

Artificial Intelligence in Organizations and the Prospect of Human-machine Collaboration

L'intelligenza artificiale nelle organizzazioni e la prospettiva della collaborazione uomo-macchina

Gabriele Blasutig

Abstract

The article presents the possible uses of AI in organizations, examining application options in relation to the strategies of organizational actors, their representations of the technology and their logics of use. In this context, human-machine collaboration poses certain organizational problems, in particular: a) the tension between equal interactivity and inter-passive relationships; b) the tension between knowledge refinement and the generative function of new knowledge; c) the tension between centralized and decentralized organizational configurations. The ability of organizations to increase their efficiency and quality depends on how these tensions are resolved, also responding to the needs of stakeholders and inspired by criteria of social responsibility.

Nell'articolo si presentano i possibili impieghi dell'AI nelle organizzazioni, verificando le opzioni applicative in relazione alle strategie degli attori organizzativi, alle loro rappresentazioni della tecnologia e alle loro logiche di utilizzo. In questo contesto, la collaborazione uomo-macchine pone alcuni problemi organizzativi, in particolare: a) la tensione tra interattività paritaria e relazione interpassiva; b) la tensione tra affinamento della conoscenza e funzione generativa di nuova conoscenza; c) la tensione tra configurazioni organizzative accentrate e decentrate. La capacità delle organizzazioni di incrementare la loro efficienza e la loro qualità dipende da come vengono risolte tali tensioni, rispondendo anche alle esigenze degli stakeholders e ispirati a criteri di responsabilità sociale.

Keywords

Artificial Intelligence, Organizations, Human-machine Collaboration
Intelligenza artificiale, organizzazioni, collaborazione uomo-macchina

Introduzione

L'intelligenza artificiale (d'ora in avanti AI, in riferimento all'inglese *Artificial Intelligence*) ha, ed è destinata ad avere ancora di più nel prossimo futuro, un impatto sociale profondo e pervasivo. Questa prospettiva è il portato di alcune peculiarità della tecnologia in parola rispetto a quelle che l'hanno preceduta (Brynjolfsson e McAfee 2015; Leonhard 2019; Lee e Quifan 2021): a) il ritmo *esponenziale* dei suoi progressi; b) il carattere *simultaneo* e *combinatorio* delle sue applicazioni che, da un lato, impattano in molteplici ambiti e a diversi livelli e, dall'altro, esprimono un'attitudine connettiva (tra sfere, componenti, apparati, dispositivi, ecc.); c) la sua natura *ricorsiva*, data dalla capacità di svilupparsi e migliorarsi da sé, attraverso processi iterativi e cumulativi di apprendimento, aggiornamento e riprogrammazione.

I testi che, con intento divulgativo, definiscono l'AI da una prospettiva tecnico-informatica (Cabitza 2021; Longo e Scorza 2020; Zambonelli 2020), tendono ad escludere le visioni più evocative, e di maggior presa emotiva, secondo cui le caratteristiche succitate potranno portare, anche nel medio periodo, a sistemi senzienti, cioè dotati di coscienza, identità e autonomia di giudizio. Gli stessi autori dimostrano anche un certo scetticismo rispetto alla possibilità che si verifichi, in tempi relativamente brevi, il passaggio da una *narrow AI* a una *general AI*, se non addirittura a una "superintelligenza" (Bostrom 2018), capace di attraversare diversi domini di conoscenza e campi d'azione. Tuttavia, essi riconoscono che sistemi basati sull'AI, simulando alcuni aspetti e meccanismi dell'intelligenza umana, sono e saranno sempre più in grado di svolgere al nostro posto una serie di compiti che implicino la capacità di elaborare autonomamente vasti, complessi, eterogenei e poco strutturati sistemi di dati, in maniera più "efficiente" (cioè in tempi più rapidi e con maggiore precisione) rispetto a quanto potrebbe fare ciascuno di noi. A questo proposito Faraj e colleghi hanno sostenuto che, allo stadio evolutivo attuale, «gli algoritmi ad apprendimento automatico sono in grado di eseguire in modo affidabile e, potenzialmente, con risultati superiori, una serie crescente di compiti che storicamente erano di competenza degli esseri umani» (Faraj, Pachidi e Sayegh 2018: 62).

Dati questi presupposti, come è facile rilevare attraverso una rapida ricerca bibliografica, attorno al tema dell'AI si è sviluppato un dibattito enorme e montante che copre tutto il campo delle sfere e delle dimensioni politiche, economiche e sociali. Il mondo del lavoro è uno degli ambiti per i quali sono attesi gli effetti più dirompenti, al punto che ormai è dato per scontato l'avvento della "quarta rivoluzione industriale" in cui l'AI rappresenta il fulcro tecnologico (Schwab 2016). In questo quadro generale, il crescente impiego delle cosiddette macchine intelligenti è destinato a modificare in

maniera profonda e diffusa le strutture occupazionali, gli assetti organizzativi, i processi lavorativi e l'insieme dei mestieri e delle professioni, comprese quelle corrispondenti alle fasce del lavoro più qualificato, quelle dei *knowledge workers*.

A questo proposito, la letteratura si concentra in maniera particolare sul potenziale impatto occupazionale derivante dalla sostituzione del lavoro umano da parte delle macchine (Brynjolfsson e McAfee 2015; Lee e Quifan 2021). A volte tali evoluzioni vengono lette in positivo, riconoscendo possibili effetti di potenziamento (*augmentation*) e miglioramento qualitativo del lavoro stesso (Brynjolfsson e McAfee 2015; Daugherty e Wilson 2018) e valutando altresì che la sostituzione dell'uomo da parte delle macchine dovrebbe limitarsi alle occupazioni connotate dai *task* più ripetitivi e standardizzati (Arntz *et al.* 2017). In altri casi, prevale un atteggiamento più pessimistico (Ford 2015; Staglianò 2016). I rischi paventati riguardano, *in primis*, la potenziale distruzione di vaste quote occupazionali, da cui non sarebbero al riparo neppure i cosiddetti "colletti bianchi" e i lavori cognitivi appartenenti alle fasce centrali della gerarchia occupazionale (Frey e Osborne 2017), compresi i ruoli manageriali (Giardullo e Miele 2020). A questi aspetti di criticità si collegano, in secondo luogo, i rischi di una crescita dei livelli di disuguaglianza sociale e di polarizzazione tra chi è in grado di cavalcare le dinamiche in parola e chi può solo subirle (Franzini 2018). Si paventa altresì l'innescò di meccanismi *algoratici*, con soluzioni di "governo degli algoritmi" (Zambonelli 2020) basate su ampie deleghe di potere riservate a sistemi automatici di decisione e gestione. Ciò può verificarsi non solo a livello organizzativo e nei rapporti di lavoro (Aloisi 2020; Aneesh 2009), ma anche, pervasivamente, su una scala più generale (Talia 2021; Zuboff 2019), sollevando importanti questioni su aspetti etici e di responsabilità sociale (Cabitza 2021; Floridi 2022).

A fronte di queste analisi e prospettive generali, una parte della letteratura, soprattutto quella che guarda l'impatto dell'AI da una prospettiva organizzativa, quindi "dal basso" e in relazione ai processi concreti, riflette criticamente su una parte consistente delle analisi circolanti, perché queste si presentano spesso come "grandi narrazioni", caratterizzate da alti livelli di generalizzazione, attraversate non di rado da venature escatologiche e toni sensazionalistici, modellate da aprioristiche visioni del futuro che possono essere, a seconda dei casi, ottimistiche o pessimistiche, se non utopistiche o distopiche (Plesner e Husted 2022: 43). Si tratta di letture in gran parte contrassegnate da un approccio "modernista" e da una concezione deterministica della tecnologia (Hatch 2009: 31). In questo caso, le trasformazioni tecnologiche presentano tratti di «ineluttabilità» (Salento 2018: 7), essendo determinate dalla loro «logica interna» (Plesner e Husted 2022: 79) che non lascia alle istituzioni sociali dei margini reali di interpretazione, retroazione o indirizzo (Salento 2018: 7).

Chi si discosta da questo tipo di visione ritiene, invece, che l'impatto effettivo delle nuove tecnologie deriverà dalle scelte di adozione, progettazione e utilizzo, nonché dalle pratiche di impiego (Salento 2018: 11). Ciò significa che il tipo e la magnitudo degli effetti che si registreranno su scala generale (ad esempio nel mercato del lavoro e nella struttura occupazionale), dipenderà da *quanto*, *dove* e *come* l'AI entrerà nelle organizzazioni, inserendosi nei processi organizzativi (Agrawal *et al.* 2018). Si tratta di esiti che non possono essere dati per scontati e, per questo, vanno verificati empiricamente, studiando le interazioni tra i sistemi tecnici e quelli socio-organizzativi (Plesner e Husted 2022: 43), secondo le indicazioni metodologiche della ormai "classica" scuola socio-tecnica (Fox 1995).

Questo tipo di impostazione analitica, più prudente nelle valutazioni, è suffragata, del resto, anche da significative evidenze empiriche. Nel panorama generale emergono distintamente i profili di colossi aziendali, a tutti noti, che funzionano come piattaforme integrate, regolate in larga parte da sistemi di AI. Si pensi, a tal proposito, ai casi di Amazon, Netflix o Uber. Tuttavia, le ricerche sulle applicazioni nelle organizzazioni "in carne e ossa", al di là di quelle "native digitali" appena menzionate, evidenziano l'esistenza di uno scarto consistente tra le dichiarazioni enfatiche dei manager sull'impatto potenziale di tali tecnologie nelle proprie aziende – anche in ossequio ai potenti "miti istituzionali" circolanti (Meyer e Rowan 1977) – e le loro effettive scelte di adozione, spesso limitate, circoscritte e di portata sperimentale (Davenport e Ronanki 2018; Makarius *et al.* 2020), a volte segnate da ripensamenti e insuccessi, anche a fronte di cospicui investimenti iniziali (Reis *et al.* 2020).

Nel proseguo dell'articolo assumeremo questo tipo di postura analitica. In prima battuta, si cercherà di capire i possibili impieghi dell'AI nelle organizzazioni, verificando le ampie e articolate opzioni applicative, con un portato di associati effetti di innovazione, più o meno radicale, in diversi ambiti e a diversi livelli organizzativi. Di seguito, si rifletterà sul fatto che, a fronte di tale campo potenziale di azione, vanno verificate le effettive traiettorie applicative, in relazione alle strategie degli attori organizzativi, alle loro rappresentazioni della tecnologia in parola e alle loro logiche di utilizzo. In questo contesto, assume una particolare valenza analitica l'osservazione ravvicinata della collaborazione che si instaura tra operatori umani e macchine intelligenti, in parte derivante dalla dimensione dell'*organization*, ovvero dalle scelte di design organizzativo, e in parte derivante dalla dimensione dell'*organizing*, cioè dalle forme emergenti di relazione tra componente tecnica e componente umana registrabili nei concreti processi organizzativi. Il successivo passaggio argomentativo si baserà sul tentativo di sciogliere alcuni nodi organizzativi rilevabili nei processi di collaborazione tra l'uomo e la macchina. Verranno sviluppati tre aspetti in particolare: a) la tensione esistente tra una interattività paritaria tra le due componenti o di una relazione

di “interpassività”; b) la tensione tra una funzione di affinamento della conoscenza esistente e una funzione generativa di nuova conoscenza; c) la tensione tra configurazioni organizzative accentrate e decentrate. Da come vengono risolti tali nodi dipendono le capacità delle organizzazioni di rispondere alla necessità di incrementare non solo la loro efficienza, ma anche la loro qualità, da intendere, in senso lato, come la capacità di produrre output innovativi, adattabili e flessibili, rispondenti alle esigenze degli *stakeholders* e ispirati a criteri di responsabilità sociale.

