

Tecnologie IA, imprese e domanda di lavoro

Irene Brunetti
INAPP

Andrea Ricci
INAPP

L'articolo indaga l'esistenza e la natura della relazione tra gli investimenti nelle tecnologie di Intelligenza artificiale (IA) e la domanda di lavoro delle imprese italiane. In tale prospettiva si utilizzano le informazioni contenute nella componente longitudinale della Rilevazione Imprese e lavoro (RIL). Le elaborazioni econometriche mostrano che l'adozione di tecnologie IA non influenza in modo significativo la quota di nuove assunzioni (domanda effettiva), mentre si associa a un debole incremento della quota di posti di lavoro vacanti (domanda potenziale). Queste evidenze tengono conto delle traiettorie di digitalizzazione che caratterizzano le singole imprese e riflettono soprattutto il comportamento delle realtà produttive di medio-grandi dimensioni. Nel complesso, i risultati supportano l'idea che la diffusione di ecosistemi di IA – sebbene sia ancora molto limitata – tende ad accelerare la polarizzazione del mercato del lavoro e il dualismo competitivo del sistema imprenditoriale.

This paper investigates the existence and nature of the relationship between investments in Artificial intelligence (AI) technologies and the labour demand of Italian firms. To this end, the study draws on data from the longitudinal component of the Rilevazione Imprese e lavoro (RIL) survey. Our econometric estimations indicate that the adoption of AI technologies does not significantly affect the share of new hires (effective demand), while it is associated with a slight increase in the share of job vacancies (potential demand). These findings account for the individual digitalisation trajectories of firms and primarily reflect the behaviour of medium- and large-sized enterprises. Overall, our findings support the notion that the diffusion of AI ecosystems – although still limited in scope – tends to accelerate labour market polarisation and the competitive dualism within the Italian productive system.

DOI: 10.53223/Sinappsi_2025-02-13

Citazione	Parole chiave	Keywords
Brunetti I., Ricci A. (2025), Tecnologie IA, imprese e domanda di lavoro, <i>Sinappsi</i> , 15, n.2, pp.192-207	Domanda di lavoro Intelligenza artificiale Imprese	<i>Labour demand Artificial intelligence Firms</i>

Introduzione

Il dibattito accademico e istituzionale negli ultimi anni si è concentrato sempre più

frequentemente sulle tecnologie di Intelligenza artificiale (IA) e sulle implicazioni che esse hanno per le prospettive del mercato del lavoro e della

dinamica economico-sociale (Brynjolfsson *et al.* 2018; Acemoglu e Restrepo 2018; Acemoglu *et al.* 2022; Agrawal *et al.* 2023; Schwab 2025).

L'Intelligenza artificiale è oggi caratterizzata da una crescente digitalizzazione, interconnettività e automazione dei processi economici e agisce come una tecnologia di uso generale che sta ridefinendo il modello di business e le strategie competitive delle aziende. Le tecnologie IA sono associate a sistemi e macchine che tendono a eseguire/replicare alcune funzioni cognitive tipiche degli esseri umani (ad esempio, apprendere, comprendere, ragionare e interagire), ovvero elaborare previsioni e prendere decisioni sulla base di obiettivi e finalità di varia natura (OECD 2019).

In questa prospettiva alcuni studi sottolineano come l'adozione di sistemi di IA possa generare processi di innovazione cumulativi e una maggiore efficienza nello svolgimento di attività a elevato contenuto cognitivo, con un conseguente incremento della produttività e della domanda per alcuni profili professionali (Cockburn *et al.* 2019; Brynjolfsson *et al.* 2025; Brynjolfsson *et al.* 2021; Bianchini *et al.* 2022; Noy e Zhang 2023; Calvino e Fontanelli 2024; Brunetti *et al.* 2025).

La diffusione delle tecnologie IA, d'altra parte, potrebbe risolversi nella sostituzione di un numero crescente di lavoratori, nella misura in cui la loro applicazione permette di svolgere mansioni e compiti sempre più complessi, rimodellando strutturalmente i processi produttivi e organizzativi nella direzione di un minore impiego di lavoro (Acemoglu e Restrepo 2019; Brynjolfsson e McAfee 2014; Agrawal *et al.* 2022). In tale circostanza si può verificare una riduzione significativa della quota del lavoro sul reddito nazionale e un aumento delle disuguaglianze, come pure tensioni sulle dinamiche di inclusione sociale (Acemoglu e Restrepo 2018). L'adozione e l'integrazione dell'IA nei processi produttivi chiama in causa, inoltre, il tema fondamentale della riqualificazione e rimodulazione delle competenze della forza lavoro, la governance dei dati per la protezione delle informazioni sensibili (Bostrom e Yudkowsky

2014), nonché sfide fondamentali in ambito etico, geopolitico e dei processi democratici.

Nonostante la rilevanza politico-istituzionale e l'attenzione della letteratura scientifica sul tema, va sottolineato che conosciamo ancora poco dei meccanismi microeconomici che sono alla base degli investimenti in IA del mondo imprenditoriale, ovvero delle implicazioni di queste tecnologie per la domanda di lavoro e per la creazione e distruzione dei fabbisogni professionali (Alekseeva *et al.* 2021; Babina *et al.* 2024). Ciò non sorprende se consideriamo che parliamo di una dinamica tecnologica relativamente recente e di fattori e comportamenti estremamente complessi, il tutto in presenza di una limitata disponibilità dei microdati sulle caratteristiche delle imprese – e dei lavoratori ivi occupati.

Indubbiamente la propensione a investire in IA riflette una molteplicità di elementi, che non si esauriscono nella presenza di infrastrutture tecnologiche, computazionali e organizzative a livello aziendale, così come nell'esercizio di pratiche manageriali che tendono a utilizzare i dati per ottimizzare il modello di business. L'adozione delle nuove tecnologie riflette altri aspetti che riguardano il profilo di conoscenze e competenze degli occupati, la specializzazione produttiva, l'assetto delle relazioni industriali e le norme implicite che regolano i rapporti di lavoro¹ (Agrawal *et al.* 2019; Igna e Venturini 2023; Babina *et al.* 2024).

In questo contesto, le traiettorie tecnologiche dell'automazione e della digitalizzazione, congiuntamente alle pratiche manageriali e all'organizzazione delle risorse umane, interagiscono tra loro nel condizionare le modalità attraverso cui i sistemi IA influenzano il livello e la natura della domanda di lavoro. Secondo Agrawal *et al.* (2018), ad esempio, poiché l'IA può aumentare la produttività dei lavoratori, specialmente nei settori ad alta intensità di conoscenza, gli investimenti in IA stimolerebbero la domanda di lavoro qualificato capace di gestire e ottimizzare le nuove tecnologie.

A fronte di questa complessità, emerge chiaramente la necessità di collocare le analisi

1 Alcune ricerche hanno illustrato come l'IA tenda a manifestare i suoi effetti in due aree principali: l'automazione delle attività ripetitive e la valorizzazione delle competenze umane attraverso strumenti avanzati. Software e robot, ad esempio, hanno sostituito i lavoratori poco o mediamente qualificati (Autor *et al.* 2003; Acemoglu e Restrepo 2020), mentre l'arrivo di alcuni macchinari ha portato, come nel settore dell'elettricità, a una completa riorganizzazione dei processi di produzione all'interno delle aziende (Juhász *et al.* 2024).

del rapporto tra investimenti in IA e domanda di lavoro nel contesto di un ordito analitico, di una strategia empirica e di una base statistico-informativa adeguata a cogliere le molteplicità e complessità dei fattori che influenzano gli effetti delle nuove tecnologie nei mercati interni del lavoro.

