woolley, 2025).

Un secondo ambito riguarda l'espansione della memoria collettiva. I sistemi di IA possono agire come assistenti cognitivi in grado di collegare informazioni disperse, recuperare conoscenze rilevanti e mettere in relazione competenze complementari presenti all'interno dell'organizzazione. Se utilizzata in modo selettivo, questa capacità consente di rafforzare l'expertise individuale senza sostituirla, evitando che il ricorso a fonti esterne indebolisca il patrimonio di conoscenze già disponibile nel gruppo. L'IA può inoltre contribuire a ridurre bias e pregiudizi nella valorizzazione delle competenze, suggerendo collaborazioni e assegnazioni di compiti sulla base di evidenze oggettive piuttosto che di percezioni soggettive. In questo modo, essa favorisce forme di collaborazione più inclusive e interdisciplinari, superando barriere funzionali, culturali e geografiche (Woolley, 2025).

Un terzo ambito riguarda la gestione dell'attenzione, sia a livello individuale sia collettivo. In contesti caratterizzati da sovraccarico informativo e lavoro asincrono, l'IA può contribuire a strutturare e filtrare i flussi di informazione, facilitando il coordinamento tra attività distribuite nel tempo e nello spazio. Strumenti di sintesi automatica, pianificazione e supporto alla gestione dei progetti consentono di ridurre la dipendenza da interazioni sincrone continue, liberando risorse cognitive per attività ad alto valore aggiunto. Quando invece l'interazione sincrona è necessaria, l'IA può contribuire a renderla più focalizzata ed efficace, identificando ridondanze, colli di bottiglia comunicativi e aree di disallineamento. Una maggiore chiarezza sugli obiettivi comuni, supportata dai sistemi intelligenti, consente così di orientare l'attenzione collettiva verso un numero più limitato di priorità strategiche, migliorando la qualità del contributo individuale e del risultato complessivo (Woolley, 2025).

Nel loro insieme, queste dinamiche mostrano come l'integrazione tra umano e IA non sia riducibile a una scelta tecnica o strumentale, ma riguarda il problema di come le organizzazioni vogliono strutturare il proprio apprendimento. La qualità delle decisioni e delle performance collettive dipende non solo da ciò che l'IA è in grado di fare, ma da

come essa viene inserita negli assetti organizzativi. In questo senso, progettare consapevolmente le logiche di integrazione uomo-IA significa intervenire sui meccanismi attraverso cui le organizzazioni apprendono, coordinano le proprie azioni e costruiscono nel tempo la propria intelligenza collettiva.

3.3 Effetti dell'Intelligenza Artificiale sulla Struttura Organizzativa

L'Intelligenza Artificiale (IA) non si configura soltanto come una risorsa tecnologica o come un insieme di strumenti operativi, ma costituisce un fattore strutturale di cambiamento per le organizzazioni. L'IA può essere considerata una nuova variabile di contingenza che modifica gli assetti macro e microstrutturali delle organizzazioni, ridefinendo in modo dinamico la distribuzione delle responsabilità, i meccanismi di coordinamento e i modelli di relazione tra individui, unità e livelli decisionali (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021). In altri termini, l'adozione dell'IA non si limita a un cambiamento tecnologico, ma produce un effetto sistemico che attraversa tutte le componenti dell'organizzazione, dai processi di lavoro alle relazioni di potere, fino alla cultura aziendale.

Questa prospettiva si inserisce nel quadro delle teorie della contingenza organizzativa, secondo cui la performance di un'organizzazione dipende dal grado di coerenza (fit) tra le sue caratteristiche strutturali e le variabili ambientali e tecnologiche. L'IA, come nuova forma di "contingenza digitale", influenza direttamente tale equilibrio, determinando nuove esigenze di coordinamento.

3.3.1 Effetti sulle variabili microstrutturali

L'IA tende a ridurre la varietà dei compiti ripetitivi, ma allo stesso tempo ad aumentare la complessità qualitativa del lavoro umano, poiché automatizza le attività standardizzabili e affida all'uomo funzioni di supervisione, analisi e decisione. Questa dinamica porta alla nascita di ruoli ibridi o super jobs, nei quali le capacità cognitive, relazionali e decisionali dell'uomo si integrano con le potenzialità analitiche dei sistemi

intelligenti (Deloitte, 2020). La ricchezza del lavoro cresce, poiché diminuisce il peso delle attività manuali e aumenta quello delle attività cognitive e interpretative (Brynjolfsson & McAfee, 2017). Tale tendenza è coerente con quanto osservato da Brynjolfsson et al. (2018), i quali sottolineano che l'impatto dell'IA e del machine learning sull'occupazione non deve essere interpretato in chiave apocalittica come una prospettiva di piena automazione del lavoro umano. Gli autori sostengono che le tecnologie di apprendimento automatico, pur avendo una portata potenzialmente pervasiva, porteranno più spesso alla riorganizzazione dei lavori che alla loro eliminazione. L'attenzione, secondo gli studiosi, dovrebbe concentrarsi non tanto sull'automazione in sé, quanto sul ridisegno delle mansioni e sull'adattamento dei ruoli, che progressivamente cambiano natura ma non necessariamente scompaiono.

Questi argomenti si collegano ai mutamenti lungo l'asse verticale della progettazione del lavoro: mentre i compiti tendono a ridursi in ampiezza orizzontale, l'IA contribuisce ad arricchire le posizioni verticalmente, ampliando l'autonomia decisionale e il grado di controllo esercitato da ciascun operatore all'interno del proprio ruolo (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021). In altri termini, l'introduzione di sistemi intelligenti consente ai lavoratori di assumere maggiori responsabilità discrezionali e di partecipare attivamente ai processi di analisi e decisione, valorizzando la componente cognitiva e strategica dell'attività lavorativa.

Tuttavia, questa evoluzione comporta anche rischi di "technostress" e sovraccarico informativo, in quanto i lavoratori sono costantemente esposti a flussi di dati complessi e dinamici che richiedono capacità di discernimento e aggiornamento continuo (Tokarz & Malinowska, 2019). In questo senso, l'adozione dell'IA impone alle imprese di investire in programmi di *upskilling* e *reskilling* orientati a sostenere non solo la produttività, ma anche la sostenibilità psicologica del lavoro.

3.3.2 Effetti sulle variabili macrostrutturali

All'interno delle variabili macrostrutturali, un aspetto di particolare rilievo riguarda lo *span of control*, ossia il grado di controllo richiesto per coordinare le risorse. Posto che la letteratura organizzativa non fornisce ancora evidenze consolidate sugli effetti specifici dell'intelligenza artificiale, come osserva Galbraith (2014), "la tendenza attuale è verso span più ampi e strutture più piatte", una direzione che sembra coerente con l'impatto dei sistemi intelligenti sulla gestione e il coordinamento delle risorse.