L'AI e le sue applicazioni nelle organizzazioni

L'AI, dal punto di vista del mondo del lavoro e delle organizzazioni, si pone nel solco di quanto è accaduto nelle fabbriche e negli uffici, a partire dagli anni '60 del secolo scorso, per effetto dei progressi avvenuti nell'elettronica e nelle scienze informatiche. Queste evoluzioni hanno fatto esplodere, in termini quantitativi e qualitativi, le applicazioni basate sull'uso dei computer, dando il via a diffusi e crescenti processi di automazione e digitalizzazione (Butera 2014; Plesner e Husted 2022). Ciò ha consentito di incrementare enormemente le capacità di archiviazione, elaborazione e trasmissione dei dati; sono state messi in opera apparati e macchine controllati attraverso istruzioni digitali; sono stati messi a disposizione strumenti digitali per produrre e trasmettere informazioni (scrivere, progettare, comunicare, ecc.), oltre che per gestire (progettare, programmare, monitorare, ecc.) sistemi complessi.

Peraltro, i sistemi di hardware e software di questa prima ondata di immissione dell'informatica nelle organizzazioni hanno la caratteristica di operare in maniera deterministica. Seguono cioè delle sequenze di istruzioni digitali (gli algoritmi) trascritti nel software dai programmatori per far compiere un insieme concatenato di procedure: a ogni input fornito al sistema corrisponde un output univoco, determinato e prevedibile. Per fare un semplice esempio, cliccando su una particolare icona sullo schermo del mio PC, se tutto funziona correttamente, si attivano le istruzioni informatiche che avviano la stampa su una determinata stampante, in base a settaggi impostati in precedenza.

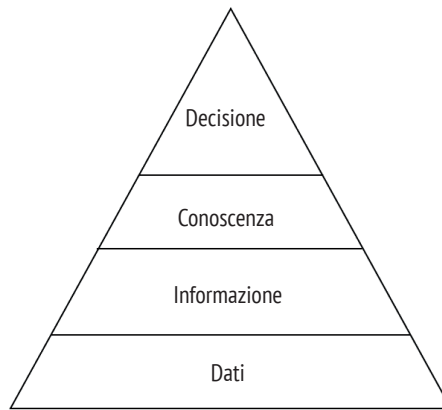
L'avvento dei sistemi e delle applicazioni basate sull'AI ha recentemente generato una seconda ondata dei processi di informatizzazione nelle organizzazioni, su basi del tutto nuove rispetto al passato. Ciò è essenzialmente riferibile al fatto che le macchine intelligenti sono in grado di «imparare e agire autonomamente» (Bailey *et al.* 2019). Rispondendo alle richieste dell'utilizzatore, l'AI può risolvere in autonomia un insieme di passaggi “decisionali”, producendo delle soluzioni originali, non predefinite dai programmatori (Talia 2021: cap.4). Sarebbe come dire, tornando al semplice

esempio proposto poc'anzi, che il mio PC compie in autonomia le scelte fondamentali sulla stampa da effettuare, in relazione ad alcuni aspetti (la stampante da usare, la modalità di stampa, i settaggi da applicare), dati alcune variabili parametriche (tipo di documento da stampare, sua destinazione d'uso, stato manutentivo delle stampanti in uso, costo del toner, costo dei ricambi, ecc.) e assunti alcuni obiettivi caratterizzati da un parziale rapporto di *trade-off* (fare economie sull'uso del toner, ridurre l'usura delle parti critiche della stampante, assicurare la qualità e la velocità della stampa, ecc.).

Dunque, la "intelligenza" di questi sistemi risiede, in primo luogo, nella loro capacità di "scegliere" e proporre delle soluzioni, operando in campi decisionali che presentano obiettivi complessi, sono poco strutturati e sono esposti all'incertezza circa il rapporto tra azioni e risultati (Cabitza 2021: 33). Per questo motivo l'AI funziona non su base deterministica ma probabilistica, da cui la definizione di «macchine predittive» proposta da Agrawal e colleghi (2018). Pertanto, secondo Murray e colleghi «queste tecnologie si differenziano da altre tecnologie avanzate per la loro capacità di prendere decisioni da sole e di farle evolvere nel tempo, una volta che sono state implementate in un'organizzazione» (2021: 553).

La seconda parte della precedente citazione, richiama l'ulteriore aspetto per cui si parla di sistemi "intelligenti": la capacità di apprendere. Senza avventurarci in spiegazioni tecniche (per le quali rinvio a: Longo e Scorza 2020; Talia 2021; Zambonelli 2020), questa caratteristica dell'AI può essere meglio compresa richiamando il modo in cui le scienze sociali inquadrano, in senso generale, la conoscenza, intesa come materiale cognitivo posto alla base dei processi decisionali (cfr. Fig. 1) (Grandori 1999: 44; Plesner e Husted 2022: 192). Le componenti "grezze" di tale materiale sono i *dati* che costituiscono la realtà circostante (fatti, numeri, notizie, ecc.). Questi devono essere "elaborati" (cioè percepiti, selezionati, categorizzati e immagazzinati) per essere trasformati in informazione. Le *informazioni*, a loro volta, vengono ulteriormente organizzate, mettendole in relazione tra loro e generando così quella rete di cognizioni che chiamiamo *conoscenza*. La decisione poggia su questo materiale cognitivo che viene opportunamente trattato, in funzione dei problemi da affrontare, delle ipotesi sulle alternative rilevanti su come risolverli, delle relazioni causa-effetto che legano azioni e risultati e delle regole di scelta che si intende adottare.

Figura 1 – La stratificazione del materiale cognitivo a supporto dei processi decisionali



Ebbene, applicando lo schema appena delineato, quando si dice che “l’AI è intelligente perché è capace di apprendere”, ci si riferisce essenzialmente al fatto che questi sistemi sono in grado di analizzare in autonomia grandi quantità di dati, estrapolando e correlando informazioni e producendo in tal modo un corpo di conoscenze sulla realtà. Mentre gli utensili e le macchine tradizionali costituivano dei mediatori fisici, l’AI diventa, di fatto, un *mediatore cognitivo* tra noi e la realtà.

I modelli attraverso cui i sistemi di AI svolgono tale funzione di apprendimento dai dati variano a seconda degli ambiti di applicazione e dello stadio evolutivo degli algoritmi che li informano. Nei casi dell’AI tradizionale (i cosiddetti “sistemi esperti”) i modelli algoritmici funzionano in maniera deduttiva, incorporando e applicando dei domini di conoscenza precostituiti – ma pur sempre operanti in modo non deterministico (Longo e Scorza 2020: 35) – caricati dai programmatori.

Nelle più recenti evoluzioni del *machine learning*, i modelli si definiscono attraverso processi di apprendimento automatico, maturati induttivamente, seppure sotto la supervisione dei programmatori. È il caso, ad esempio, degli algoritmi che suggeriscono (o compiono autonomamente) operazioni di compravendita nei mercati finanziari. Questi possono prevedere gli andamenti attuali e futuri dei titoli, avendo elaborato centinaia di migliaia di tracciati finanziari e avendo misurato le correlazioni tra una molteplicità di variabili e gli andamenti storici delle borse e dei titoli quotati. In più, sono in grado di migliorare le proprie prestazioni, a mano a mano che accumulano esperienza, confrontando le previsioni effettuate con gli andamenti borsistici effettivi (Zambonelli 2020: 40-41). Del tutto analogamente operano alcuni software di supporto alla diagnostica medica (Talia 2021). Questi dispongono di un modello di interpreta-

zione degli esami clinici, frutto di un processo di apprendimento su un grande numero di esempi (costituiti da diagnosi verificate e da associati esami di laboratorio o referti radiologici), integrati da vaste informazioni medico-scientifiche (registri e studi clinici, articoli di riviste scientifiche, ecc.).

Una recente evoluzione dell'AI è rappresentata da modelli di apprendimento profondo: il *deep learning*. In questo caso gli algoritmi si ispirano alla struttura e alla funzione del cervello umano e per questo sono chiamati reti neurali artificiali. Evitando i tecnicismi, diciamo che l'AI risulta ancora più autonoma nell'organizzare i dati e nel costruire il modello di interpretazione della realtà, individuando in autonomia ricorrenze e correlazioni. I programmatori gestiscono il processo di apprendimento lasciando "girare" liberamente la macchina e controllando principalmente gli output ottenuti (Zambonelli 2020: 48; Talia 2021: cap. 4). Questo tipo di funzionalità si adatta in particolare alle situazioni in cui il campo operativo e decisionale è particolarmente destrutturato o nei casi in cui si voglia valorizzare le proprietà "generative" della conoscenza di queste tecnologie (Shrestha *et al.* 2021).

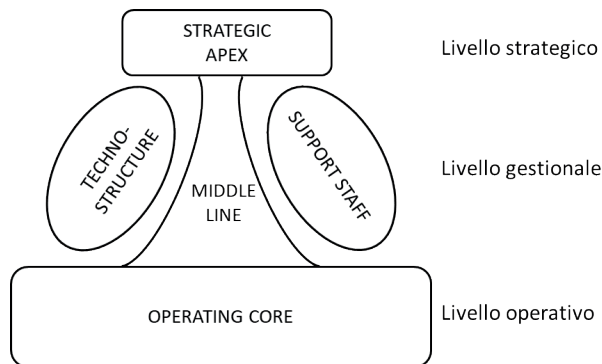
Dai precedenti esempi, si comprende facilmente la principale forza dell'AI. I vantaggi vengono bene riassunti da Zambonelli (2020: 36-37). Questi sottolinea che gli algoritmi oggi disponibili sono in grado di fare deduzioni e previsioni di notevole precisione, fuori dalla portata dell'intelligenza umana, per la vastità dei dati analizzati nel dettaglio e per la capacità di riconoscere schemi e relazioni non banali intercorrenti tra gli stessi dati. Si può menzionare, a tal proposito, il caso di Starbucks che, nel decidere l'apertura di nuove filiali, si affida alle previsioni di redditività fornite da sistemi di AI operanti su grandi basi di dati riguardanti variabili appartenenti a diversi domini, normalmente non comunicanti, come quelli sul traffico, sulle condizioni meteo, sulle caratteristiche socio-demografiche della popolazione, ecc. (Plesner e Husted 2022: 195). Shrestha e colleghi (2019) evidenziano il fatto che queste tecnologie sono in grado di gestire set di alternative di grandi dimensioni e che nella generazione degli output riducono fortemente il problema del *trade-off* tra la velocità e l'accuratezza che è tipicamente presente nella decisione umana. Secondo una prospettiva più organizzativa, richiamando la classica lezione di Thompson, D'Onofrio (2020: 9) rileva che gli algoritmi di apprendimento sono in grado di raggiungere «la massima espressione della razionalità tecnica» in virtù della ampia porzione di incertezza e complessità che sono in grado di contemplare.