In quest'ottica, le analisi presentate nel nostro studio si caratterizzano per l'assunzione di una prospettiva microeconomica e per l'attenzione rivolta alle scelte di investimento con dati di impresa, un ambito empirico ancora poco esplorato dalla letteratura sull'argomento (Calvino e Fontanelli 2023; Babina *et al.* 2024), spesso connotata da studi su dati aggregati e/o da evidenze indirette riguardanti l'esposizione al rischio di automazione di lavoratori e professioni (Albanesi *et al.* 2025; Guarascio e Reljic 2025; Bonfiglioli *et al.* 2025; Dalla Zuanna *et al.* 2024). La nostra ricerca si focalizza in particolare sulle implicazioni delle scelte di investimento in tecnologie IA sulle nuove assunzioni e sull'intensità della ricerca di nuove figure professionali. I risultati ottenuti a partire dai dati della V e VI Rilevazione Imprese e lavoro (RIL-2018 e RIL-2022) suggeriscono che l'investimento, in sistemi IA non influenza in modo significativo la quota di assunzioni (domanda effettiva), mentre si associa a un debole incremento della quota di posti vacanti (domanda potenziale). Tali evidenze riflettono soprattutto il comportamento delle imprese di medio-grandi dimensioni. Nonostante i dati utilizzati non permettano di identificare le caratteristiche dei neoassunti e il profilo dei fabbisogni professionali, i nostri risultati supportano l'idea che la diffusione delle tecnologie IA – sebbene ancora molto limitata all'interno del tessuto produttivo italiano – tenda ad accelerare la polarizzazione del mercato del lavoro e il dualismo competitivo del sistema imprenditoriale. Tale interpretazione è peraltro coerente con studi recenti nei quali si dimostra come nel nostro Paese le aziende che utilizzano IA offrano mediamente salari più elevati e tendano ad assumere lavoratori in occupazioni ad alto contenuto cognitivo (Ciani *et al.* 2025).

L'articolo è strutturato come segue: il paragrafo 1 presenta, alla luce della letteratura esistente, una discussione preliminare; il 2 introduce i dati e le statistiche descrittive; il paragrafo 3 descrive il modello di regressione utilizzato; nel paragrafo 4

vengono discussi i risultati principali, mentre l'ultimo conclude.

1. Una discussione preliminare

La cosiddetta quarta rivoluzione industriale sembra destinata ad esercitare un impatto sostanziale sull'evoluzione del tessuto produttivo e del mercato del lavoro, con implicazioni evidenti sulla dinamica dell'occupazione e sulla domanda di competenze espresse dal sistema delle imprese (Bessen 2017; Acemoglu e Restrepo 2020; OECD 2023; Drydakis 2025). La letteratura economica che analizza empiricamente la relazione tra Intelligenza artificiale e mercato del lavoro è infatti in rapida crescita e riguarda diversi ambiti. Vi sono studi che analizzano gli effetti delle nuove tecnologie sull'occupazione giungendo, tuttavia, a risultati contrastanti: l'IA può infatti agire sia come complemento del lavoro umano, sia come suo sostituto (Autor e Salomons 2018). Graetz e Michaels (2015), ad esempio, non rilevano effetti significativi dell'utilizzo dei robot sull'occupazione, mentre altri evidenziano che un loro impiego può portare a una perdita di posti di lavoro, in particolare per i lavoratori a basse competenze che svolgono professioni routinarie, e a una riduzione dei salari (Acemoglu e Restrepo 2020). Altre ricerche si sono concentrate sul concetto di 'esposizione' delle occupazioni all'Intelligenza artificiale. Le definizioni proposte di esposizione considerano in che misura le applicazioni dell'IA si sovrappongano alle capacità umane necessarie per svolgere una determinata occupazione (come nell'Indice AIOE di Felten *et al.* 2021 e 2023) oppure quanto l'IA possa accelerare significativamente l'esecuzione dei compiti previsti in ciascun lavoro (Webb 2019; Eloundou *et al.* 2023). Tale definizione, tuttavia, non consente di distinguere tra la possibilità che l'IA funzioni come sostituto o come complemento del lavoro umano nei compiti chiave, o che possa eventualmente sostituire del tutto un'occupazione. Pizzinelli *et al.* (2023) propongono un'estensione dell'Indicatore di Felten *et al.* (2021), tenendo conto del potenziale dell'Intelligenza artificiale sia come complemento, sia come sostituto del lavoro umano.

Un altro filone della letteratura riguarda le implicazioni per la forza lavoro nel suo complesso. Da un lato, l'IA può migliorare la qualità del lavoro, riducendo l'incidenza di compiti usuranti e aprendo nuove possibilità professionali.

Dall'altro, il rischio di polarizzazione del mercato del lavoro è reale: i lavoratori con titolo di istruzione e competenze digitali elevate tendono a beneficiare dell'automazione, mentre coloro che non possiedono tali competenze possono sperimentare disoccupazione, sottoccupazione o un deterioramento delle condizioni lavorative (Brynjolfsson e McAfee 2014; OECD 2023; Draca *et al.* 2024).

Dal punto di vista delle imprese, le evidenze empiriche sulla diffusione degli investimenti in IA e il loro impatto sulle scelte di assunzione sono ancora limitate a causa della relativa novità dei progressi tecnologici in questo campo, e della scarsa disponibilità di dati a livello micro (Calvino e Fontanelli 2023). La ricerca sui dati a livello di impresa si basa principalmente su quattro diverse fonti: indagini ufficiali su Information and Communication Technology condotte dagli uffici nazionali di statistica; dati online sui posti di lavoro vacanti; registri di proprietà intellettuale o attività brevettuale delle imprese; infine, esperimenti sul campo e/o studi di casi. La nostra analisi fa parte dalla prima tipologia². Zolas *et al.* (2020) suggeriscono che, nel 2018, solo il 6,6% delle imprese statunitensi faceva uso delle tecnologie di IA. Evidenze analoghe emergono anche per i Paesi manifatturieri europei: Czarnitzki *et al.* (2023) mostrano, ad esempio, che nel 2018 l'uso delle tecnologie IA nelle imprese tedesche era di circa il 5,8%, concentrato nelle imprese più grandi e in alcuni settori di attività. Allo stesso modo, Cho *et al.* (2022) evidenziano che il 9% delle aziende coreane utilizza la tecnologia dell'Intelligenza artificiale e che la sua adozione è legata ad altre infrastrutture e capacità digitali.

Con riferimento all'Italia, l'Istat (2021) mostra che circa il 6,2% delle imprese con più di 10 addetti ha utilizzato sistemi di IA per almeno una delle sette finalità proposte (8% la media UE), quota che sale al 15,4% tra le imprese dei settori ICT e che raggiunge incidenze più elevate nelle telecomunicazioni (18,1%) e nelle tecnologie dell'informazione (15,7%). Sempre per l'Italia, il Rapporto Inapp (Inapp 2024) evidenzia che l'incidenza media delle imprese che hanno investito effettivamente in tecnologie di IA nel periodo 2019-2021 è molto più limitata e, soprattutto, distribuita in modo disomogeneo rispetto a le dimensioni

delle imprese, i settori di attività e le macroregioni. L'adozione delle tecnologie di Intelligenza artificiale varia, inoltre, tra le aziende anche a causa di altri fattori come le caratteristiche gestionali, le relazioni industriali, la concorrenza dei lavoratori e le dotazioni di capitale umano. Ad esempio, vi è evidenza che la possibilità che l'adozione pregressa di varie tecnologie digitali (Big Data, Internet of things, Robotica) generi un successivo investimento in sistemi di IA – secondo una logica di *path dependency* tecnologica – è fortemente condizionata (negativamente) dalla presenza di management dinastico – a sua volta riflesso della grande prevalenza di imprese piccole in dimensioni, e familiari nella proprietà. Questo risultato supporta l'idea che, in un sistema produttivo come quello italiano, l'analisi delle implicazioni degli investimenti in IA su diversi *outcomes* del mercato dal lavoro e, specificamente, sull'evoluzione della domanda di lavoro, debba essere declinata in un ecosistema digitale che tenga conto esplicitamente delle caratteristiche manageriali, organizzative e produttive.