L'IA, infatti, potenzia la capacità dei manager di supervisionare un numero maggiore di collaboratori, grazie alla disponibilità di strumenti analitici e di monitoraggio in tempo reale che riducono la necessità di controllo diretto. Tuttavia, non esiste un "fit organizzativo" universale che indichi se la risposta ottimale alla contingenza dell'IA debba tradursi in unità organizzative più ampie o più ristrette. Altri fattori contingenti, come la complessità dei processi, la variabilità ambientale, il grado di autonomia dei team o la natura dei dati gestiti, possono influenzare in modo altrettanto rilevante la configurazione ottimale dello *span of control* (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021). In questo senso, l'IA non impone una soluzione strutturale univoca, ma introduce nuove possibilità di adattamento. In alcune organizzazioni può favorire la concentrazione delle funzioni e un ampliamento delle linee di supervisione; in altre, al contrario, può incoraggiare la creazione di team più piccoli e specializzati, in cui la collaborazione uomo-macchina è fortemente personalizzata. Tuttavia, la scarsità di ricerche empiriche sul tema suggerisce la necessità di ulteriori approfondimenti per comprendere come la diffusione dell'IA influenzi concretamente le dinamiche di coordinamento e la progettazione delle gerarchie organizzative.

Un ulteriore aspetto di rilievo riguarda la decentralizzazione e la semplificazione della catena gerarchica (*delayering*), due fenomeni strettamente collegati alla diffusione delle tecnologie digitali e, più recentemente, dell'Intelligenza Artificiale (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021).

Tra i diversi fattori che favoriscono la decentralizzazione, le tecnologie informatiche rappresentano da tempo uno dei principali abilitatori, poiché riducono il costo e il tempo necessari per l'elaborazione e la trasmissione delle informazioni (Galbraith, 2014). La decentralizzazione, intesa come riduzione del grado di accentramento decisionale, è strettamente connessa al concetto di empowerment organizzativo, ossia la possibilità per i livelli operativi di esercitare un potere decisionale diretto sulla base di informazioni contestuali aggiornate (Lawler, 1986; Spreitzer, 1995). Già alla fine degli anni Novanta, Malone (1999) sottolineava come il maggiore grado di decentralizzazione osservato nelle imprese fosse una conseguenza diretta dei mutamenti economici introdotti dalle nuove tecnologie dell'informazione. Secondo l'autore, la diffusione dei sistemi digitali modifica la "economics of decision-making", rendendo conveniente delegare le scelte ai livelli più prossimi all'azione, dove le informazioni sono più tempestive e pertinenti (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021). Con l'affermazione dell'Intelligenza Artificiale, questa tendenza si accentua ulteriormente dal momento che l'IA agisce come amplificatore dell'empowerment, consentendo ai dipendenti di prendere decisioni rapide e fondate e riducendo la dipendenza dalle gerarchie centrali.

Parallelamente, si osserva un progressivo accorciamento della catena di comando o "*delayering*", che riduce il numero di livelli intermedi e rende le strutture più snelle e adattive. Già Lawler (1988) individuava nelle tecnologie informatiche uno dei principali sostituti della gerarchia, in grado di rimpiazzarne molte funzioni tradizionali, come la trasmissione delle informazioni, la supervisione o il controllo. Oggi, con l'evoluzione dell'IA, questo fenomeno è ancor più evidente. Gli algoritmi, infatti, non si limitano più a processare informazioni, ma sono in grado di assegnare compiti, monitorarne l'esecuzione e fornire raccomandazioni in tempo reale, assumendo un ruolo quasi sostitutivo rispetto ai livelli manageriali intermedi (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021). Alcuni studiosi ritengono che questa dinamica potrebbe trovare in futuro una manifestazione avanzata nelle Decentralized Autonomous Organizations (DAO), in cui l'IA, insieme a tecnologie come la blockchain e l'Internet of Things, permetterebbe la creazione di strutture autogovernate, fondate su regole codificate e prive di una gerarchia tradizionale (Mohanty & Vyas, 2018). Tali modelli rappresentano una forma estrema di

delayering, in cui la funzione di coordinamento è affidata interamente ad algoritmi (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021).

Infine, come osservano Fountaine et al. (2019), la diffusione capillare di strumenti di IA all'interno delle imprese consente a coloro che si trovano più vicini all'azione di prendere decisioni che in passato spettavano ai livelli superiori, contribuendo così al progressivo appiattimento delle gerarchie (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021).

Un'ulteriore dimensione macrostrutturale che risente fortemente dell'impatto dell'Intelligenza Artificiale, riguarda il grado di formalizzazione e standardizzazione dei processi organizzativi.

Secondo l'impostazione classica di Burns e Stalker (1961), l'efficienza della struttura organizzativa dipende dal livello di stabilità o turbolenza dell'ambiente esterno. In contesti stabili e prevedibili, le strutture meccanicistiche, caratterizzate da elevata formalizzazione, rigida divisione dei compiti e catene di comando gerarchiche, risultano le più adeguate, poiché garantiscono coerenza e controllo. Al contrario, in ambienti instabili, dinamici e soggetti a rapidi cambiamenti, le strutture organiche che si basano su comunicazioni informali, ruoli flessibili e basso livello di standardizzazione, permettono una maggiore capacità di adattamento e risposta.

In questo quadro, l'Intelligenza Artificiale rappresenta un potente fattore di destabilizzazione, poiché, con la sua natura di tecnologia "*disruptive*", contribuisce ad aumentare l'incertezza e la complessità dell'ambiente competitivo (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021). La diffusione dei sistemi di IA modifica la velocità con cui le informazioni vengono elaborate e le decisioni prese, generando un contesto operativo in continua evoluzione, in cui i processi e le relazioni di lavoro devono adattarsi costantemente. Alla luce di ciò, è ragionevole ipotizzare che l'impatto principale dell'IA sulla formalizzazione e sulla standardizzazione consista in una progressiva riduzione di entrambe. Le organizzazioni tendono a sostituire regole rigide e procedure prestabilite con modelli di funzionamento più fluidi e adattivi, in grado di reagire rapidamente ai mutamenti dell'ambiente esterno. Le strutture diventano così più organiche, orientate al

cambiamento e fondate sulla collaborazione interfunzionale e sulla circolazione di conoscenza (Rudko, Bashirpour Bonab, & Bellini, 2021).

L'IA, quindi, non solo automatizza e ottimizza i processi esistenti, ma stimola anche la nascita di forme organizzative più reattive e decentralizzate, nelle quali il valore si genera attraverso la capacità di apprendimento continuo e la flessibilità operativa. In questo senso, la tecnologia intelligente non è semplicemente uno strumento di efficienza, ma un catalizzatore di trasformazione strutturale, che guida il passaggio da sistemi burocratici e verticali a reti adattive e integrate, più idonee ad affrontare la crescente incertezza dei mercati contemporanei.