Il rovescio della medaglia, evidenziato molto frequentemente dai contributi presenti in letteratura, è che il funzionamento dell'AI, per effetto degli automatismi nell'elaborazione delle informazioni, finiscono per diventare opachi agli occhi degli utilizzatori. Specialmente per l'AI di ultima generazione, diventa difficile persino per i programmatori comprendere pienamente la logica in base alla quale questi sistemi

raggiungono determinati risultati, visto che gli algoritmi delle macchine ad apprendimento automatico si affinano automaticamente a mano a mano che acquisiscono nuovi dati.

Considerate le caratteristiche generali dell'AI, lo sviluppo attuale della tecnologia in parola consente di prefigurare le sue *potenzialità diffusive* nelle organizzazioni, in corrispondenza della divisione del lavoro sia orizzontale che verticale, impattando su ruoli professionali, processi, strutture e relazioni intra e inter-organizzative (Bailey *et al.* 2019). Le applicazioni, i software, i sistemi e i dispositivi che incorporano qualche tipo di AI sono sempre più numerosi e sono in grado di svolgere in autonomia, in collaborazione o a supporto di operatori umani, in relazione a un numero crescente di *task* (von Krogh 2018). Questi, seguendo il classico schema di Mintzberg (1979) sulle cinque parti dell'organizzazione (cfr. Fig. 2), possono riguardare il livello strategico, quello gestionale e quello operativo delle organizzazioni.

Figura 2 - La struttura definita dalle diverse parti dell'organizzazione nel modello di Mintzberg



Qui ci limitiamo a menzionare solo alcuni tra i tanti esempi rilevabili in letteratura. Rispetto alle unità direzionali, si consideri l'impiego di software che supportano le scelte strategiche come quelle inerenti alle fusioni e acquisizioni (Chanda 2021) o alla pianificazione del budget aziendale (Valle-Cruz *et al.* 2022). Ma si profila anche il possibile ricorso all'AI nella governance societaria, inserendo questi sistemi intelligenti nei consigli di amministrazione (Mosco 2019). Rispetto al livello gestionale intermedio (relativo a funzioni manageriali, di staff, di programmazione, controllo e sviluppo organizzativo), stanno trovando spazio, ad esempio, software dedicati al marketing (Overgoor *et al.* 2019), alla gestione delle risorse umane (Vrontis *et al.* 2022), alle funzioni di contabilità (Shaffer *et al.* 2020), alla logistica (Woschank *et al.* 2020) e alla gestione dei sistemi di fornitura (Helo e Hao 2021). Sempre ai livelli organiz-

zativi intermedi, si delineano soluzioni di «management algoritmico» che svolgono (direttamente o indirettamente) funzioni di coordinamento, controllo e valutazione (D'Onofrio 2020), rivolti anche al management di prima linea, ad esempio per la programmazione e gestione dei turni di lavoro (Leung *et al.* 2022).

Com'è facile immaginare, ancora più ampia è la casistica relativa a soluzioni basate sull'AI riguardanti funzioni, ruoli o processi riconducibili al livello operativo. In primo luogo, l'AI è sempre più spesso incorporata dai sistemi robotici più avanzati impiegati nelle linee produttive nei contesti manifatturieri. I robot di più recente concezione vanno decisamente oltre il funzionamento basato, come quelli del passato, sul controllo numerico. Sono infatti capaci, in autonomia, di “percepire” e decodificare il complesso flusso di elementi che compongono l'ambiente circostante, imparare da questi e agire di conseguenza (Benbya 2020: xii-xiii). Per quanto riguarda i servizi, L'AI sta trovando spazio anche nelle funzioni di tipo commerciale, sia attraverso “agenti” intelligenti capaci di comunicare con linguaggio naturale con i clienti sia attraverso sistemi di raccomandazione di prodotti e servizi a supporto dei venditori *retail*, suggerendo soluzioni per un maggiore livello di personalizzazione e di coinvolgimento dei clienti (Davenport e Ronanki 2018: 112). Significative potenzialità di diffusione si possono riscontrare anche nell'ambito dei ruoli tradizionalmente svolti dai lavoratori della conoscenza. Si pensi, ad esempio, alle possibilità di automazione di fasi dei processi istruttori e decisionali relativi alla concessione di crediti personali (Mayer *et al.* 2020). Oppure, in ambito medico-sanitario, crescono gli impieghi dell'AI nella diagnostica per immagini (Tupasela e Di Nucci 2020) e vengono altresì sperimentati sistemi di AI che supportano il personale sanitario con la preparazione della documentazione clinica, il suggerimento di diagnosi e l'indicazione delle opzioni terapeutiche (Reis *et al.* 2020).

L'impatto organizzativo dell'AI alla prova della realtà

A fronte delle potenzialità di diffusione dell'AI nelle e tra le organizzazioni, è il caso di chiederci quale sia l'effettiva ricaduta di tali potenzialità. Sono noti a tutti i casi di importanti realtà aziendali – come Amazon, Netflix o Uber – che sono complessivamente basate su sistemi di coordinamento e/o modelli di business algoritmici. In questi casi l'AI informa le piattaforme digitali che governano, in maniera automatica e integrata, complessi scambi informativi (interni, in input e in output), scelte strategiche, processi operativi e flussi logistici. Le stesse piattaforme, che funzionano come meccanismi di «organizzazione algoritmica» (Aneesh 2009) sono in grado di regolare in maniera puntuale il lavoro umano, sia in relazione a *task* di tipo cognitivo, come ad esempio quelli

dei programmatori informatici, che in relazione a compiti operativi, come lo spostamento e la manipolazione delle merci nelle piattaforme logistiche (Massimo 2020).

Visto il successo e la visibilità di queste aziende, esse hanno inevitabilmente assunto il rango di “paradigma”, monopolizzando l’immaginario su come le funzionalità e la logica dell’AI potrebbero integrarsi nella maggior parte delle organizzazioni. Su questa base, possono innescarsi dei processi di isomorfismo istituzionale su larga scala, in base ai meccanismi teorizzati dal neoistituzionalismo organizzativo (Powell e Di Maggio 1991). Pertanto, è fondato ipotizzare che le potenzialità diffusive dell’AI nelle organizzazioni descritte nel precedente paragrafo e i correlati impatti *disruptive* a cui si è fatto accenno nel paragrafo introduttivo abbiano preso avvio, secondo schemi applicativi analoghi a quelli delle aziende “native digitali”, dando luogo «a un’integrazione tendenzialmente organica, che aspira a divenire onnicomprensiva e multiscale» (Salento 2018: 8)

Tuttavia, il confronto con la realtà empirica non offre chiare conferme di questa ipotesi. Le indicazioni fornite dagli studi sul grado di adozione e valorizzazione delle tecnologie in parola da parte delle organizzazioni “in carne e ossa” sono inferiori alle aspettative, quandanche ci si limiti a osservare situazioni sperimentali e allo *statu nascenti*. A questo proposito, Makarius e colleghi (2020: 262), riportando i risultati di alcune ricerche, evidenziano che spesso i cospicui investimenti in sistemi di AI non generano i benefici attesi e possono dare luogo, non di rado, ad esiti fallimentari. Gli stessi autori citano un’indagine condotta tra i dirigenti del Boston Consulting Group e del MIT da cui si evince che il 70% dei progetti di sviluppo dell’AI hanno avuto un impatto limitato. Di conseguenza, all’interno del panel di imprese considerate, i progetti di implementazione di AI hanno subito un brusco ridimensionamento (dal 20% del 2019 al 4% del 2020). Il medesimo articolo richiama un ulteriore lavoro sui progetti di implementazione di sistemi di AI in cui è emersa la forte difficoltà ad integrare l’AI con persone, processi e sistemi esistenti. Altri studi portano ad analoghe conclusioni. Davenport e Ronanki (2018) riscontrano che a fronte di una crescente propensione dei manager di adottare tecnologie basate sull’AI per incrementare le performance organizzative, molti dei progetti più ambiziosi messi in campo hanno conosciuto delle sostanziali battute d’arresto. Anche Benbya e colleghi (2020: xiii) riportano i risultati di una ricerca da cui si evince che più del 90% delle imprese esaminate hanno effettuato investimenti in AI. Tuttavia questi sono limitati per lo più a fasi sperimentali o a processi marginali, coinvolgendo solo nel 14,6% dei casi i processi *core*. Gli stessi autori notano, sulla scorta di ulteriori evidenze empiriche, uno scarto sostanziale tra il pieno riconoscimento dei manager sui potenziali miglioramenti organizzativi derivanti dall’AI e il loro riscontro di quanto poco tale potenzialità venga effettivamente sfruttata. Infine, lo studio di Reis e colleghi (2020), in una ricerca qualitativa su una

specifica esperienza di implementazione organizzativa dell'AI, hanno analizzato un ambizioso progetto, sviluppato nel 2017 in una grande struttura ospedaliera tedesca. Si prevedeva l'introduzione di un "agente cognitivo virtuale" a supporto dei medici, coprendo tutto lo spettro delle loro attività: dall'anamnesi, alla diagnosi, fino alle scelte terapeutiche. Ebbene, il progetto è stato abbandonato due anni dopo, per la difficoltà di integrare il nuovo sistema nei processi lavorativi, anche per le resistenze dei medici coinvolti.

Le evidenze empiriche appena citate accreditano quelle letture che, prendendo le distanze da concezioni deterministiche, ritengono che gli sviluppi tecnologici non siano ineluttabili, non si svolgano su percorsi lisci, né lungo direttrici lineari e predeterminate (Salento 2018; Plesner e Husted 2022). Questo accade perché conta il modo in cui gli attori sociali – nei concreti sistemi d'azione e dentro contesti istituzionalmente densi – interagiscono con la tecnologia, accogliendola o resistendole, plasmandola o indirizzandola, a partire dalle interpretazioni e dai significati che ne danno. Come hanno osservato Grint e Woolgar (1997: 32), sposando la prospettiva metodologica del costruttivismo sociale: «le capacità di una tecnologia non sono mai ovvie in maniera trasparente e richiedono necessariamente una qualche forma di interpretazione». Si sposta dunque il tiro dalla *questione ontologica* su "cosa sia" la tecnologia alla *questione epistemologica* su "come viene compresa" dagli attori sociali. Ma oltre a questo, come viene evidenziato dall'approccio della sociomaterialità elaborato nell'ambito dei *Social and Technology Studies* (STS) (Plesner e Husted 2022: 91), poiché la tecnologia non è né inerte né stabile, i suoi profili evolutivi si delineano nell'ambito delle pratiche d'uso, in seguito alle reiterate interazioni tra gli agenti materiali (ovvero, gli artefatti tecnologici) e gli agenti umani (Orlikowski 2007).