Rispetto al legame tra gli investimenti in tecnologie digitali, tra cui IA, e la domanda di lavoro, la teoria della crescita endogena (i.e., Kogan *et al.* 2017) spiega che le imprese con innovazioni di successo tendono a crescere in termini di dimensioni, il che porta naturalmente a maggiori investimenti a livello aziendale e viceversa. Inoltre, l'analisi dell'impatto dell'innovazione e degli investimenti sulle decisioni di assunzione non è chiara. Diversi studi – tra cui Aghion *et al.* (2020), Acemoglu *et al.* (2023b), Bratta *et al.* (2023) – evidenziano un impatto positivo degli investimenti legati all'automazione sull'occupazione nelle imprese che investono, sebbene con effetti differenziati a seconda delle competenze e delle mansioni dei lavoratori coinvolti. Acemoglu e Restrepo (2018) mostrano come l'occupazione potrebbe aumentare a seguito dell'introduzione di nuove tecnologie. Anche Babina *et al.* (2024) documentano che le aziende che investono in IA sperimentano aumenti nella loro occupazione complessiva. Se guardiamo a un gruppo particolare di lavoratori, i giovani, Battisti *et al.* (2024) suggeriscono che essere stati esposti, ovvero impiegati in un'impresa che ha scelto di investire in nuove tecnologie, all'automazione è positivamente

2 Le variabili che descrivono l'utilizzo delle tecnologie di Intelligenza artificiale sono generalmente binarie: alle aziende viene chiesto se utilizzano o meno sistemi di IA – generalmente senza informazioni rilevanti sui tempi di adozione.

associato alla probabilità di rimanere occupati, migliorando quindi le prospettive occupazionali di questo specifico segmento della forza lavoro. Esistono, tuttavia, altre ricerche che giungono a conclusioni opposte, suggerendo che gli investimenti in automazione possano danneggiare i livelli occupazionali all'interno delle aziende (i.e., Bessen *et al.* 2023; Bonfiglioli *et al.* 2023). Acemoglu *et al.* (2023a) non riscontrano cambiamenti significativi nei tassi di crescita dell'occupazione a seguito degli investimenti in nuove tecnologie digitali concludendo che il fattore determinante per l'occupazione osservata sia soprattutto l'auto-selezione delle imprese verso l'investimento. Con riferimento all'Italia, i risultati di Caselli *et al.* (2024) indicano che l'investimento in tecnologie informatiche digitali influisce positivamente sull'occupazione, favorendo una forza lavoro qualificata e competente in IT, al contrario, l'investimento in tecnologie operative non altera significativamente l'occupazione totale. La mancanza di consenso su questo tema giustifica la necessità di nuove analisi. Il presente articolo mira a colmare tale divario, analizzando la risposta delle aziende in termini di assunzioni e ricerca di nuovo personale in risposta agli investimenti in nuove tecnologie.

2. Dati e statistiche descrittive

I dati

L'analisi empirica si sviluppa a partire dai dati della componente longitudinale della Rilevazione su Imprese e lavoro (RIL) condotta periodicamente dall'Inapp su un campione rappresentativo di società di capitali e di persone operanti nel settore privato extra-agricolo³. L'indagine RIL contiene un ricco insieme di informazioni relative agli assetti manageriali e di governance societaria, all'organizzazione del lavoro e alle politiche del personale, alla composizione della forza lavoro occupata, alle relazioni industriali, alle scelte di investimento e ai comportamenti competitivi.

La ricerca si basa sulle ultime due edizioni dell'indagine RIL. Da RIL-2018 acquisiamo i dati sul processo di digitalizzazione avviato dalle imprese nel triennio 2015-2017, mentre da RIL-2022 le informazioni sull'adozione di tecnologie di Intelligenza artificiale nel periodo 2019-2021. Nella fattispecie il questionario dell'indagine RIL-2022 include la seguente domanda: *"Nel periodo 2019-2021 l'impresa ha effettuato investimenti in beni materiali o immateriali o acquistato servizi relativi alle seguenti aree tecnologiche da utilizzare per le proprie attività"*. L'impresa può scegliere tra le seguenti opzioni: (i) Soluzioni di Internet delle cose e/o Realtà aumentata e virtuale (IoT); (ii) Stampanti 3D; (iii) Robotica; (iv) Cloud computing e analisi dei Big Data; (v) Applicazioni web o dispositivi per la vendita online; (vi) Cybersecurity e aggiornamenti tecnologici dei dispositivi esistenti; (vii) Intelligenza artificiale; (viii) Altro. Queste categorie rappresentano le principali tecnologie abilitanti del pacchetto Industria 4.0 fondamentale per la trasformazione digitale delle imprese.

Per quanto concerne i flussi di lavoratori in entrata e in uscita, nonché la ricerca di personale, un elemento importante è capire come misurare, a livello microeconomico, la domanda di lavoro: se riferirsi alla variazione effettiva della quota di occupati (assunzioni e cessazioni del numero di lavoratori) oppure alla variazione della quota di posti vacanti. Il tasso dei posti vacanti è uno dei principali indicatori economici sull'evoluzione del mercato del lavoro nella misura in cui può avere un valore predittivo rispetto alle oscillazioni del tasso di occupazione. Nella nostra analisi facciamo riferimento a due variabili principali: la quota di nuovi lavoratori assunti con contratto dipendente calcolata sul totale della forza lavoro impiegata, e la quota di personale che l'impresa sta attualmente ricercando (occupazione 'potenziale') per assunzioni

3 La popolazione cui si riferisce l'indagine RIL è rappresentata dalle imprese attive in tutti i settori privati non agricoli senza alcuna limitazione sulla dimensione di impresa. Le imprese intervistate vengono estratte casualmente utilizzando la banca dati ASIA (Archivio statistico delle imprese attive) fornita dall'Istat, secondo una strategia di campionamento volta a costruire un campione statisticamente rappresentativo delle imprese attive in Italia. La stratificazione è ottenuta dalla concatenazione delle variabili: classe dimensionale di impresa (in termini di media annua di addetti), regione della sede legale dell'impresa e settore di attività economica (secondo una aggregazione della classificazione Ateco 2007). La metodologia di calcolo dei pesi di riporto all'universo e il loro conseguente utilizzo assicura la validità esterna dei risultati ottenuti. La rilevazione prevede una quota longitudinale di circa il 35%, vale a dire un sottocampione di imprese coinvolte nell'indagine precedente.

con contratto dipendente calcolata rispetto alla media dell'occupazione effettiva (e, in alternativa seguendo la definizione data da Eurostat, identificata dalla somma tra i dipendenti e i posti vacanti misurati nell'anno corrente).

Queste variabili catturano due diverse misure di domanda di lavoro. La quota delle assunzioni si riferisce all'annualità 2021, mentre la quota di posti vacanti è misurata al momento dell'intervista – ovvero tra febbraio e dicembre 2022. La quota di assunzioni è, inoltre, una grandezza effettiva, mentre la quota di posti vacanti è una variabile percettiva che include le aspettative degli imprenditori e le strategie di impresa per il prossimo futuro. Tale distinzione è fondamentale quando si analizzano i processi di cambiamento strutturale come la digitalizzazione e gli investimenti in sistemi di IA. Si tratta di fenomeni che tipicamente tendono ad accompagnarsi a processi di apprendimento che, dal punto di vista statistico, hanno una debole memoria storica. In altre parole, se la finalità è prevedere le implicazioni occupazionali e sociali della transizione IA, l'evoluzione dei posti vacanti può essere un indicatore più informativo rispetto ai flussi dei rapporti di lavoro.