3.4 Intelligenza Artificiale e Modello 231

3.4.1 L'impatto dell'Intelligenza Artificiale sulla responsabilità d'impresa e sull'evoluzione del Modello 231

L'introduzione dell'Intelligenza Artificiale nei processi aziendali sta modificando in profondità la fisionomia della responsabilità d'impresa, incidendo sia sulle categorie dei reati presupposto del D.Lgs. 231/2001, sia sulle modalità attraverso cui le organizzazioni devono gestire la prevenzione del rischio. L'IA, infatti, non rappresenta soltanto un nuovo strumento operativo, ma anche una nuova dimensione del rischio penale, poiché le sue applicazioni possono costituire il mezzo, l'ambiente o persino il soggetto decisionale attraverso cui il reato si realizza (Costa, 2025). Da ciò deriva la necessità di integrare nel sistema 231 una prospettiva di "compliance tecnologica", cioè dell'esigenza di integrare all'interno dei modelli di organizzazione e gestione tradizionali strumenti, procedure e competenze che consentano di governare il rischio derivante da algoritmi e sistemi di intelligenza artificiale (Costa, 2025). L'IA introduce infatti nuove aree di vulnerabilità, come la distorsione dei dati (*bias*), l'opacità decisionale e la difficoltà di attribuzione della responsabilità in caso di errore o danno. In tal senso, il principio di colpa organizzativa su cui si fonda il D.Lgs. 231/2001 tende oggi a evolversi verso una nuova forma di colpa artificiale, intesa come responsabilità per mancata previsione, controllo o governo dei rischi tecnologici derivanti da sistemi automatizzati (Costa, 2025).

L’entrata in vigore del Regolamento (UE) 2024/1689 (AI Act) ha reso ancora più evidente questa trasformazione. Il legislatore europeo ha infatti riconosciuto la necessità di «migliorare il funzionamento del mercato interno istituendo un quadro giuridico uniforme in particolare per quanto riguarda lo sviluppo, l’immissione sul mercato, la messa in servizio e l’uso di sistemi di intelligenza artificiale nell’Unione, in conformità dei valori dell’Unione» (Reg. UE 2024/1689). Ciò significa che la gestione dell’IA non è più soltanto un tema tecnico, ma una questione di governo e responsabilità d’impresa, che implica l’adozione di misure organizzative.

Uno degli aspetti più innovativi dell’AI Act è la classificazione dei sistemi di IA in base al livello di rischio che essi comportano per la sicurezza e i diritti fondamentali. L’articolo 4 stabilisce chiaramente che «è vietato immettere sul mercato, mettere in servizio o utilizzare sistemi di IA che presentano un rischio inaccettabile per la sicurezza, i diritti fondamentali o i valori dell’Unione». Ciò include, ad esempio, i sistemi di manipolazione cognitivo-comportamentale, di sorveglianza biometrica di massa o di scoring sociale, la cui adozione in ambito aziendale potrebbe determinare violazioni gravi dei principi di proporzionalità e dignità umana. Al di sotto della soglia del rischio “inaccettabile”, l’AI Act prevede una categoria di sistemi detti “ad alto rischio”, per i quali i fornitori e gli utilizzatori devono adottare un sistema di gestione del rischio continuo, ciclico e documentato (Art. 16-17). Tali obblighi si traducono in procedure di controllo analoghe, per finalità e struttura, a quelle previste dal Modello 231, come la valutazione preventiva dei rischi, la definizione di protocolli operativi e la formazione del personale. L’obiettivo è creare un ecosistema di accountability in cui ogni attore (sviluppatore, distributore e utilizzatore) risponde della propria porzione di responsabilità lungo la catena del valore dell’IA.

Il legislatore italiano, nel dare attuazione al Regolamento (UE) 2024/1689 (AI Act), ha introdotto con il Disegno di legge sull’Intelligenza Artificiale (Atto Senato n. 1146, ora Atto Camera n. 2316) una disciplina rafforzata sul piano sanzionatorio, concentrandosi su due direttrici: da un lato, l’inasprimento sanzionatorio per i reati già ricompresi nel catalogo dei reati presupposto del D.Lgs. 231/2001, dall’altro, la creazione di nuove

fattispecie penali strettamente connesse all'uso distorto o alla progettazione negligente di sistemi di IA.

In particolare, l'art. 26 del DDL recepisce i principi dell'AI Act relativi alla sicurezza e alla gestione del rischio, inserendo nel codice penale una nuova aggravante comune (art. 61 n. 11 decies c.p.) applicabile a tutti i reati, compresi quelli rilevanti ai fini della responsabilità ex D.Lgs. 231/2001. Tale aggravante opera «ogni qualvolta il reato è commesso mediante l'impiego di sistemi di intelligenza artificiale» che abbiano costituito un mezzo insidioso, ostacolato la difesa o aggravato le conseguenze dell'illecito (Costa, 2025).

Tra gli interventi del disegno di legge figura l'introduzione di aggravanti dedicate a reati economico-finanziari già noti, come l'aggiotaggio (art. 2637 c.c., richiamato dall'art. 25-ter, co. 1, lett. r del D.Lgs. 231/2001) e la manipolazione del mercato (art. 185 TUF e art. 25-sexies del D.Lgs. 231/2001). Per tali ipotesi, l'uso di sistemi di intelligenza artificiale viene considerato un fattore aggravante autonomo, che comporta un aumento di pena: nel caso dell'aggiotaggio, la reclusione passa da due a sette anni; per la manipolazione del mercato, fino a sette anni di reclusione e sanzioni pecuniarie fino a sei milioni di euro. Tale scelta legislativa riflette la preoccupazione, circa la capacità dei sistemi di IA di «amplificare i rischi per la sicurezza, i diritti fondamentali e la trasparenza dei mercati» (Reg. UE 2024/1689). L'automazione algoritmica, infatti, può alterare i flussi informativi e la percezione del mercato, consentendo la diffusione automatizzata di notizie false o l'esecuzione di operazioni simulate in grado di influenzare il valore dei titoli in tempo reale.

Tali aggravanti si collocano «nel solco di una responsabilità d'impresa rafforzata» (Costa, 2025), poiché l'uso di strumenti automatizzati non solo accresce l'efficacia delle condotte fraudolente, ma rende anche più complessa la tracciabilità delle responsabilità individuali. Ne consegue che l'impresa, quale soggetto titolare di processi automatizzati, diventa il garante del corretto utilizzo dell'IA.

A queste aggravanti si affianca un ulteriore ambito di intervento legislativo che riguarda l'introduzione di nuove fattispecie penali connesse all'uso distorto o negligente dell'intelligenza artificiale. Tra le più significative, il disegno di legge sull'IA prevede l'inserimento del nuovo art. 613-quater c.p. – Illecita diffusione di contenuti generati o alterati con sistemi di IA, che punisce con la reclusione da uno a cinque anni la diffusione di immagini, video o voci falsificate tramite IA, idonee a indurre in errore sulla loro autenticità. Questa disposizione risponde al crescente fenomeno dei *deepfake*, definiti dall'art. 3 dell'AI Act come «immagini, contenuti audio o video generati o manipolati dall'IA che rappresentano falsamente persone, oggetti, luoghi, entità o eventi reali, inducendo in errore l'osservatore» (Regolamento (UE) 2024/1689, art. 3, punto 60). L'obiettivo è tutelare l'integrità, la reputazione e la sicurezza delle persone, contrastando pratiche di manipolazione informativa e disinformazione digitale sempre più pervasive.