Le precedenti osservazioni precisano ed affinano quanto il pensiero organizzativo ha ereditato dalla classica lezione della scuola socio-tecnica (Fox 1995; Makarius *et al.* 2020) la quale non ha solo evidenziato che i fattori tecnici e i fattori sociali si influenzano reciprocamente, ma anche che l'impiego di una specifica tecnologia può dare luogo a una pluralità di modelli di implementazione (e di organizzazione), configurando soluzioni contingenti, capaci di conciliare le divergenti esigenze associate alle due dimensioni, anche in base a influenze esercitate dall'ambiente esterno. Alla luce della lettura sociotecnica, emerge che l'innovazione tecnologica risulta paradossalmente più "robusta" laddove si dimostra flessibile, non sovrapponendosi ai processi in essere, ma adattandosi ad essi. In questo senso si esprimono De Laet e Mol, enfatizzando il carattere di *appropriatezza* di un artefatto tecnologico: «un oggetto che non sia troppo rigorosamente definito, che non si imponga ma cerchi di servire, che sia adattabile, flessibile e reattivo – in breve, un oggetto fluido – può rivelarsi più forte di un oggetto rigido» (De Laet e Mol 2000: 225). Questa osservazione è coerente con quanto rilevano

Davenport e Ronanki (2018), da una prospettiva manageriale, sulle esperienze di maggiore successo dell'applicazione dell'AI nelle organizzazioni. Gli studi empirici evidenziano che i progetti mirati, basati su approcci migliorativi e incrementali hanno molte più probabilità di successo, rispetto a quelli di portata più generale che rispondono a logiche di tipo “trasformativo”.

Il rapporto uomo-macchina tra l'*organization* e l'*organizing*

La relazione di interdipendenza tra la dimensione tecnica e quella sociale può essere posta in relazione ai movimenti delle forze discendenti e di quelle ascendenti che costituiscono dialetticamente ed evolutivamente le organizzazioni. Assumendo in senso lato la concettualizzazione proposta da Weick (1969), il primo movimento, di tipo *top-down*, è quello dell'*organization*, corrispondente alle scelte di pianificazione e programmazione con cui vengono deliberatamente e formalmente disegnate le strutture, fissate le regole di funzionamento e assegnate le risorse alle diverse componenti organizzative; il secondo movimento, di tipo *bottom-up*, è quello dell'*organizing*. Esso è riconducibile al modo in cui prendono forma i processi e le pratiche organizzative nei concreti contesti di azione e di costruzione intersoggettiva dei significati, segnate anche dalla dimensione del potere e dai rapporti di dominazione, acquiescenza, resistenza e negoziazione attraverso cui questa si manifesta (Bruni *et al.* 2020).

È importante rilevare e considerare congiuntamente questo doppio movimento, perché sul punto di convergenza di queste forze discendenti e ascendenti si può ritrovare un aspetto chiave rappresentato dal *rapporto tra gli operatori umani e le macchine intelligenti*. Makarius e colleghi lo affermano chiaramente: l'aspetto focale su cui bisogna concentrare lo sforzo analitico sull'impatto dell'AI nelle organizzazioni è rappresentato da come avviene/avverrà l'interazione tra le macchine e le persone, partendo dal presupposto che «affinché l'AI abbia successo, i lavoratori devono accettare, interagire e integrare il loro comportamento con i sistemi di AI» (Makarius *et al.* 2020: 262-263). Von Krogh (2018: 406) conferma che sappiamo davvero poco su come si sviluppi questa relazione nei concreti processi organizzativi. Haenlein e Kaplan si collocano sulla stessa linea, sostenendo la necessità di studiare quali *task* e quali decisioni «possono essere assunti dai sistemi di AI, quali dagli operatori umani e quali in collaborazione» (2019: 9). Va dunque analizzata la *forma* della “divisione del lavoro” tra agenti umani e agenti tecnologici. Ma gli stessi autori suggeriscono anche di verificare se e come le due entità «possono coesistere pacificamente» (Haenlein e Kaplan 2019: 9). Conta dunque anche l'*intenzione* che connota tale interazione, nella prospettiva degli attori umani. A tal proposito, traendo spunto dalle osservazioni di Giardullo e Miele

(2020: 83) si possono ipotizzare atteggiamenti di *resistenza* o, al contrario, di *acquiescenza passiva*, ma anche un alternativo atteggiamento collaborativo che può emergere nel corso della appropriazione degli artefatti tecnologici. La *collaborazione*, intesa in senso forte, implica, come hanno spiegato Rochelle e Teasley (1995), una relazione interattiva o, volendo utilizzare la terminologia di Mintzberg (1979), di adattamento reciproco tra parti specializzate, un impegno congiunto per affrontare e risolvere “insieme” un problema, a partire da una rappresentazione comune del problema stesso.

Dalla combinazione di forma e intenzione nella relazione tra macchine e umani deriva la possibilità che i sistemi di AI esercitino: *a)* un ruolo subordinato e secondario che non intacca il primato e la libertà dell'*agency* umana; *b)* un ruolo interdipendente e complementare in grado di aumentare e potenziare le facoltà umane; *c)* un ruolo sostitutivo, in seguito a una delega sostanziale alle macchine che gestiscono in maniera autonoma e automatica specifiche fasi, funzioni e/o decisioni (Shrestha *et al.* 2019; Raisch e Krakowski 2021).

Come si è argomentato in precedenza parlando di doppio movimento, il tipo di relazione e i reciproci ruoli che si instaurano tra sistemi di AI e operatori umani dipendono in primo luogo da scelte progettuali (Butera 2014: 142-143) che danno forma al sistema della divisione del lavoro e definiscono, in sostanza, *perché, cosa, dove, quanto e come* l'AI entrerà nell'organizzazione, svolgendo un ruolo in determinate funzioni, processi e *task* organizzativi. In termini più espliciti e articolati, Salento (2018: 11) declina tale momento progettuale in tre distinte decisioni: *a)* *decisioni di concezione e progettazione* che riguardano gli obiettivi a cui è indirizzato l'artefatto tecnologico, le funzioni svolte e le modalità di interazione con gli operatori; *b)* *decisioni di adozione* che riguardano settori, fasi e processi per i quali l'artefatto viene utilizzato; *c)* *decisioni di utilizzo* che riguardano il modo in cui tali tecnologie vengono impiegate.

Tali scelte progettuali si inseriscono in un quadro di criteri generali che le indirizzano e che sono state analizzate in uno studio sui processi di diffusione che coinvolgono innovazioni segnate, come quelle relative all'impiego dell'AI, da elevati gradi di incertezza (Blasutig 2017). In questi casi, le scelte di investimento, adozione e utilizzo discendono da tre grandi logiche, operanti congiuntamente, seppure con pesi diversi a seconda delle circostanze: *a)* la logica della *convenienza* subordinata a valutazioni di ordine tecnico ed economico; *b)* la logica della *appropriatezza* (o della conformità) in relazione a standard presenti nel campo organizzativo di riferimento; *c)* la logica della *affidabilità* che esprime una dimensione fiduciaria relativa alle aspettative sugli effetti dell'adozione della tecnologia. Pertanto, alla luce di questa tripartizione, le scelte progettuali di cui stiamo parlando dipendono da logiche di tipo economico che guardano alla possibilità di incrementare il livello di produttività, efficientando l'uso delle risorse. A queste si aggiungono influenze provenienti dall'esterno, spesso vei-

colate da vettori istituzionali che intervengono con ruoli intermediari: professionisti, associazioni datoriali, società di consulenza, *software house*, organizzazioni leader, ecc. Infine, le scelte progettuali, considerate evolutivamente, risentono degli “immaginari” del futuro, ma anche dei *feedback* (positivi e negativi) che risalgono dalle aree operative dell'organizzazione nel corso delle esperienze di applicazione.

Si aprono dunque degli spazi per delle scelte progettuali che determinano, in ultima istanza, i margini di *agency* disponibili per gli operatori umani al cospetto di sistemi di AI. A questo proposito, si possono richiamare alcuni significativi esempi offerti dalla letteratura. Shaba e colleghi (2019), studiando vari casi di utilizzo di tecnologie digitali avanzate, rilevano la possibilità che lo stesso tipo di tecnologia può dare luogo a soluzioni socio-tecniche alternative, ovvero a configurazioni organizzative orientate alla subordinazione e al controllo dei lavoratori oppure alla loro partecipazione e valorizzazione.

Per parte loro, Raisch e Krakowski (2021) descrivono il caso di un'impresa leader nella produzione di profumi che ha implementato un sistema di AI capace di generare formule di nuove fragranze, combinando in modo inedito gli innumerevoli ingredienti disponibili in funzione di molteplici profili di clienti. Gli stessi autori riferiscono che, nel processo di selezione delle alternative da proporre al mercato, l'architettura del modello di interazione tra gli agenti umani e le macchine ha consentito di valorizzare, anziché deprimere (come era tecnicamente possibile ed economicamente conveniente), le doti dei maestri profumieri, in particolare le loro conoscenze tacite, il loro olfatto raffinato, la loro esperienza e il loro intuito. Ciò è avvenuto non solo nel corso del prolungato periodo di addestramento del sistema, ma anche durante il suo esercizio, poiché i maestri profumieri sono chiamati a interagire con esso in maniera serrata, selezionando e rifinando in corso d'opera le nuove formule proposte e concorrendo anche a riprogrammare nel tempo parametri e funzioni obiettivo dell'AI, per adattarli alle mutate circostanze del mercato.

Un ulteriore esempio va in direzione contraria. Ne danno conto Mayer e colleghi (2020) riferendo del caso dell'introduzione in un grande istituto bancario tedesco di un sistema di AI che ha del tutto automatizzato la decisione di approvare la concessione di prestiti personali ai clienti *retail*. Di conseguenza, ai consulenti che in precedenza svolgevano tale funzione non restava che il compito di comunicare e giustificare ai clienti il risultato della decisione assunta dall'AI. Il sistema così progettato, pur conseguendo gli obiettivi di maggiore efficienza (riduzione dei prestiti insoluti, riduzione del numero di consulenti, riduzione dei tempi di risposta), ha posto gli operatori umani in una condizione ancillare e per nulla interattiva con la macchina, con una conseguente perdita di competenze e di professionalità.

Come si è detto, le scelte di progettazione che delimitano e strutturano il campo di collaborazione tra l'uomo e la macchina si incontrano con fattori e meccanismi riconducibili ai movimenti ascendenti dell'*organizing*. A questo proposito, si possono richiamare i concetti di *bounded automation* e di *blended automation*. Alla base di entrambi vi è il presupposto che «le innovazioni tecnologiche non si dispiegano semplicemente secondo il loro potenziale endogeno. Sono delimitate da forze socio-organizzative che stabiliscono se, come e perché un lavoro o un compito viene automatizzato» (Fleming 2019: 24). L'autore della precedente citazione parla di *bounded automation* (automazione limitata) riferendosi al fatto che le potenzialità di automazione che si possono realizzare in astratto sono vincolate e “plasmate” dalle condizioni che incontrano sul terreno di applicazione. Tra queste egli richiama, come esempio di fattore limitante, dinamiche di potere legate allo status elevato delle professioni a cui si chiederebbe di cedere “sovranità” ai sistemi automatici, delegando, anche parzialmente, le proprie prerogative decisionali. Oppure, le considerazioni di opportunità in relazione ai rischi di reazioni negative della clientela, allorché, nei call center deputati a fornire servizi di assistenza si prospetta di sostituire il lavoro umano con sistemi di *chatbot* in grado di comunicare con linguaggio naturale.