La ricchezza delle informazioni contenute in RIL permette, quindi, di esaminare la relazione tra l'investimento in IA e la domanda di lavoro controllando rispetto a numerosi fattori di potenziale confondimento: l'introduzione di tecnologie digitali – che possono sovrapporsi ai processi di efficientamento energetico –, i processi di riorganizzazione conseguenti lo shock Covid e altri elementi microeconomici che possono influenzare le scelte di ampliamento e/o riduzione della base occupazionale (i.e., presenza sui mercati internazionali, blocco dei licenziamenti introdotto a seguito della pandemia, competenze manageriali ecc.). Indubbiamente le caratteristiche produttive, manageriali e competitive possono incidere sulle politiche del personale indipendentemente dalla natura e dall'entità dell'investimento in tecnologie della transizione. Al fine di esaminare mercati interni del lavoro con un livello minimo di struttura organizzativa, si selezionano solo le imprese con almeno 10 dipendenti. Una volta imposto tale criterio ed eliminate le osservazioni con valori mancanti, si ottiene un campione longitudinale di oltre 7.300 imprese.

Le statistiche descrittive

La tabella 1 presenta le statistiche descrittive relative alla domanda di lavoro, alla diffusione degli investimenti in Intelligenza artificiale e nelle tecnologie abilitanti, nonché la media e la deviazione standard relative alle altre caratteristiche dell'impresa e della forza lavoro occupata per il campione longitudinale. Con riferimento alla domanda di lavoro, la quota di neoassunti nel 2021 è pari al 23% dei lavoratori occupati, a fronte di un tasso di posti vacanti che nell'anno seguente si attesta tra il 4,2% e 3,4%, a seconda che il numero di posti vacanti sia calcolato rapportandolo alla media dei lavoratori occupati o al totale delle posizioni lavorative (occupate e vacanti). L'evoluzione positiva della domanda di lavoro si evince dalle statistiche sulla quota di neoassunti (17,7%) e di posti vacanti (2,0% e 1,7%) che si riferiscono alle annualità 2018 e 2019, rispettivamente. Si tratta di un'evidenza in linea con i dati dell'Istat secondo cui il tasso medio di posti vacanti è progressivamente aumentato negli ultimi anni passando da un valore medio di circa 1% nel periodo pre-Covid-19 ad un 2% nel biennio 2023-2023 (Istat - Indagine Vela). La tabella 1 evidenzia che solo l'1,4% delle imprese ha investito in tecnologie di Intelligenza artificiale tra il 2019 e il 2021. Questo dato riflette la composizione del tessuto produttivo italiano, dominato da piccole e micro imprese poco inclini all'adozione di nuove tecnologie, a fronte di una minoranza di grandi aziende che invece ha iniziato a introdurle.

Il processo di digitalizzazione che esaminiamo è fortemente connesso al Piano Industria 4.0 del periodo 2015-2017 e si manifesta in una diffusione limitata delle tecnologie abilitanti: Big Data e Cloud computing (7%), Internet delle cose e Realtà aumentata (11%), Robotica e Smart manufacturing (6%). Questi dati confermano elementi già noti della dinamica tecnologica nelle imprese italiane, dinamica caratterizzata da una debole propensione innovativa e da strategie di tipo *single technology* piuttosto che *multiple technologies* – basate, cioè, su investimenti simultanei in tecnologie complementari (Cirillo et al. 2023). Le evidenze descrittive suggeriscono quindi di considerare il paradigma IA come 'esito' di una traiettoria tecnologica (*path dependence*) declinandola nell'ambito di un complesso ecosistema caratterizzato da debolezze strutturali nel processo di introduzione delle tecnologie digitali.

Tabella 1. Statistiche descrittive

	Media	Dev std	Min	Max
<i>Domanda di lavoro</i>				
Quota assunti ₂₀₂₁	23%	0,41	0	1
Quota posti vacanti ₂₀₂₂	4%	0,09	0	1
Quota vacanti (Eurostat) ₂₀₂₂	3%	0,06	0	1
Quota assunti ₂₀₁₇	18%	0,32	0	1
Quota posti vacanti ₂₀₁₈	2%	0,05	0	1
Quota vacanti (Eurostat) ₂₀₁₈	2%	0,04		1
<i>Tecnologie digitali</i>				
AI ₂₀₁₉₋₂₁	1%	0,12	0	1
Big Data (Cloud computing) ₂₀₁₅₋₁₇	7%	0,26	0	1
Internet delle cose (Realtà aumentata) ₂₀₁₅₋₁₇	11%	0,32	0	1
Robotica ₂₀₁₅₋₁₇	6%	0,24	0	1
<i>Caratteristiche management</i>				
Istruzione terziaria	28%	0,45	0	1
Istruzione secondaria superiore	51%	0,50	0	1
Età (in anni)	57	11,47	20	99
Manager donna	13%	0,34	0	1
Proprietà familiare	85%	0,36	0	1
<i>Caratteristiche occupati</i>				
Quota dirigenti	4%	0,10	0	1
Quota impiegati	36%	0,31	0	1
Quota operai	59%	0,33	0	1
Quota donne	34%	0,25	0	1
Quota laureati	14%	0,21	0	1
Quota diplomati	49%	0,29	0	1
Quota licenza media-elementare	38%	0,32	0	1
<i>Caratteristiche imprese</i>				
Incentivi fiscali per investimenti	30%	0,46	0	1
Blocco licenziamenti-Covid*	3%	0,18	0	1
Mercati internazionali (export)	37%	0,48	0	1
Età impresa (espressa in anni)	29	17,09	1	192
Ln (fatturato per dipendente)	11,83	1,26	6,11	15,22
Lavoro da casa- Covid*	23%	0,42	0	1
Contrattazione II livello	10%	0,30	0	1
Industria	47%	0,50	0	1
1-9 dip	-	-	-	-
10-49 dip	84%	0,36	0	1
50-249 dip	13%	0,34	0	1
>250 dip	3%	0,16	0	1
N. Osservazioni	7.343			

Nota: applicazione pesi longitudinali.

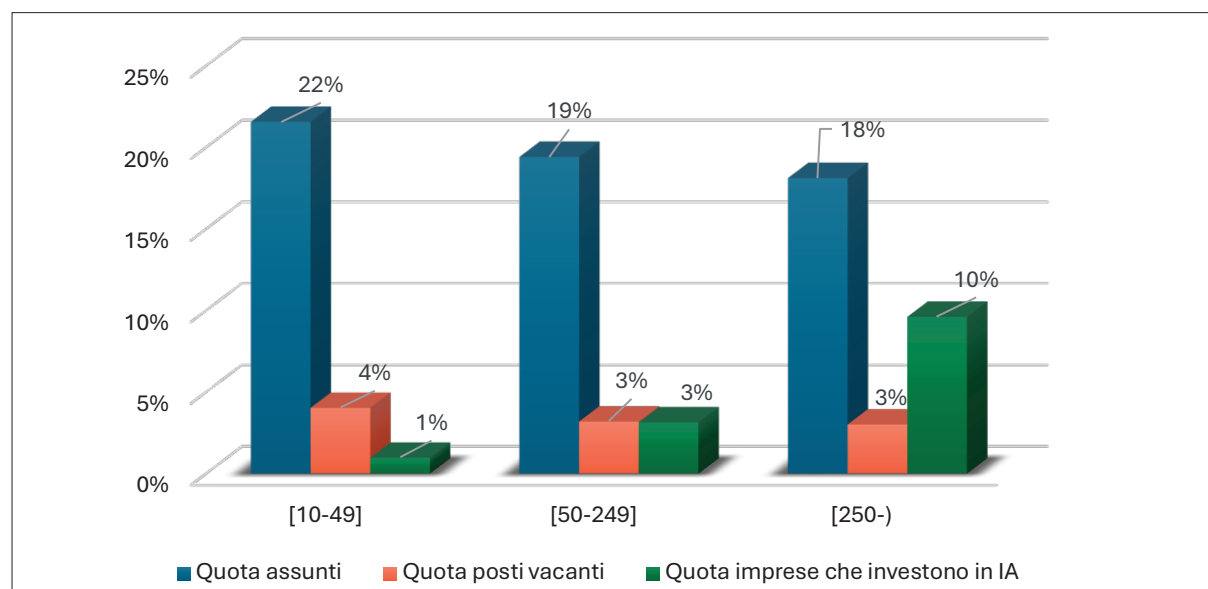
Fonte: elaborazioni degli Autori su dati RIL 2018 e 2022