Un secondo fronte di intervento riguarda la tutela del diritto d'autore e dei dati. Il disegno di legge integra l'art. 171-ter della L. 633/1941 introducendo sanzioni per chi estrae o riproduce testi e dati da opere protette attraverso sistemi di IA senza autorizzazione, contrastando i fenomeni di text e data mining non autorizzato e di *scraping*[2] massivo di contenuti online. Tale previsione mira a preservare il bilanciamento tra innovazione tecnologica e tutela dei diritti, imponendo limiti precisi al prelievo e al riutilizzo di informazioni da parte delle piattaforme di IA generativa. Il quadro normativo si completa con l'art. 22 del DDL AI, che delega il Governo ad armonizzare la normativa interna con il Regolamento (UE) 2024/1689. Il comma 5, lett. b) assegnando al legislatore il compito di introdurre nuove fattispecie penali anche a titolo di colpa, fondate sull'«omissione di misure di sicurezza nella progettazione, nella produzione e nell'uso professionale dell'IA», qualora tale omissione comporti un pericolo concreto per la vita o la sicurezza individuale o collettiva. Tale disposizione apre alla possibilità di criminalizzare la violazione degli obblighi di trasparenza, accuratezza, documentazione e gestione del rischio previsti per i sistemi ad alto rischio dagli artt. 16 e 17 dell'AI Act.

[2] Si tratta di un processo attraverso il quale un software, uno script o un sistema di intelligenza artificiale "legge" le pagine web e ne copia in modo sistematico i contenuti, ad esempio testi, immagini, recensioni, prezzi o altri dati, per poi archiviarli e riutilizzarli altrove.

In prospettiva, questa evoluzione legislativa delinea un doppio binario sanzionatorio: «da un lato, l'uso distorto di strumenti leciti; dall'altro, la realizzazione o messa in circolazione di strumenti vietati *ab origine* per la loro intrinseca pericolosità» (Costa, 2025). Ciò implica che la responsabilità d'impresa non si esaurisce nella vigilanza sull'uso di tecnologie consentite, ma si estende alla prevenzione dell'adozione o diffusione di sistemi espressamente vietati dall'art. 5 dell'AI Act, come «i sistemi di manipolazione subliminale, di social scoring da parte delle autorità pubbliche e di identificazione biometrica in tempo reale in spazi pubblici, salvo eccezioni strettamente regolamentate».

Questo nuovo framework legislativo sull'intelligenza artificiale evidenzia quindi un processo di trasformazione della colpa organizzativa in una nuova forma di "colpa artificiale", fondata sulla mancata adozione di misure di sicurezza, di controllo algoritmico e di governance tecnologica. Questa evoluzione impone alle imprese di ampliare l'orizzonte della propria compliance, includendo nei Modelli 231 protocolli per la gestione del rischio tecnologico, procedure di audit digitale e formazione specialistica per le figure di controllo. L'IA, in questo scenario, diventa non solo un fattore di efficienza, ma anche una nuova frontiera di responsabilità, che chiama le organizzazioni a integrare etica, diritto e tecnologia in un unico sistema di governo e prevenzione.

3.4.2 L'applicazione dell'Intelligenza Artificiale al Modello Organizzativo 231: verso l'audit intelligente

Alla luce del quadro normativo delineato nel paragrafo 3.3.1, l'evoluzione delle tecnologie digitali e l'adozione di strumenti di Intelligenza Artificiale (IA) stanno modificando in profondità non solo il decision making ma anche le logiche e le modalità attraverso cui le organizzazioni gestiscono le proprie funzioni di controllo e di audit. In tale contesto, l'audit interno si sta trasformando da funzione prevalentemente ispettiva e retrospettiva a sistema proattivo e predittivo, capace di anticipare rischi e anomalie attraverso l'elaborazione continua dei dati (Kokina & Davenport, 2017). Questo cambiamento assume particolare rilevanza anche nel quadro dei modelli di governance e di responsabilità organizzativa, come il Modello di Organizzazione, Gestione e Controllo

(MOG) previsto dal D.Lgs. 231/2001, che si fonda su principi di prevenzione, trasparenza e tracciabilità[3]. Le applicazioni dell'Intelligenza Artificiale nell'audit interno offrono indicazioni rilevanti per l'evoluzione dei sistemi di controllo e di governance aziendale, in particolare per quanto riguarda prevenzione, trasparenza e accountability.

L'IA non sostituisce l'auditor, ma amplia il perimetro della sua azione, affiancando alla capacità di giudizio e interpretazione umana una potenza analitica in grado di processare grandi volumi di dati e individuare schemi ricorrenti che potrebbero sfuggire a un'analisi tradizionale (Puranam, 2021).

Nella fase di pianificazione, gli algoritmi di machine learning possono esaminare in modo sistematico dati storici, operativi e transazionali provenienti da più fonti come contabilità, sistemi ERP (Enterprise Resource Planning), CRM, registri di produzione o report di conformità, al fine di identificare schemi ricorrenti, correlazioni e anomalie statisticamente significative. Queste capacità permettono di costruire modelli predittivi di rischio, in grado di stimare la probabilità che determinate aree o processi aziendali presentino irregolarità o non conformità rispetto ai protocolli interni o ai requisiti normativi. Ciò consente agli auditor di definire in modo più mirato il perimetro dell'audit, concentrando le verifiche nelle aree con maggiore probabilità di criticità e ottimizzando la distribuzione delle risorse (Couceiro, Pedrosa & Marini, 2024). Parallelamente, l'uso di analisi predittiva e data mining permette di elaborare indicatori di rischio dinamici che si aggiornano in tempo reale, sostituendo i tradizionali indicatori statici basati su dati storici. Questi indicatori vengono generati attraverso modelli che si adattano progressivamente ai mutamenti operativi e ambientali, permettendo al team di audit di anticipare scenari potenzialmente critici piuttosto che limitarsi a registrarli ex post (Couceiro, Pedrosa & Marini, 2024). L'IA può inoltre supportare la pianificazione analizzando la correlazione tra variabili organizzative e risultati di audit passati, così da rendere possibile individuare pattern nascosti che collegano determinati eventi (ad esempio, variazioni nei flussi di approvvigionamento o nei tempi di pagamento) a un aumento dei rischi di non conformità. Questi strumenti non sostituiscono il giudizio

[3]Si rimanda al par. 2.3.4 Il Modello di organizzazione, gestione e controllo (MOGC).

professionale dell'auditor, ma ne potenziano la capacità di formulare un piano di audit più efficiente, tempestivo e mirato. (Couceiro, Pedrosa & Marini, 2024).

Nella fase di esecuzione dell'audit, l'Intelligenza Artificiale assume un ruolo centrale nel potenziamento delle attività di verifica e nel miglioramento della qualità dei risultati. In questa fase, le tecnologie di machine learning, data mining e analisi predittiva vengono impiegate per l'elaborazione automatizzata di grandi volumi di dati, consentendo l'individuazione tempestiva di anomalie, irregolarità o deviazioni rispetto agli standard operativi e normativi. L'IA permette di passare da un approccio basato su controlli campionari a uno di analisi totale e continua delle transazioni, riducendo il margine di errore e aumentando la capacità di rilevamento delle non conformità. Gli algoritmi possono, ad esempio, monitorare costantemente le operazioni contabili e finanziarie, identificando transazioni fuori soglia o incoerenti con i pattern storici dell'organizzazione. Ciò consente di intervenire in modo tempestivo su possibili situazioni di rischio (Couceiro, Pedrosa & Marini, 2024). Nell'ambito delle verifiche operative e di conformità, l'IA può anche sfruttare strumenti di Natural Language Processing (NLP) per analizzare documenti, contratti, report e comunicazioni interne, individuando segnali di rischio o incoerenze rispetto ai protocolli aziendali. In tal modo si mette a disposizione dell'auditor un quadro informativo più completo, che integra sia dati numerici che qualitativi, migliorando la capacità di giudizio complessivo (Couceiro, Pedrosa & Marini, 2024).