Il concetto di *blended automation* (automazione mista) è stato elaborato da Beunza e Millo (2015) i quali hanno studiato l'applicazione delle soluzioni automatizzate nelle attività di trading finanziario. Attraverso il loro studio hanno riscontrato che, nonostante gli algoritmi di trading fossero molto efficienti, essi non erano ritenuti affidabili nel gestire *in toto* le transazioni finanziarie. Infatti, dentro questo mondo le scelte sono condizionate, spesso in maniera sostanziale, da notizie ambigue, *rumors*, circostanze contingenti ed eventi inattesi. Ovvero, da elementi non facilmente riconducibili a norme e regole d'azione fissati nei modelli tradotti dagli algoritmi di trading. L'osservazione empirica è che l'introduzione di queste tecnologie non ha determinato un rimpiazzo dei lavoratori qualificati del settore. Di fatto è venuto a determinarsi un effetto di *duplicazione* (e non di sostituzione) nelle attività di maggiore routine, mentre nelle situazioni di *eccezionalità* gli operatori di trading hanno conservato un pieno controllo. Gli stessi autori ricordano che una situazione del tutto analoga si verifica sugli aerei nel rapporto che si instaura tra piloti umani e pilota automatico.

Queste considerazioni richiamano il tema, sollevato in precedenza, delle aspettative di ordine fiduciario che gravano sulle scelte di design organizzativo, considerando la possibilità che si verifichino degli errori esiziali in seguito alle “deleghe in bianco” delle prerogative decisionali a sistemi di decisione algoritmica. In particolare, ciò si può ben comprendere se ci si riferisce a settori particolarmente sensibili come, ad esempio, quello finanziario o quello sanitario (Von Krogh 2018: 406). Tali aspettative di ordine fiduciario si basano sull'esperienza e sulla costruzione di significati in relazione

ai possibili effetti, riscontrati o “immaginati”, in sede applicativa. Da questo punto di vista, Weick (1990) ha sottolineato che le tecnologie digitali nascondono un carattere di equivocità, per la loro complessità e “inafferrabilità” sul piano cognitivo, per l'imprevedibilità degli esiti a cui danno luogo e per il senso di inaffidabilità che suscitano quando vengono loro delegate funzioni decisionali su aspetti fondamentali.

Si può fare riferimento ai succitati meccanismi di *blended* e *bounded automation* nello spiegare il fallimento dell'esperienza, già descritta in precedenza, relativa all'introduzione, in un grande istituto ospedaliero tedesco, di un “agente cognitivo virtuale”, basato sull'AI, a supporto dei medici (Reis *et al.* 2020). Gli autori che hanno studiato questo caso hanno riscontrato l'esistenza di contraddizioni insanabili tra l'architettura del sistema e la lettura che ne hanno dato i professionisti coinvolti dopo averlo praticato. L'intendimento dei progettisti e del management che aveva sostenuto il progetto era quello di efficientare, potenziare e valorizzare il loro lavoro, robotizzando la produzione della documentazione necessaria per le funzioni di diagnosi e di indicazione terapeutica. Per contro, nella pratica di implementazione del modello, i professionisti dimostravano di soffrire l'eccesso di autonomia degli “agenti cognitivi” nell'estrapolare, elaborare e interpretare i dati. Tale vissuto problematico derivava in prima battuta dall'impossibilità di interagire con il sistema di AI, fornendogli vincoli, guide o parametri nel corso del processo di elaborazione. Inoltre, la presenza di dispositivi che, come si è visto nel secondo paragrafo, fungono da *mediatori cognitivi* tra il momento della decisione finale spettante ai medici e il complesso sistema di dati, informazioni e conoscenze che costituisce la situazione clinica dei pazienti, era interpretata dai professionisti come la causa di un'intollerabile perdita di controllo sulle decisioni stesse, quand'anche queste restassero, in ultima istanza, una loro prerogativa. Ciò era anche il presupposto per la perdita di fiducia nel sistema e una iper sensibilità verso ogni genere di errore, anche minimo, commesso dal dispositivo tecnologico. In ultima analisi, gli stessi professionisti consideravano l'intervento dell'agente cognitivo virtuale non un aiuto per il loro lavoro, ma un'indebita invasione di campo, una sorta di usurpazione che andava a ledere le loro competenze, i loro doveri e le loro responsabilità sul piano deontologico e la fiducia dei pazienti nei loro confronti. Di qui la loro resistenza che ha determinato l'abbandono del progetto da parte dell'istituto ospedaliero.

Lo studio della collaborazione uomo-AI alla luce di alcuni nodi organizzativi

Makarius e colleghi (2020: 262-263), come si è visto in precedenza, indicano la necessità di orientare il focus analitico sul rapporto che si instaura tra gli attori umani e le

macchine intelligenti. A tal proposito essi affermano che l'applicazione dell'AI nelle organizzazioni può evolvere positivamente se il personale è incline ad accogliere in maniera favorevole tali tecnologie, se manifesta un'attitudine collaborativa e se è disposto ad integrare pienamente questi sistemi nelle proprie pratiche lavorative.

Questi esiti non sono per nulla scontati, visto che i nuovi sistemi tecnologici insidiano oggettivamente il primato dell'uomo, "minacciando" di sottrargli significativi spazi di *agency* nell'ambito di attività che richiedono l'uso di risorse intellettive di rango superiore. Superando alcuni dei limiti della razionalità umana (segnatamente, quelli di tipo informativo e computazionale), le applicazioni basate sull'AI si affermano per la loro straordinaria *performatività* nella "produzione cognitiva" a supporto dei processi decisionali. A questa caratteristica fa da corollario un ulteriore aspetto distintivo che agisce, anch'esso, come potente fattore di legittimazione. Esso è collegato all'«idea che attraverso l'analisi di immense quantità di dati sia in qualche modo possibile produrre "verità"» (Plesner e Husted 2022: 196). Risulterebbero quindi superflui i modelli interpretativi della realtà prodotti dall'uomo, poiché, sostengono Hansen e Flyverbom, «quando abbiamo abbastanza dati, i numeri parlano da soli» (2015: 883). Se è possibile che la realtà parli direttamente e oggettivamente di sé usando la "bocca" degli algoritmi, la logica conseguenza è che si attribuisca all'AI caratteri di precisione, neutralità, imparzialità e obiettività che per molti versi, e in molte circostanze, mancano ai decisori umani (Boyd e Crawford 2012; Frey e Osborne 2017; O'Neil 2017). Grazie a questa rappresentazione, l'AI può diventare facilmente un *mito istituzionale* (Meyer e Rowan 1977), nonostante vari studi abbiano evidenziato che i modelli algoritmici possono subdolamente nascondere dei *bias* che replicano e "oggettivizzano" quelli umani (O'Neil 2017).

Assumendo la centralità analitica della collaborazione tra l'uomo e l'AI, appare però riduttivo limitarsi a considerare come si sposti la linea di divisione del lavoro tra le due entità, presupponendo che più tale linea avanza e più l'AI sottrae all'uomo spazi professionali e occupazionali. È questo il problema su cui, come si è visto nel paragrafo introduttivo, sembra concentrarsi con maggiore insistenza e preoccupazione la letteratura. Oltre a domandarsi come si dividono il lavoro, cioè cosa fanno le macchine *al posto* dell'uomo, è importante chiedersi come le due entità interagiscono e come si integrano l'una con l'altra, ovvero cosa le macchine fanno *con* e *per* l'uomo e viceversa come l'uomo si appropria di tali dispositivi (Giardullo e Miele 2020; Raisch e Krakowski 2021).

Si tratta di un campo d'indagine ancora abbastanza inesplorato. Un indirizzo di ricerca che appare significativo anche per le ricadute sulle *performance* organizzative. Da questo punto di vista, oltre agli esiti in termini di efficacia e di efficienza, vanno considerati anche altri indicatori: ad esempio, la qualità dei prodotti e dei servizi erogati; la resilienza di fronte ai cambiamenti imprevisti e repentini che si registrano nell'am-

biente di riferimento; la capacità di rispondere in maniera flessibile, adattiva e puntuale alle esigenze dei clienti/utenti; un'inclinazione positiva verso l'innovazione; infine, un atteggiamento di responsabilità sociale verso l'ampia gamma di *stakeholder* su cui ricadono, anche indirettamente, le scelte e i comportamenti dell'organizzazione.

Makarius e colleghi (2020: 263) suggeriscono tre principali prospettive in base alle quali l'interazione uomo-AI può essere studiata: *a) relazionale*, *b) cognitiva* e *c) strutturale*. Nel proseguo del paragrafo verranno affrontati, in termini necessariamente preliminari e in forma abbozzata, alcuni nodi organizzativi da mettere a fuoco in relazione a ciascuna di queste tre prospettive, riflettendo su alcune condizioni di base, da verificare in sede di ricerca, affinché l'interazione tra uomo e AI possa dare luogo a dinamiche virtuose.

La prospettiva relazionale: la tensione tra l'interattività e l'interpassività

Come si è visto nel paragrafo precedente, il concetto di collaborazione implica, da un lato, un'azione congiunta su un piano operativo; dall'altro lato, un confronto sul piano cognitivo che produca una comune rappresentazione della realtà e dei problemi su cui si è chiamati ad intervenire. Data questa definizione generale, va verificato lo stato delle cose alla luce della tensione evidenziata tra un rapporto di interattività e un rapporto che viene definito da Hong (2015), con un efficace e ossimorico neologismo, di *interpassività*. Una condizione, quest'ultima, che si verifica quando «gli esseri umani risultano relegati a un ruolo marginale che consiste nel rifiutare o accettare le scelte proposte dalle macchine» (Plesner e Husted 2022: 198).

Il rischio segnalato dal concetto di interpassività è che gli operatori umani non siano in grado di appropriarsi pienamente delle nuove tecnologie intelligenti, incorporandole nei propri processi di lavoro (Giardullo e Miele 2020: 83), non le “agiscano” davvero, non ne indirizzino l'azione, ma ne subiscano le modalità e le logiche di funzionamento, nonché le scelte risultanti. Appoggiandoci alla classica categorizzazione di Gallino (1993) si può dire che è pericolosamente in gioco il loro grado di *autonomia*, intesa come dimensione che conferisce al lavoro umano qualità, significato e motivazione. Gallino pone una chiara distinzione tra l'autonomia e la complessità. Un lavoro è complesso quando richiede all'operatore di scegliere tra molte alternative, ricorrendo a un bagaglio di conoscenze codificate per selezionare le combinazioni di routine (o subroutine) appropriate al contesto. In questo caso, come nota anche Bonazzi (2008: 315), sussiste un'autonomia limitata, poiché l'operatore è vincolato dalla sua *expertise* tecnica: sceglie ciò che sa già in conformità a ciò che è noto. Questo corrisponde a una responsabilità che attiene alla conformità alle norme e che non si traduce in una piena

autonomia. Quest'ultima condizione implica maggiori gradi di libertà (Gallino 1993: 394), poiché: *a*) l'operatore partecipa alla definizione degli obiettivi del proprio lavoro; *b*) non solo sceglie le alternative (stabilite da altri), ma concorre a identificarle; *c*) definisce in prima persona i termini del problema che occorre risolvere per raggiungere un determinato risultato. Pertanto, si ha un'autonomia piena quando c'è la possibilità di influenzare l'indirizzo da dare a un determinato compito, fornendo una propria interpretazione della situazione, diagnosticando la natura del problema da affrontare (*problem setting*) e identificando i mezzi più opportuni per giungere a una soluzione in uno specifico contesto (*problem solving*). Il senso più profondo del concetto di autonomia richiama, pertanto, un'espressione di responsabilità forte: quella di decidere in condizioni di incertezza e di farsi carico degli esiti di tale decisione.