La tabella 1 riporta, inoltre, le statistiche per le altre variabili utilizzate nell'analisi multivariata: il profilo manageriale e di *corporate governance*, la composizione della forza lavoro occupata e le caratteristiche produttive. Le evidenze sono coerenti con quanto emerge in studi precedenti circa il sistema imprenditoriale italiano: l'incidenza media di manager laureati e manager donne è limitata (28% e 13%, rispettivamente), mentre è elevata la loro età media (57 anni) e la quota di proprietà familiare (85%). In merito alla composizione della forza lavoro, si rileva che la quota di lavoratori con un titolo di studio universitario (14%) è largamente inferiore alla proporzione dei dipendenti con istruzione secondaria superiore (49%), a conferma di come il basso livello medio di istruzione sia un aspetto comune degli assetti manageriali e della forza lavoro occupata. Le statistiche relative alle caratteristiche di impresa, infine, confermano alcuni aspetti noti del sistema produttivo italiano. Le aziende presenti nel campione RIL sono in media di piccole dimensioni, poco esposte al commercio internazionale (37%) e scarsamente inclini ad applicare la contrattazione integrativa (10%). Lo shock Covid-19 ha avuto conseguenze significative per la quota di imprese che ha dovuto affrontare la riorganizzazione del lavoro (23%).

È ben noto che il tessuto imprenditoriale italiano è caratterizzato da elevata eterogeneità connessa alla prevalenza delle piccole e medie imprese (PMI) gestite da management dinastico ed espressione di proprietà familiare. Questi aspetti condizionano una molteplicità di fattori (strategie competitive, organizzazione dei mercati interni, norme sociali implicite) che direttamente e indirettamente influenzano la propensione innovativa e la penetrazione degli ecosistemi digitali, ovvero la dinamica della domanda di lavoro e di nuove competenze.

La figura 1 illustra la distribuzione della domanda di lavoro e degli investimenti in IA in rapporto alla dimensione di impresa. In linea con le attese, gli investimenti in IA sono concentrati nelle imprese con oltre 250 dipendenti (10%) mentre sono marginali nelle piccole aziende (1%) che, come già detto, identificano la componente preponderante del nostro tessuto produttivo. L'intensità della ricerca di nuovo personale, invece, è relativamente più elevata tra le piccole rispetto alle medio-grandi imprese (4% vs 3%). La figura 1 può, d'altra parte, essere condizionata dall'avvio della ripresa economica post-pandemica e dall'introduzione di diverse misure di incentivazione fiscale per le assunzioni (Inapp 2024). Il quadro descrittivo viene arricchito

Figura 1. Quota di assunzioni, posti vacanti e di imprese che investono in IA per classe dimensionale



Nota: applicazione pesi longitudinali.

Fonte: elaborazioni degli Autori sul campione longitudinale RIL-2018 e RIL-2022

illustrando l'evoluzione della domanda di lavoro e le caratteristiche del processo di digitalizzazione in funzione alla dimensione aziendale. Nella tabella 2 osserviamo che la quota media di assunzioni nel 2017 era piuttosto uniforme tra le varie classi dimensionali, mentre la sua crescita negli anni seguenti ha privilegiato relativamente le imprese medie (dal 18,2% al 25%) rispetto alle

aumentata (9,6% vs 40%) più che per Robotica e Smart manufacturing (4,7% vs 22,6%). Le tecnologie dell'informazione, e le connesse innovazioni organizzative, sono forti predittori dei futuri investimenti in tecnologie IA e, in questa prospettiva, la loro distribuzione tra le varie classi dimensionali aiuta a razionalizzare il fatto che la cosiddetta quarta rivoluzione industriale, per

Tabella 2. Domanda di lavoro per dimensione di impresa (valori medi)

	quota assunti		quota posti vacanti		quota posti vacanti*	
	T=2021	T-1=2017	T=2022	T-1=2018	T=2022	T-1=2018
[10-49]	22,3%	17,6%	4,4%	2,1%	3,5%	1,8%
[50-249]	24,9%	18,2%	3,1%	1,5%	2,6%	1,3%
[250-)	21,9%	17,7%	3,5%	2,0%	3,0%	1,7%
Totale	22,7%	17,7%	4,2%	2,0%	3,4%	1,7%

Nota: applicazione pesi longitudinali.

Fonte: elaborazioni degli Autori sul campione longitudinale RIL-2018 e RIL-2022

Tabella 3. Investimenti in nuove tecnologie per dimensione di impresa (valori medi)

	IA	Big Data	IoT e RA	Robotica
	T=2019-2021	T-1=2015-2017		
[10-49]	1,0%	5,9%	9,6%	4,7%
[50-249]	2,1%	13,7%	17,4%	12,6%
[250-)	10,6%	29,7%	39,9%	22,6%
Totale	1,3%	7,4%	11,2%	6,1%

Nota: applicazione pesi longitudinali.

Fonte: elaborazioni degli Autori sul campione longitudinale RIL-2018 e RIL-2022

piccole (dal 17,6% al 22,3%) e a quelle con oltre 250 dipendenti (dal 18% al 22%). La dinamica positiva dei posti vacanti tra il 2018 e il 2022 sembra privilegiare, invece, le piccole (dal 2,1% al 4,4%) in comparazione alle aziende medio-grandi (dall'1,5% al 3,1%). Analoghe considerazioni valgono se esaminiamo il numero di posti vacanti calcolato rispetto al totale delle posizioni lavorative (occupate e vacanti).

Volgendo ora l'attenzione al processo di digitalizzazione, la tabella 3 rende evidente come tutte le tecnologie prese in esame nel periodo 2015-2017 erano allocate per una parte preponderante nelle grandi imprese mentre la loro incidenza era molto limitata nelle imprese con meno di 50 dipendenti. Questa sorta di dualismo tecnologico è chiaro soprattutto per Big Data e Cloud computing (5,9% vs 30%) e per l'Internet delle cose e Realtà

adesso, sembra riguardare quasi esclusivamente le grandi imprese.