Nel complesso, l'adozione dell'IA nella fase di esecuzione non si limita a velocizzare le operazioni, ma permette di passare da un modello statico di semplice controllo ex post ad un processo dinamico, continuo e predittivo, capace di apprendere dai risultati precedenti e di adattarsi alle trasformazioni dell'ambiente organizzativo. La figura dell'auditor, in questo nuovo scenario, si trasforma da mero verificatore di conformità a gestore di sistemi intelligenti, responsabile della supervisione e dell'interpretazione dei risultati generati dagli algoritmi (Couceiro, Pedrosa & Marini, 2024).

Nella fase di valutazione dei controlli e reporting, l'Intelligenza Artificiale contribuisce a migliorare la qualità delle analisi e la tempestività della comunicazione dei risultati,

trasformando il modo in cui le evidenze vengono interpretate e condivise. Gli algoritmi possono analizzare le interdipendenze tra processi e rilevare come la debolezza di un controllo in un'area specifica possa influire sull'intero sistema di governance, favorendo una valutazione sistemica piuttosto che frammentata. Ciò consente di individuare non solo le irregolarità puntuali, ma anche le cause strutturali di inefficienza o vulnerabilità nei meccanismi di controllo (Couceiro, Pedrosa & Marini, 2024). Questo grazie al contributo fornito dai modelli predittivi, che permettono di stimare la probabilità di fallimento di un controllo o di insorgenza di eventi di rischio futuri. Tali modelli si basano su serie storiche di dati interni e su variabili esterne (economiche, normative, di mercato), offrendo un supporto quantitativo alle valutazioni qualitative dell'auditor (Kokina & Davenport, 2017).

L'integrazione tra Intelligenza Artificiale e tecnologie blockchain offre inoltre nuove prospettive di tracciabilità e trasparenza. La possibilità di registrare ogni transazione e ogni modifica in un registro distribuito[4] e immutabile consente di ricostruire con esattezza la sequenza delle operazioni e di garantire l'integrità delle evidenze di audit. In questo modo, l'auditor può verificare l'affidabilità dei dati alla base delle proprie valutazioni e assicurare un livello più elevato di accountability nei confronti degli organi di controllo e degli stakeholder (Couceiro, Pedrosa & Marini, 2024).

Nell'ambito del reporting, l'IA può supportare la redazione automatica dei rapporti di audit, utilizzando tecniche di Natural Language Generation (NLG) per sintetizzare i risultati dell'analisi in un linguaggio naturale, chiaro e coerente. Questi sistemi possono strutturare i report in modo standardizzato, includendo indicatori chiave di performance, evidenze principali e raccomandazioni prioritarie. L'automazione di questa fase consente di ridurre significativamente i tempi di elaborazione, migliorando al contempo l'uniformità e la qualità delle informazioni prodotte (Kokina & Davenport, 2017).

In ultima analisi, l'adozione di strumenti di audit intelligente non sostituisce la responsabilità umana né il giudizio professionale, ma li ricontestualizza in un ecosistema

[4] Si intende un sistema di archiviazione dei dati in cui le informazioni non vengono conservate in un unico server centrale, ma replicate e condivise tra più nodi di una rete. Ogni nodo della rete possiede una copia aggiornata del registro e, quando viene aggiunta una nuova transazione, tutti i nodi la verificano e la approvano attraverso un meccanismo di consenso.

decisionale più informato e trasparente, dove l'IA funge da amplificatore cognitivo della funzione di controllo.

4 Conclusioni: sfide, limiti della tesi e piste di ricerca futura

4.1 Rischi emergenti e sfide per una governance responsabile dell'Intelligenza Artificiale

L'evoluzione dell'Intelligenza Artificiale (IA) introduce, accanto a significative opportunità organizzative, un insieme di rischi sistemici che interrogano la governance, i modelli di controllo e la capacità delle imprese di mantenere integrità, equità e trasparenza nei processi decisionali. La letteratura etica sull'IA evidenzia come tali rischi non siano effetti collaterali marginali, ma dinamiche strutturali derivanti dal modo in cui gli algoritmi apprendono, accumulano potere informativo e operano all'interno dei sistemi socio-organizzativi (Mensah, 2023). In questa prospettiva, tre dimensioni appaiono particolarmente rilevanti: la gestione dei bias nei sistemi algoritmici, le sfide di trasparenza e accountability associate ai processi decisionali automatizzati, e il fenomeno della shadow AI, ossia l'adozione non autorizzata di strumenti di intelligenza artificiale all'interno delle organizzazioni.

Tra le dimensioni più problematiche dei sistemi di Intelligenza Artificiale vi sono le distorsioni che possono emergere durante l'addestramento e l'elaborazione dei dati. Gli algoritmi apprendono schemi e correlazioni statistiche dalla realtà che viene loro fornita, e se questa realtà è segnata da pregiudizi, squilibri o rappresentazioni incomplete, tali imperfezioni vengono incorporate nei modelli e riprodotte nei loro output (Mensah, 2023). Ne risulta una forma di bias che non deriva da malfunzionamenti occasionali, ma dalla logica stessa con cui l'IA costruisce le proprie inferenze, rendendo possibile la reiterazione o l'amplificazione di disuguaglianze già presenti nei dati di partenza.

Accanto al problema del bias, un secondo limite strutturale riguarda l'opacità dei sistemi di IA, spesso descritta in letteratura come problema della black box. Tale opacità, assume diverse forme. Vi è innanzitutto un'opacità tecnica o epistemica, legata alla complessità matematica e computazionale dei modelli: le reti neurali profonde generano output sulla base di una catena di trasformazioni non direttamente comprensibile, rendendo difficile

spiegare perché una determinata decisione sia stata presa. Vi è poi un'opacità pratica, derivante dall'impossibilità per l'utente finale di accedere alle informazioni sui dati utilizzati o sulle scelte di progettazione del modello. Infine, vi è anche il tema dell'opacità strategica, ossia la scelta intenzionale da parte delle organizzazioni di non rivelare informazioni critiche sul funzionamento dei propri algoritmi, per ragioni di proprietà intellettuale, vantaggio competitivo o gestione del rischio reputazionale (Mensah, 2023).

Questa pluralità di forme di opacità rende problematica la costruzione di sistemi di trasparenza e spiegabilità. Spiegabilità che non può essere concepita solo come una caratteristica tecnica del modello, ma come una relazione epistemica tra chi sviluppa il sistema, chi lo utilizza e chi ne subisce gli effetti. La trasparenza, pertanto, non equivale a "rendere visibili i codici", bensì a creare le condizioni affinché gli agenti coinvolti possano comprendere il significato e le implicazioni delle decisioni algoritmiche. In assenza di spiegabilità operativa, diventa difficile diagnosticare gli errori, individuare i bias o valutare l'affidabilità complessiva del sistema.