Il dilemma tra interattività e interpassività sollecita dunque a verificare l'*affordance* di queste nuove tecnologie (Plesner e Husted 2022: 94-95), ovvero come esse "ci invitano" a usarle, il modo in cui "ci abilitano" come centri di decisione. Nell'interagire con questi dispositivi, al netto di alcune operazioni cognitive di routine a loro delegabili, l'agente umano mantiene un ruolo di guida, di indirizzo, di scelta, di responsabilità piena sugli aspetti fondamentali che connotano il campo decisionale? Oppure, egli finisce per trovarsi in una posizione passiva, subordinata e marginale, come paventano Plesner e Husted?

Nel secondo caso, è inevitabile che l'*affordance* induca atteggiamenti opposti (ma accomunati dallo stesso schema relazionale di fondo) di acquiescenza o di resistenza. I motivi per cui ciò si può verificare sono molti e qui li possiamo soltanto accennare. Il primo riguarda le già citate "organizzazioni algocratiche" (Aneesh 2009; Massimo 2020), caratterizzate da stringenti e pervasivi regimi di regolazione e controllo algoritmici. In questi contesti agli operatori umani restano solo spazi, per lo più interstiziali, in cui esercitare pratiche di resistenza che Kellogg e colleghi (2020) chiamano *algoactivism*. La seconda ragione riguarda l'opacità dell'AI. Operando in maniera non deterministica e in base a processi di apprendimento automatici, essa finisce per diventare una sorta di *black box*, imperscrutabile persino agli occhi dei suoi programmatori (Benbya *et al.* 2020: xiv; Faraj *et al.* 2018: 63). In questi casi, anche quando le macchine sono progettate non per agire in completa autonomia, ma per supportare la decisione umana (estraendo, classificando e ordinando le informazioni), nel fungere da mediatori cognitivi tra noi e la realtà (vedi sopra), finiscono per generare un modello interpretativo che "indica" in maniera stringente la soluzione e lascia all'uomo pochi reali margini di scelta, nella misura in cui tale modello risulta chiuso, difficilmente comprensibile agli occhi degli *user* e non modificabile. Un terzo motivo riguarda il rischio che si innesci un meccanismo che potremmo chiamare di "deferenza fiduciaria" in relazione ai miti istituzionali di performatività cognitiva, oggettività e neutralità di cui si è parlato

poc'anzi. Di fronte a macchine così potenti, ci si può chiedere come un professionista (ad esempio, un medico, un trader finanziario o un responsabile delle risorse umane), possa contraddire le indicazioni decisionali ricevute da un sistema di AI (Zambonelli 2020: 41-43). In questi casi, dietro ad atteggiamenti di deferenza si possono nascondere anche strategie difensive e calcoli opportunistici degli stessi professionisti, basati su uno scarico di responsabilità alla macchina, strategie più probabili in ambienti organizzativi molto burocratici.

Questa eventuale deriva del rapporto tra l'uomo e la macchina può avere ricadute negative sulle performance organizzative. La più evidente riguarda lo sviluppo delle professionalità. A tal proposito, Benbya e colleghi (2020: xv) notano, ad esempio, che negli studi legali vengono impiegate molte applicazioni per automatizzare le attività di *due diligence* e di revisione dei contratti che in passato venivano svolte da avvocati junior. Queste automazioni possono aumentare l'efficienza delle operazioni, ma nel contempo riducono le opportunità per i professionisti più giovani di acquisire in maniera diretta, nella pratica professionale, i rudimenti e "i segreti" del proprio mestiere. In questo caso, è facile che si sviluppi un'*expertise* sbilanciata verso le competenze informatiche necessarie a operare sulla macchina, a danno delle competenze inerenti all'oggetto dell'azione professionale. Così, notano Faraj e colleghi (2018: 66), può innescarsi una spirale negativa che acuisce progressivamente la sudditanza cognitiva dell'operatore umano rispetto al sistema di AI. Parimenti, questo indebolimento professionale può influenzare negativamente gli atteggiamenti dei professionisti, inducendo un certo grado di deresponsabilizzazione e l'assunzione di atteggiamenti conformistici (Raisch e Krakowski 2021), il venir meno di uno spirito critico sulle cose e una minore propensione ad andare in profondità nell'affrontare i problemi (Mayer *et al.* 2020), la prevalenza di un'ottica di razionalità formale, orientata agli effetti di breve periodo delle scelte, invece che di razionalità sostanziale che guarda agli effetti meno prossimi, sottoponendoli al vaglio dei giudizi di valore e non solo a quelli di fatto (Lindebaum 2020).

La prospettiva cognitiva: la tensione tra conoscenza confermativa e conoscenza generativa

Gran parte della letteratura dà per scontato che, nello schema di collaborazione uomo-AI, la linea di divisione del lavoro dipenda essenzialmente dalla natura del *task*. Per Raisch e Krakowski (2021: 199) il ruolo dell'AI risulta fortemente circoscritto nelle circostanze operative che presentino alti livelli di ambiguità, complessità e unicità dei problemi affrontati. In termini del tutto simili si esprime Jarrahi (2018: 582). Secondo

Lee e Quifan (2021: cap. 8), l'AI non sarà in grado, anche nei prossimi decenni, di svolgere *task* in cui sono richieste creatività, intuito ed empatia. Ponendosi sulla stessa linea, Huang e colleghi (2019) si riferiscono a una non lontana *feeling economy* in cui l'AI avrà assunto gran parte dei *task* cognitivi, lasciando all'uomo quelli centrati sui rapporti interpersonali.

Possiamo sottoporre queste posizioni al vaglio del modello con cui Perrow (1967) ha classificato i diversi tipi di *task* in funzione della tecnologia soggiacente, dove per tecnologia egli intende uno schema di azione attuato da un individuo su un qualsiasi tipo di oggetto, animato o inanimato, materiale o simbolico. Al di là della pur importante articolazione della nota tipologia dell'autore, ciò che in questo contesto appare più rilevante sono le osservazioni riguardanti la dimensione cognitiva. Infatti, secondo Perrow, il *task* non si definisce per ciò che è oggettivamente, ma per come *viene percepito* il "materiale grezzo" (costituito da persone, oggetti, simboli) su cui esso interviene. L'aspetto discriminante è se tale materiale venga considerato uniforme, stabile e prevedibile e, quindi, se possa essere trattato cognitivamente a partire da una conoscenza esaustiva, strutturata e codificata. Oppure, se ne ravvisino lati poco conosciuti, ambigui e instabili e, pertanto, ci si debba affidare anche a "conoscenze tacite" (Polanyi 1967), formate da un impasto di istinto, intuizione ed esperienza, che chi è impegnato in questi stessi *task* accumula nel tempo svolgendo il proprio lavoro (Plesner e Husted 2020: 193). In questo secondo caso, si possono sviluppare processi di apprendimento che supportano le dinamiche evolutive della conoscenza, agevolando la ricerca di soluzioni nuove, al di fuori di schemi rigidi e predefiniti.

Ad esempio, si può considerare il *task* dell'operatore commerciale, facendo riferimento alla sua funzione primaria di decidere la scontistica da applicare ai diversi clienti. Questa decisione può essere assunta "algoritmicamente", presupponendo che ogni cliente corrisponda allo stesso modello strutturato, dato da un insieme di caratteristiche oggettive e quantificabili (ad esempio, il fatturato, la composizione merceologica, le dinamiche di crescita, ecc.). Oppure, si può assumere che ogni cliente costituisca una realtà a sé stante, per cui il venditore deve rivedere e "rigenerare" il proprio sistema di conoscenze, riadattandolo a quella specifica esperienza relazionale, trattando cognitivamente elementi sottili e sfumati, come la fiducia reciproca, le caratteristiche personali del cliente, le sue inclinazioni verso i fornitori alternativi, le sue capacità imprenditoriali, e così via.

Alla luce di questo esempio, considerando che esistono effettivamente diverse applicazioni di AI destinate a supportare gli operatori commerciali (Faraj 2018: 66), la prospettiva cognitiva suggerisce di verificare, studiando i concreti contesti organizzativi, quale sia l'*affordance* dell'AI applicata alle diverse professionalità. Ci si può dunque chiedere se tale tecnologia inviti a confermare, eventualmente affinandolo, un

quadro consolidato di conoscenze paradigmatiche, oppure se stimoli la generazione di conoscenza nuova, capace di evolvere e adattarsi alle mutevoli circostanze, dove i saperi taciti maturati attraverso le esperienze professionali mantengono ancora un ruolo centrale (Raisch e Krakowski 2021: 198; Salento 2018: 15).

Poiché, come si è visto nel secondo paragrafo, l'AI agisce come mediatore cognitivo tra noi e la realtà, va contemplato il rischio che essa funga da «*filter bubble* algoritmica» (Talia 2021: cap. 3) producendo un “congelamento” del modello di interpretazione della realtà e, conseguentemente delle capacità di apprendimento del sistema e dei singoli professionisti, spesso anche per effetto di limiti di natura informatica che determinano una chiusura del sistema e un basso grado di interazione con gli *user* (Zambonelli 2020). È dunque in gioco un'inclinazione positiva dell'organizzazione verso il cambiamento collegato al proprio grado di apertura cognitiva per uscire, per così dire, *out of the box*, mettendo in discussione le proprie conoscenze paradigmatiche (Grandori 1999: 45), sviluppando forme di apprendimento «a subroutine doppia», in seguito ai quali possono essere rivisti gli assunti di base del modello operativo (Argyris e Shon 1974), mantenendo vive le *comunità di pratiche* che realizzano forme di innovazione basate su soluzioni emergenti dalla operatività e dall'interazione sui luoghi di lavoro (Lave e Wenger 2006), ma anche evitando di bloccare quegli effetti di apprendimento adattivo, di creatività e di serendipità derivanti dal particolare modo, tutt'altro che perfetto, di funzionamento dell'intelletto umano (Beck 2019).

La prospettiva strutturale: la tensione tra l'accentramento e il decentramento

La prospettiva strutturale applicata allo studio del rapporto tra l'uomo e l'AI parte dalla constatazione che l'integrazione delle nuove tecnologie ha un impatto sulle configurazioni organizzative e i modelli di coordinamento che regolano complessivamente le relazioni *intra* e *inter* organizzative (Benbya 2020: xvi, Makarius *et al.* 2020: 263). La questione che va indagata, da questa prospettiva, riguarda l'*affordance* delle nuove tecnologie rispetto all'assetto organizzativo che viene “abilitato” o indotto dal loro impiego.