3. Il modello econometrico

L'analisi econometrica arricchisce il quadro descrittivo nella misura in cui esamina la relazione tra processo di digitalizzazione, investimenti in tecnologie IA e la domanda di lavoro tenendo conto delle caratteristiche produttive, dell'assetto manageriale e della composizione della forza lavoro occupata. Viene quindi stimata la seguente equazione di regressione:

$$Y_{it} = \alpha + \beta_1 AI_{it=2019-21} + \beta_2 Dig Tech_{i,t-1=2015-17} + \beta_3 M_{it-1} + \beta_4 Y_{it-1} + \varepsilon_{it} \quad [1]$$

dove Y_{it} rappresenta alternativamente: i) la quota di lavoratori assunti con contratto di lavoro

dipendente nel corso del 2021 rispetto alla media degli occupati; ii) la quota di figure professionali che l'impresa dichiara di cercare nel 2022 rispetto alla media degli occupati; iii) la quota di posti vacanti nel 2022 rispetto al totale delle posizioni lavorative (occupate e vacanti) (Davis e Haltiwanger 1999 e 2014). La principale variabile esplicativa IA è una variabile dicotomica pari a 1 se l'impresa ha investito in tecnologie IA nel triennio 2019-2021 e pari a 0 altrimenti. Il processo di digitalizzazione è formalizzato dal vettore $Dig\ Tech_{it=2015-17}$ che include tre distinti indicatori per la pregressa adozione di tecnologie dell'informazione (Big Data e Internet delle Cose) e della produzione (Robotica) adottate nel corso del periodo 2015-2017. Il vettore M_{it-1} , rappresenta i controlli per l'assetto manageriale e la governance societaria, la composizione della forza lavoro, le caratteristiche produttive delle imprese, tra cui la specializzazione settoriale, la localizzazione geografica e altri indicatori di competitività (ricavi per dipendente, esposizione al commercio internazionale): tutte le variabili incluse in M_{it-1} sono calcolate sui dati dell'indagine RIL-2018. L'inclusione del valore ritardato della variabile dipendente – ossia la quota di assunzioni e di posti vacanti riferita alle annualità precedenti (2017 e 2018) – consente di controllare potenziali *bias* di stima derivanti da eterogeneità non osservata. Tale eterogeneità può essere associata a dinamiche preesistenti di capacità innovativa o di funzionamento dei mercati interni del lavoro, come ad esempio la diversa propensione, latente ma persistente, delle imprese a investire in innovazione o a ricercare personale qualificato rispetto ad altre con caratteristiche osservabili analoghe. Il parametro ε_{it} indica, infine, l'errore idiosincratico con media nulla e varianza finita.

L'equazione [1] viene stimata con semplici modelli di regressione lineare e attraverso l'applicazione di metodologie di *Propensity Score Matching* (PSM) (Rosenbaum e Rubin 1983) al fine di limitare ulteriormente il rischio di distorsione delle stime OLS. La nostra strategia empirica non risolve necessariamente tutti i potenziali problemi di autoselezione e di endogeneità connaturati agli investimenti in tecnologie IA e – conseguentemente – non permette un'interpretazione causale delle stime del coefficiente β_1 . La formalizzazione dinamica dell'equazione [1] e l'applicazione dei modelli di regressione nel sottocampione di imprese con

supporto comune nelle caratteristiche osservabili, tuttavia, consente un'interpretazione analitica dei risultati che va oltre la semplice correlazione multivariata (Dosi 2023).

4. I risultati

La tabella 4 riporta i risultati principali della stima dell'equazione [1] dove le misure di domanda di lavoro (quota di assunzioni e di posizioni vacanti) e l'investimento in IA sono riferiti ai dati RIL-2022, mentre l'insieme delle variabili di controllo sono calcolate sui dati dell'indagine RIL-2018. Le stime OLS riportate nelle colonne (1-3) suggeriscono che l'investimento IA non condiziona la futura evoluzione delle assunzioni (colonna 1) anche quando si tiene conto della pregressa adozione di tecnologie abilitanti (colonna 2) e dei potenziali nessi di causalità inversa tra domanda di lavoro e investimenti IA (colonna 3). I risultati riportati nelle rimanenti tre colonne mostrano, invece, che le tecnologie IA si accompagnano a un incremento seppur lieve della quota di posti vacanti, per un ordine di grandezza che varia tra +1% (colonna 4) e +0,7% (colonna 6), in base alla specificazione econometrica. Sebbene si tratti di variazioni contenute in valore assoluto, esse arricchiscono in modo sostanziale l'analisi discussa finora. In altre parole, la diffusione ancora marginale di ecosistemi IA nel sistema imprenditoriale italiano non produce una variazione effettiva della domanda di lavoro, ma sembra favorire comunque la ricerca di nuove figure professionali. La natura dei dati non permette di inferire la tipologia delle figure professionali e delle competenze che le imprese ricercano in esito degli investimenti in IA, sebbene alcune evidenze descrittive rivelino la prevalenza di profili altamente qualificati per l'espletamento di mansioni di tipo cognitivo e relazionale (Inapp 2024).

La tabella 5 riporta i risultati ottenuti dalla stima del modello *Propensity Score Matching* (PSM) che restringe l'analisi al sottocampione di imprese che appaiono del tutto analoghe dal punto di vista delle caratteristiche osservabili, ad eccezione della scelta di investire in IA riducendo così il *bias* di selezione. È possibile confermare i risultati precedenti: esiste una relazione positiva e statisticamente significativa tra l'investimento in tecnologie connesse all'IA e la domanda di nuovo personale dipendente (+1,2% e +1%), mentre non vi è correlazione con la quota di nuovi assunti.

Il fatto che i risultati ottenuti con il modello OLS siano coerenti con quelli ottenuti con il PSM supporta

Tabella 4. Stime OLS, variabile dipendente: quota nuovi assunti e quota posti vacanti

	Quota nuovi assunti			Quota posti vacanti		
	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]
IA ₂₀₁₉₋₂₁	0,015 (0,019)	0,014 (0,019)	0,014 (0,016)	0,010** (0,004)	0,009** (0,004)	0,007* (0,004)
Big Data ₂₀₁₅₋₁₇		0,020 (0,013)	0,012 (0,011)		0,004* (0,002)	0,003 (0,002)
IoT e RA ₂₀₁₅₋₁₇		0,001 (0,011)	-0,000 (0,009)		-0,000 (0,002)	-0,001 (0,002)
Robotica ₂₀₁₅₋₁₇		-0,017* (0,009)	-0,007 (0,008)		0,001 (0,002)	0,002 (0,002)
Quota assunti _(t-1)			0,504*** (0,035)			
Quota posti vacanti _(t-1)					0,259***	(0,042)
Altri controlli	Sì	Sì	Sì	Sì	Sì	Sì
Costante	0,235*** (0,045)	0,236*** (0,045)	0,140*** (0,041)	0,082*** (0,011)	0,083*** (0,011)	0,070*** (0,011)
N. di osservazioni	7.343	7.343	7.343	7.343	7.343	7.343
R ²	0,185	0,185	0,353	0,051	0,051	0,078

Nota: altri controlli includono – in valori ritardati – caratteristiche manageriali (istruzione, età e sesso di chi gestisce impresa, incidenza proprietà familiare), composizione della forza lavoro per livello professione, istruzione e genere, caratteristiche produttive delle imprese (export, incidenza riorganizzazione causa Covid, età in anni dalla fondazione, incidenza blocco licenziamenti causa Covid, (log del) fatturato per dipendente, (log del) numero dipendenti. Tutte le regressioni includono effetti fissi per settore di attività 2 digit, regione geografica. Errori Standard clusterizzati a livello di impresa sono riportati in parentesi. Significatività statistica: *** 1%, ** 5%, * 10%.