La combinazione tra bias sistemici e opacità algoritmica produce conseguenze dirette sul tema dell'accountability, intesa come capacità di attribuire responsabilità e ricostruire il processo decisionale. Questo problema si radica in una caratteristica fondamentale dei sistemi di IA, ovvero quella di non possedere agency morale, né di poter essere considerati responsabili in senso etico o giuridico. Le decisioni generate dall'algoritmo derivano da correlazioni statistiche e non da intenzioni; per questo, ogni esito problematico deve, in ultima istanza, essere ricondotto a decisioni e omissioni umane. Tuttavia, nella pratica organizzativa e tecnica, l'opacità epistemica impedisce spesso di individuare dove la responsabilità debba collocarsi.

Si crea così quello che in letteratura viene definito "*responsibility gap"*, uno "scarto" tra l'azione del sistema e la possibilità di attribuirne la responsabilità a un soggetto chiaramente identificabile. Questa dinamica descritta a livello teorico trova un riscontro nelle evoluzioni normative che stanno affiancando l'adozione dell'IA in ambito organizzativo. Il legislatore, infatti, sta iniziando a colmare il responsibility gap non attribuendo maggiore agency alla tecnologia, ma aumentando le forme di responsabilità

in capo agli attori umani e istituzionali (vedi par. 3.4.1 L'impatto dell'Intelligenza Artificiale sulla responsabilità d'impresa e sull'evoluzione del Modello 231).

Un ulteriore limite strutturale nell'impiego dell'Intelligenza Artificiale nelle organizzazioni è rappresentato dal fenomeno della Shadow AI, ossia l'adozione di strumenti, applicazioni o modelli di IA al di fuori dei canali ufficiali di governance tecnologica. Si tratta di un uso sommerso, non autorizzato o non monitorato di tecnologie basate su machine learning o IA generativa, che si sviluppa tipicamente quando i lavoratori ricorrono a soluzioni esterne per aumentare la produttività o semplificare compiti quotidiani senza coinvolgere l'IT o le funzioni di controllo (IBM. (2025). Shadow AI: What it is and why it matters. https://www.ibm.com/it-it/think/topics/shadow-ai).

La Shadow AI prospera soprattutto nei contesti in cui l'organizzazione non offre alternative ufficiali adeguate, nelle situazioni in cui i flussi di lavoro richiedono velocità non supportata dagli strumenti aziendali o, più in generale, quando la cultura interna non riconosce il bisogno di sperimentazione e autonomia tecnologica. L'adozione di IA "ombra" può assumere forme diverse: dall'utilizzo di chatbot esterni per sintetizzare testi o analizzare dati, all'impiego di piattaforme di automazione personale, fino all'inserimento di modelli non verificati all'interno di processi critici. Il rischio principale deriva dal fatto che questi strumenti operano senza alcun controllo sulla qualità, sicurezza e tracciabilità dei dati, producendo un "vuoto di governance" che mette in tensione i principi fondamentali della gestione tecnologica nelle organizzazioni (IBM. (2025). Shadow AI: What it is and why it matters. https://www.ibm.com/it-it/think/topics/shadow-ai).

In assenza di adeguati meccanismi di vigilanza, l'impiego sommerso di strumenti di Intelligenza Artificiale genera un insieme di vulnerabilità particolarmente insidiose per l'organizzazione. Una prima criticità riguarda l'esposizione involontaria di dati sensibili, che si verifica quando i dipendenti inseriscono informazioni aziendali all'interno di piattaforme esterne non autorizzate, tali contenuti possono essere conservati o utilizzati dai fornitori come materiale di addestramento dei modelli, sfuggendo completamente al controllo dell'impresa (IBM. (2025). Shadow AI: What it is and why it matters.

https://www.ibm.com/it-it/think/topics/shadow-ai). A questa fragilità si aggiunge il rischio di introdurre *bias* non rilevati, poiché i modelli impiegati al di fuori dei sistemi ufficiali non sono stati sottoposti alle procedure di validazione previste per garantire equità, robustezza e sicurezza. Infine, il ricorso clandestino all'IA produce un livello di opacità totale nei processi decisionali dal momento che l'organizzazione non dispone della possibilità di ricostruire la logica che guida gli output generati da tali strumenti né di valutare l'affidabilità delle informazioni da essi prodotte.

Il fenomeno della Shadow AI incide inoltre sul coordinamento organizzativo. Mentre l'IA ufficialmente implementata richiede procedure di audit, controllo e documentazione, l'IA "ombra" opera in parallelo e in modo indipendente, generando un'asimmetria tra ciò che il sistema formale prevede e ciò che effettivamente avviene nelle attività operative. Questo scollamento produce un effetto di "disallineamento strutturale": l'organizzazione crede di governare i propri processi, ma una parte significativa delle decisioni o dei contenuti digitali è generata da strumenti non supervisionati.

A livello di rischio, la Shadow AI può essere considerata una delle forme più difficili da individuare e mitigare. Essa emerge in particolare nelle funzioni ad alta intensità informativa dove l'utilizzo di questa tecnologia garantisce vantaggi immediati tali da indurre i lavoratori a bypassare le procedure ufficiali. Questo produce una "normalizzazione dell'uso sommerso", in cui la presenza stessa della Shadow AI diviene parte invisibile del funzionamento quotidiano dell'organizzazione (IBM. (2025). Shadow AI: What it is and why it matters. https://www.ibm.com/it-it/think/topics/shadow-ai).

In sintesi, la Shadow AI rappresenta un limite organizzativo particolarmente critico perché non dipende dai difetti intrinseci della tecnologia, bensì da pratiche d'uso che sfuggono al controllo istituzionale, minando i principi di trasparenza, sicurezza e accountability. La sua gestione richiede non solo strumenti tecnici di monitoraggio, ma soprattutto una governance chiara, politiche interne di comunicazione e formazione, e un modello culturale orientato a integrare l'innovazione in modo sicuro e controllabile.

Accanto ai rischi legati ai bias, all'opacità e all'uso non monitorato dell'AI, l'impiego crescente di questi sistemi introduce una forma più sottile e meno immediatamente visibile di criticità, che riguarda il modo in cui il sapere viene prodotto, percepito e valutato all'interno delle organizzazioni. In particolare, l'uso di modelli *large language models* (LLMs) tende a modificare come la conoscenza viene prodotta, valutata e interiorizzata da parte degli utilizzatori.

L'architettura dei sistemi basati su *large language models* differisce radicalmente dai tradizionali processi collettivi di costruzione della conoscenza, nei quali il sapere emerge attraverso pratiche visibili di confronto, revisione, conflitto interpretativo e verifica delle fonti (Quattrociocchi, 2026). In tali sistemi, la conoscenza non si presenta come un prodotto finito, ma come un processo esplicito e contestabile. Al contrario, l'output dell'IA non rende visibili i passaggi intermedi, le incertezze, i conflitti interpretativi o le controversie che hanno caratterizzato la produzione della conoscenza umana da cui il modello ha appreso. La conoscenza, in questo caso, si presenta come un prodotto fluente e concluso, piuttosto che come un processo aperto e contestabile.