A questo proposito, la tradizione degli studi organizzativi propone una chiara e consolidata distinzione tra le organizzazioni accentrate e quelle decentrate, in relazione a modelli di management che possono tendere verso soluzioni meccanicistiche o organiche (Hatch 2009: 135). Tali contrapposti indirizzi gestionali sono essenzialmente determinati dal grado, alto o basso, di specializzazione funzionale, di controllo gerarchico e di regolazione formale di ruoli e processi. Da tali parametri di progettazione organizzativa dipende il livello di autonomia (ovvero di discrezionalità decisionale e operativa) concessa alle unità periferiche dell'organizzazione e ai suoi singoli

membri (*ibidem*: 137). In uno dei più influenti testi sulla progettazione organizzativa Mintzberg (1979) fa dipendere il livello di decentramento in senso verticale (cioè dal centro alle unità periferiche) dal modo in cui le diverse componenti dell'organizzazione e i diversi meccanismi di coordinamento regolano l'azione organizzativa, dando luogo a specifiche configurazioni organizzative.

Le strutture più accentrate concentrano il potere regolativo nelle unità apicali e nelle unità di staff centrali. Invece, le strutture più decentrate delegano il potere (di decidere e di fare) al management periferico e ai membri del nucleo operativo. Nel primo caso, prevalgono i meccanismi di coordinamento basati su strumenti gestiti dal centro, di regolazione indiretta di comportamenti organizzativi, attraverso l'applicazione di un complesso apparato di norme, regole e standard operativi. Nel secondo caso prevalgono meccanismi di coordinamento che si affidano a diverse soluzioni: l'adattamento reciproco e la comunicazione laterale; l'esercizio della funzione gerarchica da parte dei manager intermedi con responsabilità dirette sulle funzioni operative; l'esercizio autonomo, anche attraverso modalità collaborative e in team, delle competenze professionali da parte degli operatori di prima linea. I meccanismi del secondo gruppo, pur con combinazioni molto diversificate, sono accomunate da elevato feedback relazionale. Questi assetti differiscono profondamente da quelli del primo gruppo che sono connotati, invece, da relazioni indirette, mediate da interfaccia costituite dai dispositivi normativi e di regolazione formale.

La prospettiva strutturale ci invita pertanto a verificare empiricamente a quale dei due scenari dà luogo, nei diversi contesti, l'introduzione dell'AI. La letteratura indica come possibili entrambi gli indirizzi. Emergono infatti realtà organizzative fondate su meccanismi "algorocratici" (Aneesh 2009; Massimo 2020) in cui le funzioni di regolazione, coordinamento e controllo vengono affidate a sistemi di management algoritmico, per mezzo di interfaccia informatiche che regolano, standardizzano e programmano, in maniera impersonale e indiretta, i processi di lavoro. In questo modo i sistemi digitali sono in grado non solo di modificare, ma anche bypassare o addirittura soppiantare alcune funzioni del management intermedio (Zammuto *et al.* 2007). Di conseguenza le unità di staff in cui operano gli esperti informatici – spesso in collaborazione con le società esterne che forniscono il software (Mayer *et al.* 2020) – acquisiscono un peso crescente nella progettazione del lavoro e nei processi decisionali, potendo controllare in maniera pressoché "monopolistica" il modo in cui l'AI entra nella gestione dei sistemi informativi e nei processi operativi (Benbya *et al.* 2020: xvi; Plesner e Husted 2022: 192-193). In altri contesti si riconoscono le condizioni perché l'introduzione dell'AI stimoli soluzioni decentrate e forme organizzative agili, a geometria variabile e votate all'*open innovation* (Bailey *et al.* 2019: 643; Makarius *et al.* 2020: 264), anche integrando l'AI, con un ruolo paritario, nei team di lavoro decentrati (von Krogh 2018: 407).

L'aspetto da appurare è che l'introduzione dell'AI stimoli, anziché soffocare, le relazioni di scambio e collaborazione tra le diverse parti dell'organizzazione, a cominciare da quelle tra le unità operative e le unità di staff che gestiscono i sistemi di AI (Benbya et al 2020: xvi; Raisch e Krakowski 2021: 200). Vanno inoltre verificati gli assetti e i meccanismi di coordinamento che realizzano, nei concreti contesti di lavoro, il principio del decentramento: in primo luogo, perché l'applicazione dei dispositivi di AI non deve essere vissuto dai membri dell'organizzazione come un'imposizione che li depriva dei propri spazi di autonomia e professionalità (Reis *et al.* 2020); in secondo luogo, perché va evitato il rischio di provocare la rarefazione e la disintermediazione delle relazioni interpersonali, in seguito alla digitalizzazione dei sistemi informativi e gestionali (Plesner e Husted 2022: 166), sia nei rapporti orizzontali tra colleghi di lavoro sia nei rapporti verticali con i manager di riferimento. Sappiamo infatti che il terreno della intersoggettività è quello in cui si radicano i team di lavoro e le comunità di pratiche in cui hanno luogo fondamentali scambi informativi e processi di apprendimento. Ma lo stesso terreno è anche quello in cui si riproduce il capitale sociale che sostiene risorse fondamentali, come la fiducia interpersonale, la condivisione di valori, il senso di appartenenza, il sostegno reciproco, la motivazione a cooperare e a contribuire attivamente all'azione collettiva dell'organizzazione.

Conclusioni: indicazioni per una AI collaborativa

L'impatto dell'AI nella società, nel mondo del lavoro e nelle organizzazioni non è un portato deterministico di quanto c'è scritto nel "libretto di istruzioni" di tali tecnologie, ma dipende da quale uso se ne fa nei contesti di applicazione. La collaborazione uomo-macchina costituisce un oggetto di ricerca cruciale, perché è qui che si delineano i modelli di implementazione dell'AI, alla luce dell'interazione tra variabili tecniche e variabili sociali, nonché delle spinte "dall'alto" dell'*organization* e da quelle "dal basso" dell'*organizing*. Nel corso di questo saggio si è riflettuto sui fattori e i meccanismi che entrano in gioco nei sistemi socio-tecnici e indirizzano l'impiego dell'AI nelle organizzazioni, con esiti molto diversi a seconda che l'agente umano venga valorizzato e potenziato oppure relegato in ruoli passivi e sostanzialmente subalterni. L'assunzione di diverse prospettive analitiche (relazionale, cognitiva e strutturale) ha permesso di mettere in luce alcune condizioni, da verificare empiricamente, in base alle quali i sistemi socio-tecnici si possono incanalare in una direzione o nell'altra.

Alla luce di questi ragionamenti, ci si può chiedere, in conclusione e brevemente, quali caratteristiche dovrebbero assumere i sistemi di AI, affinché la loro implementazione assuma le forme e gli indirizzi più virtuosi, non solo nella prospettiva del-

la qualità del lavoro, ma anche a vantaggio delle performance organizzative: come dovrebbero essere architettati questi sistemi, come dovrebbero funzionare, come si dovrebbero inserire nei processi organizzativi e come dovrebbero interagire con gli operatori umani. Si è visto in precedenza, richiamando le tesi di De Laet e Mol (2000) che, in generale, la “robustezza” di un artefatto tecnologico si associa non alla sua rigidità, ma alla sua fluidità, non alla sua capacità di imporsi agli *user*, ma alla sua capacità di mettersi al loro servizio. Sviluppando questa indicazione, e coerentemente con i ragionamenti svolti fino a qui, potremmo dire che le macchine intelligenti dovrebbero evitare, da un lato, di produrre una “chiusura artificiale” delle decisioni e, dall’altro, di assumere una postura *assertiva* nell’interfacciarsi con gli agenti umani. A tal fine, dovrebbero fornire risposte che non siano rigide, chiuse e precostituite, ma flessibili, aperte e suscettibili di regolazioni e retroazioni da parte degli utilizzatori finali (e non solo da parte dei programmatori). In altri termini, gli output proposti dalle macchine si dovrebbero presentare non in maniera prescrittiva, ma “interrogativa”, interpellando gli operatori su opzioni e scenari alternativi, in modo da stimolare e sfidare le peculiari capacità di riflessione, ponderazione e intuito che stanno alla base delle prerogative decisionali dell’uomo.

[Articolo ricevuto il 8 Novembre 2022 – accettato il 20 Dicembre 2022]

Bibliografia

- Agrawal, A., J. Gans, e A. Goldfarb
2018 *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Boston, Harvard Business Review Press.
- Aloisi, A. e V. De Stefano
2020 *Il tuo capo è un algoritmo. Contro il lavoro disumano*, Bari-Roma, Laterza.
- Aneesh, A.
2009 'Global Labor: Algocratic Modes of Organization', *Sociological Theory*, 27(4), pp. 347-370.
- Argyris, C. e D.A. Schön
1974 *Theory in practice: Increasing professional effectiveness*, San Francisco, Jossey Bass Publishers.
- Arntz, M., T. Gregory e U. Zierahn
2017 'Revisiting the risk of automation', *Economic Letters*, 159, pp. 157-160.
- Bailey, D., S. Faraj, P. Hinds, G. von Krogh e L. Leonardi
2019 'Emerging Technologies and Organizing', *Organization Science (Special Issue)*, 30(3), pp. 642-646.
- Beck, H.
2019 *Scatterbrain: How the Mind's Mistakes Make Humans Creative, Innovative, and Successful*, Vancouver, Greystone Books Ltd.
- Benbya, H., T.H. Davenport e S. Pachidi
2020 'Special Issue Editorial' ('Artificial Intelligence in Organizations: Current State and Future Opportunities', *MIS Quarterly Executive*, 19(4), pp. ix-xxi.
- Beunza, D. e Y. Millo
2015 'Blended automation: Integrating algorithms on the floor of the New York Stock Exchange', *SCR Discussion paper n. 38*, London, London School of Economics.
- Blasutig, G.
2017 *Conveniente, giusto o affidabile? Il fotovoltaico e le logiche della diffusione di un'innovazione*, Trieste, EUT.
- Bonazzi, G.
2008 *Storia del pensiero organizzativo*, Milano, Franco Angeli.
- Bostrom, N.
2018 *Superintelligenza. Tendenze, pericoli, strategie*, Torino, Bollati Boringhieri.
- Boyd, D. e K. Crawford
2012 'Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon', *Information, communication & society*, 15(5), pp. 662-679.
- Bruni A., F. Miele, D. Pittino e L. Tirabeni
2020 'On the dualistic nature of power and (digital) technology in organizing processes', *Studi Organizzativi*, Special Issue 2020, pp. 207-219.