Fonte: elaborazioni degli Autori su dati RIL 2018-2022

Tabella 5. Stime OLS e Propensity Score Matching

	Quota nuovi assunti		Quota posti vacanti	
	[1]	[2]	[3]	[4]
IA ₂₀₁₉₋₂₁	0,006 (0,023)	0,016 (0,020)	0,012** (0,005)	0,010* (0,006)
Big Data ₂₀₁₅₋₁₇	-0,013 (0,034)	-0,002 (0,026)	0,015** (0,008)	0,003 (0,009)
IoT e RA ₂₀₁₅₋₁₇	-0,062 (0,040)	-0,047 (0,029)	-0,013 (0,008)	-0,016** (0,007)
Robotica ₂₀₁₅₋₁₇	0,017 (0,027)	0,018 (0,023)	0,006 (0,007)	0,005 (0,007)
Quota assunti _(t-1)		0,480*** (0,141)		
Quota posti vacanti _(t-1)			0,195**	(0,080)
Altri controlli	Sì	Sì	Sì	Sì
Costante	0,181	-0,034	0,091*	0,001

segue

segue **Tabella 5**

	Quota nuovi assunti		Quota posti vacanti	
	[1]	[2]	[3]	[4]
	(0,211)	(0,192)	(0,046)	(0,040)
N. di osservazioni	468	468	464	464
R2	0,113	0,366	0,090	0,114

Nota: altri controlli includono – in valori ritardati – caratteristiche manageriali (istruzione, età e sesso di chi gestisce impresa, incidenza proprietà familiare), composizione della forza lavoro per livello professione, istruzione e genere, caratteristiche produttive delle imprese (export, incidenza riorganizzazione causa Covid, età in anni dalla fondazione, incidenza blocco licenziamenti causa Covid, (log) fatturato per dipendente, (log) numero dipendenti. Tutte le regressioni includono effetti fissi per settore di attività 2 digit, regione geografica. Errori Standard clusterizzati a livello di impresa sono riportati in parentesi. Significatività statistica: ***1%, **5%, *10%.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati RIL 2018-2022

ancora una volta l'ipotesi che, almeno nel breve periodo, l'adozione di IA sembra favorire la ricerca di nuove figure professionali. In questa prospettiva – le nostre analisi sono coerenti con le evidenze secondo cui l'introduzione di tecnologie avanzate, come l'Intelligenza artificiale, possa generare nuove esigenze organizzative e operative, aumentando la domanda complessiva di lavoro (Acemoglu e Restrepo 2019).

Robustezze

Le evidenze discusse finora possono essere approfondite facendo riferimento a una diversa misura di domanda di lavoro e declinando le analisi in funzione della dimensione aziendale. In particolare, la tabella 6 illustra gli esiti delle

regressioni quando la variabile dipendente dell'equazione [1] è definita dal numero di posti vacanti in rapporto al totale delle posizioni lavorative (occupati+posti vacanti). Si osserva ancora una volta come l'adozione di tecnologie IA si accompagna a una crescita, seppur lieve, del tasso di posti vacanti per un ammontare che può variare tra +0,8% (colonna 1) e +0,6% (colonna 3) in base alle diverse specificazioni. Il valore assoluto e la significatività di queste stime sono analoghi a quelle della tabella 4 e confermano come le argomentazioni precedenti siano robuste a diverse misure di domanda di lavoro potenziale.

La tabella 7 mostra gli esiti delle regressioni condotte separatamente per le piccole imprese

Tabella 6. Stime OLS, variabile dipendente: quota posti vacanti secondo definizione Eurostat

	[1]	[2]	[3]
IA 2019-21	0,008** (0,003)	0,007** (0,003)	0,006** (0,003)
Big Data 2015-17		0,004* (0,002)	0,002 (0,002)
IoT e RA 2015-17		0,000 (0,002)	-0,000 (0,002)
Robotica 2015-17		0,001 (0,002)	0,001 (0,002)
Quota posti vacanti _(t-1)			0,248*** (0,031)
Altri controlli	Sì	Sì	Sì
Costante	0,067*** (0,008)	0,068*** (0,008)	0,059*** (0,008)
N. di osservazioni	7.343	7.343	7.343
R2	0,055	0,055	0,082

Nota: Altri controlli includono – in valori ritardati – caratteristiche manageriali (istruzione, età e sesso di chi gestisce impresa, incidenza proprietà familiare), composizione della forza lavoro per livello professione, istruzione e genere, caratteristiche produttive delle imprese (export, incidenza riorganizzazione causa Covid, età in anni dalla fondazione, incidenza blocco licenziamenti causa Covid, (log) fatturato per dipendente, (log) numero dipendenti. Tutte le regressioni includono effetti fissi per settore di attività 2 digit, regione geografica. Errori Standard clusterizzati a livello di impresa sono riportati in parentesi. Significatività statistica: ***1%, **5%, *10%.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati RIL 2018-2022

Tabella 7. Stime OLS per dimensione di impresa

	Quota assunti		Quota posti vacanti		Quota posti vacanti (Eurostat)	
	Piccole	Medie-grandi	Piccole	Medie-grandi	Piccole	Medie-grandi
	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]
IA	0,066	-0,006	-0,007	0,011**	-0,006	0,009**
	(0,042)	(0,017)	(0,006)	(0,005)	(0,005)	(0,004)
Quota assunti (t-1)	0,445***	0,569***				
	(0,051)	(0,045)				
Quota posti vacanti(t-1)			0,252***	0,250***		
			(0,051)	(0,069)		
Quota posti vacanti (Eurostat) (t-1)					0,237***	0,248***
					(0,038)	(0,050)
Altri controlli	Sì	Sì	Sì	Sì	Sì	Sì
Costante	0,084	0,202***	0,097***	0,047***	0,080***	0,039***
	(0,062)	(0,068)	(0,022)	(0,012)	(0,015)	(0,009)
N. di osservazioni	3.636	3.707	3.636	3.707	3.640	3.708
R2	0,317	0,399	0,070	0,090	0,074	0,095

Nota: altri controlli includono – in valori ritardati -caratteristiche manageriali (istruzione, età e sesso di chi gestisce impresa, incidenza proprietà familiare), composizione della forza lavoro per livello professione, istruzione e genere, caratteristiche produttive delle imprese (export, incidenza riorganizzazione causa Covid, età in anni dalla fondazione, incidenza blocco licenziamenti causa Covid, (log) fatturato per dipendente, (log) numero dipendenti. Tutte le regressioni includono effetti fissi per settore di attività 2 digit, regione geografica. Errori Standard clusterizzati a livello di impresa sono riportati in parentesi. Significatività statistica: ***1%, **5%, *10%.

Fonte: elaborazione degli autori su dati RIL 2018-2022

e per le realtà produttive con oltre 50 dipendenti. Si osserva che le tecnologie IA non influenzano la quota di assunzioni indipendentemente dalla dimensione aziendale, mentre quest'ultima appare fondamentale quando si considera l'intensità di ricerca di nuove figure professionali. Nella fattispecie, gli investimenti IA si associano a un incremento positivo del tasso di posti vacanti solo nelle imprese medio-grandi (+1,1% e + 0,9% nelle colonne 4 e 6, rispettivamente) a fronte di un effetto negativo e non significativo nelle piccole realtà produttive (colonne 3 e 5).

In sintesi, la relazione positiva tra ecosistemi IA e domanda potenziale di lavoro che abbiamo registrato per l'intera economia sembra trainata esclusivamente da ciò che avviene nelle aziende con oltre 50 dipendenti, ovvero non riguarda la parte maggioritaria delle imprese del nostro Paese. La tabella 6 produce dunque evidenze coerenti con quanto delineato nelle statistiche descrittive e conferma l'ipotesi che la dinamica delle nuove tecnologie è fortemente condizionata dalla forte eterogeneità del tessuto produttivo che

si manifesta in modo sostanziale, sebbene non esclusivo, nel dualismo dimensionale e competitivo delle imprese.

Conclusioni

La ricerca sviluppata nelle pagine precedenti ha analizzato la relazione tra l'adozione di tecnologie digitali, ed in particolare gli investimenti in sistemi di Intelligenza artificiale (IA) di prima generazione, e la domanda di lavoro (effettiva e potenziale) espressa dalle imprese italiane.

Le elaborazioni hanno permesso di illustrare alcuni risultati relativamente inediti per il caso italiano. Innanzitutto, l'adozione di sistemi IA nel corso del periodo 2019-2021 coinvolge in media solo l'1% delle imprese, mentre l'incidenza delle tecnologie digitali ad essi complementari appare relativamente più elevata: Big Data 7%, Internet delle cose 11%, Robotica 6%. Secondo, l'investimento in IA in sé non esercita una influenza significativa sulla quota di nuove assunzioni (domanda effettiva) mentre, l'investimento in IA considerato in aggiunta all'adozione di tecnologie digitali avanzate, si associa

ad un incremento positivo della quota di posti vacanti nelle imprese (+1%). Nonostante le tecniche di analisi e la natura dei dati non consentano di stabilire una relazione causale, si possono avanzare alcune argomentazioni a fini di policy.