Questa caratteristica favorisce quella che può essere definita una condizione di *epistemia*, nella quale la plausibilità linguistica e la qualità formale del testo tendono a sostituire la valutazione epistemica fondata su fonti, giustificazioni e criteri di verità. Il rischio non risiede tanto nella presenza occasionale di errori o imprecisioni, ma nel fatto che l'elevata qualità retorica degli output riduce l'attivazione dei meccanismi di giudizio critico, facilitando l'adozione acritica degli output e riducendo la frizione cognitiva necessaria ai processi di apprendimento autentico (Walther, 2026a). Di fatto, si riduce la propensione dell'utente a esercitare giudizio critico, trasformando il contenuto generato in un surrogato dell'attività cognitiva piuttosto che in un supporto ad essa. (Quattrociocchi, 2026).

Le implicazioni di questa dinamica diventano particolarmente rilevanti se si considerano gli effetti sull'autovalutazione delle competenze. Evidenze empiriche mostrano che l'uso dell'IA generativa può migliorare le performance oggettive degli individui, ma al tempo stesso compromettere la capacità di valutare accuratamente il proprio livello di

competenza. Studi sperimentali su compiti di ragionamento logico indicano che i soggetti assistiti dall'IA tendono a sovrastimare sistematicamente i propri risultati, anche in presenza di incentivi economici alla precisione valutativa (Walther, 2026b).

In altri termini, l'IA riduce la frizione cognitiva del compito, rendendo il processo decisionale più agevole e veloce; tuttavia, questa stessa riduzione dello sforzo viene interpretata dal soggetto come indicatore di comprensione e padronanza, generando un'illusione di competenza. Il risultato è una separazione progressiva tra performance e consapevolezza. Questo fenomeno suggerisce che l'IA non si limita a supportare l'esecuzione dei compiti, ma interviene sui meccanismi attraverso cui gli individui costruiscono una rappresentazione del proprio sapere e delle proprie capacità (Walther, 2026b).

Dal punto di vista organizzativo, tale scollamento tra performance e consapevolezza epistemica solleva interrogativi rilevanti in termini di *accountability* e *agency*. Quando il confine tra contributo umano e contributo algoritmico diventa opaco, si indebolisce la capacità degli individui di "possedere" cognitivamente le decisioni prese, rendendo più difficile l'apprendimento dagli errori e l'assunzione di responsabilità (Walther, 2026b). Le decisioni appaiono più rapide e convincenti, ma meno radicate in una comprensione autentica dei problemi, aumentando il rischio di trasferire implicitamente all'algoritmo non solo l'elaborazione, ma anche la legittimazione della scelta. In questo scenario, il rischio non è soltanto quello di decisioni errate, ma quello di una progressiva erosione dei presupposti cognitivi su cui si fondano il giudizio professionale e la responsabilità individuale.

4.2 Limiti della tesi e piste di ricerca futura

Come ogni lavoro di ricerca, anche questa tesi presenta alcuni limiti che è importante esplicitare e che possono diventare spunti per sviluppi futuri.

In primo luogo, si tratta di un lavoro a prevalente impostazione teorica e concettuale, che ha fatto leva su contributi di letteratura e su casi tratti dai lavori accademici, senza poter svolgere indagini empiriche dirette presso imprese italiane o organismi di vigilanza. Ciò

ha consentito di costruire un quadro interpretativo ampio, ma non di verificarne in maniera sistematica l'aderenza alle pratiche organizzative e di controllo effettivamente in corso nelle aziende. In secondo luogo, l'analisi si è concentrata su alcune traiettorie specifiche dell'IA (machine learning, sistemi di raccomandazione, strumenti di audit intelligente) e su alcuni snodi normativi (AI Act, DDL italiano, impatto sul catalogo dei reati presupposto), lasciando sullo sfondo altre tecnologie emergenti (ad esempio, forme avanzate di IA generativa in contesti produttivi o di supply chain) e altri ambiti regolatori potenzialmente rilevanti. In terzo luogo, il lavoro ha assunto come riferimento il quadro del D.Lgs. 231/2001, senza estendere l'analisi comparativa ad altri modelli di responsabilità d'impresa a livello internazionale. Un confronto sistematico con altre giurisdizioni e altri sistemi di corporate liability potrebbe arricchire ulteriormente la comprensione delle specificità e dei margini di evoluzione del modello italiano.

A partire da questi limiti, è possibile individuare alcune direzioni di ricerca futura. Una prima direzione riguarda lo sviluppo di *case studies* su imprese che abbiano già integrato sistemi di IA nei propri processi organizzativi e nei propri MOGC, con l'obiettivo di osservare nella realtà se e come sono stati ridisegnati i compiti, le strutture, i processi decisionali e di compliance. Una seconda direzione consiste nella realizzazione di indagini empiriche (survey o interviste) rivolte a componenti di OdV, responsabili compliance, internal auditor e manager di funzione, per comprendere percezioni, pratiche e criticità nell'adozione di IA all'interno delle funzioni organizzative.

4.3 Considerazioni finali

In conclusione, l'Intelligenza Artificiale si configura come una leva di trasformazione profonda dei modelli organizzativi e dei sistemi di controllo, ma anche come un banco di prova cruciale per la capacità delle organizzazioni di integrare innovazione tecnologica, responsabilità e tutela dei diritti. Le riflessioni emerse nel corso della tesi mostrano come l'IA non produca effetti univoci: il suo impatto dipende in larga misura da come viene concepita e inserita nei processi di lavoro, decisionali e di governance.

Da un lato, l'IA è spesso percepita come una tecnologia capace di sostituire il lavoro umano, con il rischio di frammentare le attività, ridurre le occasioni di collaborazione e indebolire quei meccanismi di apprendimento condiviso, fiducia e coesione sociale che costituiscono il fondamento delle organizzazioni. L'uso estensivo di sistemi generativi solleva inoltre interrogativi rilevanti sul benessere dei lavoratori, sul senso di isolamento e sulla possibile erosione del legame tra individuo, gruppo e obiettivi organizzativi. Queste preoccupazioni richiamano l'esigenza di interrogarsi non solo sull'efficienza dell'IA, ma anche sui suoi effetti di lungo periodo sulle dinamiche di gruppo e sulla resilienza organizzativa.

Dall'altro lato, emerge con forza una prospettiva alternativa, che interpreta l'IA come una tecnologia capace di amplificare le capacità umane. In questa visione, l'IA non sostituisce la collaborazione umana, ma la rende più efficace, aiutando individui e gruppi a superare i limiti della razionalità individuale, ad allineare obiettivi e priorità e a gestire livelli di complessità sempre più elevati. Analizzando grandi quantità di dati, individuando pattern latenti e simulando scenari, i sistemi intelligenti possono favorire forme di coordinamento anche in contesti organizzativi meno gerarchici e più dinamici.

Alla luce di queste considerazioni, la sfida che si prospetta non è quella di scegliere tra automazione e collaborazione, ma di progettare consapevolmente l'interazione tra umano e IA, orientandola verso assetti organizzativi che preservino il valore del giudizio umano, della cooperazione e della responsabilità. In questo senso, i sistemi di compliance e i modelli di controllo sono chiamati a evolvere per governare non solo i rischi giuridici e tecnologici, ma anche le implicazioni organizzative e sociali dell'adozione dell'IA.