- Brynjolfsson, E. e A. McAfee
2015 *La nuova rivoluzione delle macchine. Lavoro e prosperità nell'era della tecnologia trionfante*, Milano, Feltrinelli.
- Butera, F.
2014 'Note sulla storia dell'automazione. Dall'impatto sociale dell'automazione alla progettazione congiunta di tecnologia, organizzazione e sviluppo delle persone', *Studi organizzativi*, 1, pp. 129-149.
- Cabitza, F.
2021 'Deus ex machina? L'uso umano delle nuove macchine, tra dipendenza e responsabilità', in L. Floridi e F. Cabitza, *Intelligenza artificiale. L'uso delle nuove macchine*, Milano, Bompiani, pp. 7-112.
- Chanda, D.
2021 *Artificial Intelligence and Data Mining for Mergers and Acquisitions*, Boca Raton, CRC Press.
- D'Onofrio, M.
2020 'Learning algorithms as technological artefacts: between organisational change and new forms of regulation of work processes', *Working papers del Dipartimento di Scienze Sociali ed Economiche*, 13/2020, pp. 1-12.
- Daugherty, P. e H.J. Wilson
2018 *Human + machine: Reimagining work in the age of AI*, Boston, MA, Harvard Business Review Press.
- Davenport, T.H. e R. Ronanki,
2018 'Artificial Intelligence for the Real World. Don't start with moon shots', *Harvard Business Review*, January-February, pp. 108-116.
- De Laet, M., A. Mol
2000 'The Zimbabwe bush pump: Mechanics of a fluid technology', *Social studies of science*, 30(2), pp. 225-263.
- Faraj, S., S. Pachidi e K. Sayegh
2018 'Working and organizing in the age of the learning algorithm', *Information and Organization*, 28(1), pp. 62-70.
- Fleming, P.
2019 'Robots and organization studies: Why robots might not want to steal your job', *Organization Studies*, 40(1), pp. 23-38.
- Floridi, L.
2022 *Etica dell'intelligenza artificiale. Sviluppi, opportunità, sfide*, Milano, Raffaello Cortina Editore.
- Ford, M.
2015 *The rise of the robots: Technology and the threat of mass unemployment*, New York, Basic Books.
- Fox, W.M.
1995 'Sociotechnical System Principles and Guidelines: Past and Present', *Journal of Applied Behavioral Science*, 31(1), pp. 91-105.

Franzini, M.

2018 'Intelligenza artificiale, lavoro umano e disuguaglianze: quali prospettive?', *Sistemi intelligenti*, 1, pp. 213-220.

Frey, C.B. e M. Osborne

2017 'The Future of Employment: How susceptible are jobs to computerisation?', *Technological Forecasting and Social Change*, 114, pp. 254-280.

Gallino, L.

1993 *Dizionario di sociologia*, Torino, Utet.

Giardullo, P. e F. Miele

2020 'L'organizzazione algoritmica: tecnologia, performance e automazione, in D. Marini e F. Sentiffi (a cura di), *Una grammatica della digitalizzazione. Interpretare la metamorfosi di società, economia e organizzazioni*, Milano, Guerini e Associati, pp. 73-87.

Grandori, A.

1999 *Organizzazione e comportamento economico*, Bologna, Il Mulino.

Grint, K. e S. Woolgar

1997 *The machine at work: Technology, work and organization*, Cambridge, Polity Press.

Haenlein, M. e A. Kaplan

2019 'A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence', *California management review*, 61(4), pp. 5-14.

Hansen, H.K. e M. Flyverbom

2015 'The politics of transparency and the calibration of knowledge in the digital age', *Organization*, 22(6), pp. 872-889.

Hatch, M.J.

2009 *Teoria dell'organizzazione*, Bologna, Il Mulino.

Helo, P. e Y. Hao

2021 'Artificial intelligence in operations management and supply chain management: an exploratory case study', *Production Planning & Control*, pp. 1-18.

Hong, S.H.

2015 'Subjunctive and interpassive "knowing" in the surveillance society', *Media and Communication*, 3(2), pp. 63-76.

Huang, M.H., R. Rust e V. Maksimovic

2019 'The feeling economy: Managing in the next generation of artificial intelligence (AI)', *California Management Review*, 61(4), pp. 43-65.

Jarrahi, M.H.

2018 'Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making', *Business horizons*, 61(4), pp. 577-586.

Lave, J. e E. Wenger

2006 *L'apprendimento situato. Dall'osservazione alla partecipazione attiva nei contesti sociali*, Trento, Edizioni Erickson.

Lee, K.F. e C. Qiufan

2021 *AI 2041: Ten Visions for Our Future*, New York, Currency.

Leonhard, G.

2019 *Tecnologia contro umanità. Lo scontro prossimo venturo*, Milano, Egea.

Leung, F., Y.C. Lau, M. Law, M. e S.K. Djeng,

2022 'Artificial intelligence and end user tools to develop a nurse duty roster scheduling system', *International journal of nursing sciences*, 9(3), pp. 373-377.

Lindebaum, D., M. Vesa e F. Den Hond

2020 'Insights from "the machine stops" to better understand rational assumptions in algorithmic decision making and its implications for organizations', *Academy of Management Review*, 45(1), pp. 247-263.

Longo, A. e G. Scorza

2020 *Intelligenza artificiale. L'impatto sulle nostre vite, diritti e libertà*, Milano, Mondadori.

Makarius, E.E., A. Mukherjee, J.D. Fox e A.K. Fox

2020 'Rising with the machines: A sociotechnical framework for bringing artificial intelligence into the organization', *Journal of Business Research*, 120, pp. 262-273.

Massimo, F.S.

2020 'Burocrazie algoritmiche. Limiti e astuzie della razionalizzazione digitale in due stabilimenti Amazon', *Etnografia e ricerca qualitativa*, 1, pp. 53-78.

Mayer, A.S., F. Strich e M. Fiedler

2020 'Unintended Consequences of Introducing AI Systems for Decision Making', *MIS Quarterly Executive*, 19(4), pp. 239-257.

Meyer, J.W. e B. Rowan

1977 'Institutionalized Organizations: Formal Structure as Myth and Ceremony', *American Journal of Sociology*, 2, pp. 340-363.

Mintzberg, H.

1979 *The structuring of organizations: a synthesis of the research*, Englewood Cliffs, N.J., Prentice-Hall.

Murray, A., J. Rhymer e D.G. Sirmon

2021 'Humans and technology: forms of conjoined agency in organizations', *Academy of Management Review*, 45(3), pp. 552-571.

O'Neil, C.

2017 *Armi di distruzione matematica. Come i big data aumentano la disuguaglianza e minacciano la democrazia*, Milano, Bompiani.

Orlikowski, W.J.

2007 'Sociomaterial practices: Exploring technology at work' *Organization studies*, 28(9), pp. 1435-1448.

Overgoor, G., M. Chica, W. Rand e A. Weishampel

2019 'Letting the computers take over: Using AI to solve marketing problems', *California Management Review*, 61(4), pp. 156-185.

- Perrow, C.
1967 'A framework for the comparative analysis of organizations', *American sociological review*, 32(2), pp. 194-208.
- Plesner, U. e E. Husted
2022 *L'organizzazione digitale*, Bologna, Il Mulino.
- Polanyi, M.
1967 *The Tacit Dimension*, Chicago, IL, University of Chicago Press.
- Powell, W.W. e P.J. DiMaggio (a cura di)
1991 *The New Institutionalism in Organizational Analysis*, Chicago, University of Chicago Press.
- Raisch, S. e S. Krakowski
2021 'Artificial intelligence and management: The automation-augmentation paradox', *Academy of Management Review*, 46(1), pp. 192-210.
- Reis, L., C. Maier, J. Mattke, M. Creutzenberg, e T. Weitzel
2020 'Addressing User Resistance Would Have Prevented a Healthcare AI Project Failure', *MIS quarterly executive*, 19(4), pp. 279-296.
- Roschelle, J. e S.D. Teasley
1995 'The construction of shared knowledge in collaborative problem solving. In Computer supported collaborative learning', in C. O'Malley (a cura di), *Computer Supported Collaborative Learning*, Berlin, Heidelberg, Springer, pp. 69-97.
- Salento, A.
2018, 'Industria 4.0 e determinismo tecnologico', in A. Salento (a cura di), *Industria 4.0. Oltre il determinismo tecnologico*, Bologna, TAO Digital Library, pp. 6-22.
- Schwab, K.
2016 *La quarta rivoluzione industriale*, Milano, FrancoAngeli.
- Shaba, E., S. Gilardi, M. Guerci e E. Bartezzaghi
2019 'Industry 4.0 Technologies and Organizational Design: evidence from 15 Italian cases. Industry 4.0 technologies and organizational design: evidence from 15 Italian cases', *Studi organizzativi*, 1, pp. 9-37.
- Shaffer, K.J., C.J. Gaumer e K.P. Bradley
2020 'Artificial intelligence products reshape accounting: time to re-train', *Development and Learning in Organizations*, 34(6), pp. 41-43.
- Shrestha, Y.R., S.M. Ben-Menahem, e G. von Krogh
2019 'Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence', *California Management Review*, 61(4), pp. 66-83.
- Shrestha, Y.R., V. Krishna, e G. von Krogh
2021 'Augmenting organizational decision-making with deep learning algorithms: Principles, promises, and challenges', *Journal of Business Research*, 123, pp. 588-603.
- Staglianò, R.
2016 *Al posto tuo. Così web e robot ci stanno rubando il lavoro*, Torino, Einaudi.

Talia, D.

2021 *L'impero dell'algorithm. L'intelligenza delle macchine e la forma del futuro*, Soveria Manelli, Rubettino Editore.

Tupasela, A. e E. Di Nucci

2020 'Concordance as evidence in the Watson for Oncology decision-support system', *AI & Society*, 35(4), pp. 811-818.

Valle-Cruz, D., V. Fernandez-Cortez e J.R. Gil-Garcia

2022 'From E-budgeting to smart budgeting: Exploring the potential of artificial intelligence in government decision-making for resource allocation', *Government Information Quarterly*, 39, pp. 1-19.

Von Krogh, G.

2018 'Artificial intelligence in organizations: New opportunities for phenomenon-based theorizing', *Academy of Management Discoveries*, 4(4), pp. 404-409.

Vrontis, D., M. Christofi, V. Pereira, S. Tarba, A. Makrides, e E. Trichina

2022 'Artificial intelligence, robotics, advanced technologies and human resource management: a systematic review', *The International Journal of Human Resource Management*, 33(6), 1237-1266.

Weick, K.E.

1990 'Technology as equivoque: Sensemaking in new technologies', in P. Goodman e L.S. Sproull (a cura di), *Technology and Organizations*, San Francisco, CA, Jossey Bass, pp. 1-44.

Weick, K.E.

1969 *The Social Psychology of Organizing*, Reading, MA, Addison-Wesley.

Woschank, M., E. Rauch, e H. Zsifkovits

2020 'A review of further directions for artificial intelligence, machine learning, and deep learning in smart logistics', *Sustainability*, 12(9), 3760.

Zambonelli, F.

2020 *Algocrazia. Il governo degli algoritmi e dell'intelligenza artificiale*, Trieste, Scienza Express Edizioni.

Zammuto, R.F., T.L. Griffith, A. Majchrzak, D.J. Dougherty e S. Faraj

2007 'Information technology and the changing fabric of organization', *Organization science*, 18(5), pp. 749-762.

Zuboff, S.

2019 *Il capitalismo della sorveglianza. Il futuro dell'umanità nell'era dei nuovi poteri*, Roma, Luiss.

About the Author

Gabriele Blasutig is Associate Professor in Economic and Organizational Sociology at the Department of Political and Social Sciences, University of Trieste, Italy. His research interests focus on the diffusion of innovations, the labor market and organizational theory. He recently

published the book *Conveniente, giusto o affidabile? Il fotovoltaico e le logiche della diffusione di un'innovazione*, Trieste, EUT, 2017.

GABRIELE BLASUTIG

Department of Political and Social Sciences, University of Trieste, Piazzale Europa, 1 Trieste 34127, Italy

e-mail: GABRIELE.BLASUTIG@dispes.units.it