Il futuro dell'Intelligenza Artificiale nelle organizzazioni dipenderà quindi dalla capacità di adottarla non come strumento per abbassare i costi sostituendo il lavoro umano, ma come fattore di supporto e rafforzamento dei processi collaborativi e dunque di aumento della produttività, costruendo assetti strutturali e presidi di governance in grado di sfruttarne il potenziale, coniugando innovazione, prevenzione, trasparenza e accountability. È in questo equilibrio, ancora in fase di definizione, che si gioca la

possibilità di un’adozione dell’IA realmente sostenibile e coerente con i principi della responsabilità d’impresa.

Bibliografia e Sitografia

Adam Smith. (1776). *An inquiry into the nature and causes of the wealth of nations*. W. Strahan and T. Cadell.

Argote, L. (2013). *Organizational learning: Creating, retaining and transferring knowledge* (2nd ed.). Springer.

Bovens, M. (2006). Analysing and assessing accountability: A conceptual framework. *European Law Journal, 13*(4), 447–468.

Bovens, M. (2010). Two concepts of accountability: Accountability as a virtue and as a mechanism. *West European Politics, 33*(5), 946–967.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *The business of artificial intelligence*. Harvard Business Review Press.

Brynjolfsson, E., Mitchell, T., & Rock, D. (2018). What can machines learn and what does it mean for occupations and the economy? *AEA Papers and Proceedings, 108*, 43–47.

Burns, T., & Stalker, G. M. (1961). *The management of innovation*. Tavistock.

Cassazione penale, Sezioni Unite, 18 settembre 2014, n. 38343.

Cassazione penale, Sezione VI, 11 novembre 2021 (dep. 15 giugno 2022), n. 23401.

Chandler, A. D. (1962). *Strategy and structure: Chapters in the history of the industrial enterprise*. MIT Press.

Christensen, M., & Knudsen, T. (2020). Learning from failures: How downstream agents shape upstream learning. (1), 155–174.

Costa, D. (2025). *Intelligenza artificiale, responsabilità penale e compliance d'impresa*. Giurisprudenza Penale Web**.**

Couceiro, B., Pedrosa, I., & Marini, A. (2020). *State of the art of artificial intelligence in the internal audit context*. Proceedings of the 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI 2020). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

Cunha, M. P., Clegg, S. R., Gaim, M., & Giustiniano, L. (2022). *Elgar introduction to designing organizations*. Edward Elgar Publishing.

Deloitte. (2020). *The rise of the superjob*. Deloitte Insights.

Fayol, H. (1949). *General and industrial management* (C. Storrs, Trans.). Pitman. (Original work published 1916)

Fountaine, T., McCarthy, B., & Saleh, T. (2019). Building the AI-powered organization. *Harvard Business Review, 97*(4), 62–73.

Galbraith, J. R. (1973). *Designing complex organizations*. Addison-Wesley.

Galbraith, J. R. (2014). *Designing organizations: Strategy, structure, and process at the business unit and enterprise levels* (3rd ed.). Jossey-Bass.

Giustiniano, L. (2019). *Hub di imprenditori, caleidoscopi e calabroni: L'incredibile alchimia del gruppo Zucchetti*. Mind Edizioni.

Griffith, T. L., Majchrzak, A., & Giustiniano, L. (2023). Hyperloop transportation technologies: Practices for open organizing across VUCA contexts. *Journal of Organization Design, 12*(3), 99–120.

Gullo A., I modelli organizzativi, in Lattanzi – Severino (a cura di), Responsabilità da reato degli enti. Volume I. Diritto sostanziale, Giappichelli, 2020, pp. 241-288

Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The emergence of artificial intelligence: How automation is changing auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting, 14*(1), 115–122.

Kretschmer, T., & Khashabi, P. (2020). Digital transformation and organization design: An integrated approach. *Organization Science, 31*(6), 1649–1671.

Hinings, C. R., & Meyer, R. E. (2018). Starting points for institutional theory: New directions in organization studies. *Organization Studies, 39*(10), 1333–1345.

IBM. (2025). *Shadow AI: What it is and why it matters*. https://www.ibm.com/it-it/think/topics/shadow-ai

Lawler, E. E. (1986). *High-involvement management*. Jossey-Bass.

Lawler, E. E. (1988). *Choosing an involvement strategy*. Academy of Management Executive, 2(3), 197–204.

Lawrence, P. R., & Lorsch, J. W. (1967). *Organization and environment: Managing differentiation and integration*. Harvard Business School Press.

Malone, T. W. (1999). *The future of work*. Harvard Business School Press.

March, J. G. (1991). Exploration and exploitation in organizational learning. *Organization Science, 2*(1), 71–87.

Mensah, G. B. (2023). *Artificial intelligence and ethics: A comprehensive review of bias mitigation, transparency, and accountability in AI systems*.

Miles, R. E., & Snow, C. C. (1978). *Organizational strategy, structure, and process*. McGraw-Hill.

Mintzberg, H. (1983). *Structure in fives: Designing effective organizations*. Prentice Hall.

Mohanty, S., & Vyas, S. (2018). *AI-driven enterprise*. Apress.

Pugh, D. S., Hickson, D. J., Hinings, C. R., & Turner, C. (1968). Dimensions of organization structure. (1), 65–10.

Puranam, P. (2021). Human–AI collaborative decision-making as an organization design problem. *Journal of Organization Design, 10*(1), 1–14.

Quattrociocchi, W. (2026). Epistemia e intelligenza artificiale generativa. *Post LinkedIn*.

Rudko, I., Bashirpour Bonab, A., & Bellini, F. (2021). Organizational structure and artificial intelligence: Modeling the intraorganizational response to the AI contingency. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research, 16*(5), 1291–1312.

Scott, W. R., & Lewis, G. F. (2015). *Organizations and organizing: Rational, natural, and open system perspectives*. Routledge.

Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2018). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California Management Review, 61*(1), 66–83.

Spreitzer, G. M. (1995). Psychological empowerment in the workplace. *Academy of Management Journal, 38*(5), 1442–1465.

Taylor, F. W. (1911). *The principles of scientific management*. Harper & Brothers.

Thompson, J. D. (1967). *Organizations in action: Social science bases of administrative theory*. McGraw-Hill.

Tiedemann, K. (1985). *Unternehmenskriminalität und Strafrecht*. Carl Heymanns.

Tokarz, A., & Malinowska, D. (2019). Technostress and its consequences. *Polish Psychological Bulletin, 50*(1), 35–46.

Walther, C. C. (2026a, January 7). *AI boosts performance but blurs self-knowledge*. *Psychology Today*.

Walther, C. C. (2026b, January 12). *The danger of cognitive hybrid fluency*. *Psychology Today*.

Weber, M. (1978). *Economy and society* (G. Roth & C. Wittich, Eds.). University of California Press. (Original work published 1922)

Woodward, J. (1965). *Industrial organization: Theory and practice*. Oxford University Press.

Woolley, A. W. (2025). *Generative AI and collaboration: Opportunities for cultivating collective intelligence*. *Journal of Organization Design*.