Tali evidenze suggeriscono, che l'efficacia dell'IA nel generare domanda di lavoro dipende dalla complementarità con le traiettorie tecnologiche pregresse che, a sua volta, interagisce con una molteplicità di altri fattori microeconomici. L'Intelligenza artificiale, infatti, tipicamente, non è implementata come tecnologia autonoma, ma come parte di un ecosistema digitale più ampio che include, ad esempio, cloud computing, Internet of Things (IoT), Big Data analytics o sistemi ERP intelligenti. Queste tecnologie, se integrate in modo funzionale nella vita aziendale, possono

riorganizzare i processi produttivi e gestionali in modo radicale, ampliando le strategie competitive e rendendo necessaria l'acquisizione di nuove figure professionali e competenze, soprattutto per quei lavoratori occupati in professioni complementari al nuovo paradigma. La diffusione dell'IA porta con sé anche la questione fondamentale dei flussi in uscita dal mercato (imprese e lavoratori), ovvero dell'effetto netto che un'applicazione pervasiva delle nuove tecnologie potrà avere sull'occupazione, sui salari e su vari aspetti dello sviluppo economico nel medio periodo. La nostra analisi non ha trattato questo aspetto del fenomeno che, peraltro, avrebbe chiamato in causa una riflessione più generale di politica pubblica che andava oltre le finalità del presente articolo. Future linee di ricerca avranno l'obiettivo di approfondire proprio tali questioni.

Bibliografia

- Acemoglu D., Anderson G., Beede D., Buffington C., Childress E., Dinlersoz E., Foster L., Goldschlag N., Haltiwanger J., Kroff Z., Restrepo P., Zolas N. (2023a), *Advanced technology adoption: Selection or causal effects?*, *AEA Papers and Proceedings*, 113, pp.210-214
- Acemoglu D., Koster H.R.A., Ozgen C. (2023b), *Robots and workers: Evidence from the Netherlands*, Working Paper n.31009, Cambridge, National Bureau of Economic Research
- Acemoglu D., Restrepo P. (2020), *Robots and jobs: Evidence from US labor markets*, *Journal of Political Economy*, 128, n.6, pp.2188-2244
- Acemoglu D., Restrepo P. (2019), *Artificial intelligence, automation, and work*, in Agrawal A., Gans J., Goldfarb A. (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, Chicago, The University of Chicago Press, pp.197-236
- Acemoglu D., Restrepo P. (2018), *The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment*, *American Economic Review*, 108, n.6, pp.1488-1542
- Acemoglu D., Autor D., Hazell J., Restrepo P. (2022), *Artificial intelligence and jobs: evidence from online vacancies*, *Journal of Labor Economics*, 40, n.S1, pp.S293-S340
- Agrawal A.K., Gans J.S., Goldfarb A. (2023), *Artificial intelligence adoption and system-wide change*, *Journal of Economics and Management Strategy*, 33, n.2, pp.327-337
- Agrawal A.K., Gans J.S., Goldfarb A. (2022), *Power and Prediction: The Disruptive Economics of Artificial Intelligence*, Boston, Harvard Business Press
- Agrawal A.K., Gans J.S., Goldfarb A. (2018), *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Boston, Harvard Business Review Press
- Agrawal A.K., Gans J.S., Goldfarb A. (eds.) (2019), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, Cambridge, National Bureau of Economic Research
- Aghion P., Antonin C., Bunel S., Jaravel X. (2020), *What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France*, CEPR Discussion Paper n.14443, London, Centre for Economic Policy Research
- Albanesi S., da Silva A.D., Jimeno J.F., Lamo A., Wabitsch A. (2025), *New technologies and jobs in Europe*, *Economic Policy*, 40, n.121, pp.71-139
- Alekseeva L., Azar J., Giné M., Samila S., Taska B. (2021), *The demand for AI skills in the labor market*, *Labour Economics*, 71, art.102002
- Autor D., Levy F., Murnane R.J. (2003), *The skill content of recent technological change: An empirical exploration*, *The Quarterly Journal of Economics*, 118, n.4, pp.1279-1333

- Autor D., Salomons A. (2018), Is automation labor share-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share, *Brookings Papers on Economic Activity*, 1, pp.1-87
- Babina T., Fedyk A., He A., Hodson J. (2024), Artificial intelligence, firm growth, and product innovation, *Journal of Financial Economics*, 151, art.103745
- Battisti M., Brunetti I., Gravina A.F., Li Donni P. (2024), *Automation and young workers' job trajectories: The Italian case*, Inapp Working Paper n.124, Roma, Inapp
- Bessen J. (2017), *Automation and jobs: When technology boosts employment*, Law and Economics Research Paper n.17-09, Boston, Boston University School of Law
- Bessen J., Goos M., Salomons A., van den Berge W. (2023), What happens to workers at firms that automate?, *The Review of Economics and Statistics*, 107, n.1, pp.125-141
- Bonfiglioli A., Crinò R., Fadinger H., Gancia G. (2023), Robot imports and firm-level outcomes, *Economic Journal*, 134, n.664, pp.3428-3444
- Bonfiglioli A., Gancia G., Papadakis I., Crinò R. (2025), Artificial intelligence and jobs: Evidence from US commuting zones, *Economic Policy*, 40, n.121, pp.145-194
- Bostrom N., Yudkowsky E. (2014), The ethics of artificial intelligence, in Frankish K., Ramsey W.M. (eds.), *The Cambridge Handbook of Artificial Intelligence*, Cambridge, Cambridge University Press, pp.316-334
- Bratta B., Romano L., Acciari P., Mazzolari F. (2023), Assessing the impact of digital technology diffusion policies: Evidence from Italy, *Economics of Innovation and New Technology*, 32, n.8, pp.1114-1137
- Brunetti I., Dughera S., Ricci A. (2025), Technological path-dependency in AI adoption: Evidence from Italian firms, *Economics of Innovation and New Technology*, in corso di pubblicazione
- Brynjolfsson E., Chandar B., Chen R. (2025), *Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence*, Stanfords University <https://digitaleconomy.stanford.edu/wp-content/uploads/2025/08/Canaries_BrynjolfssonChandarChen.pdf>
- Brynjolfsson E., McAfee A. (2014), *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, New York, W.W. Norton & Co
- 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, pp.43-47
- Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. (2021), The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies, *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13, n.1, pp.333-372
- Calvino F., Fontanelli L. (2024), *AI users are not all alike: The characteristics of French firms buying and developing AI*, CESifo Working Paper Series n.11466, München, CESifo
- Calvino F., Fontanelli L. (2023), *A portrait of AI adopters across countries: Firm characteristics, assets' complementarities and productivity*, OECD Science, Technology and Industry Working Papers n.2023/02, Paris, OECD Publishing
- Caselli M., Fourrier-Nicolai E., Fracasso A., Scicchitano S. (2024), *Digital technologies and firms' employment and training*, CESifo Working Paper n.11056, München, CESifo
- Cho J., DeStefano T., Kim H., Kim I., Paik J.H. (2022), What's driving the diffusion of next-generation digital technologies?, *Technovation*, 119, 102477 <<https://doi.org/10.1016/j.technovation.2022.102477>>
- Ciani E., Lattanzio S., Graziella Mendicino G., Viviano E. (2025), *L'Occupazione in Italia dopo la pandemia*, Questioni di Economia e Finanza n.962, Roma, Banca d'Italia
- Cockburn I., Henderson R., Stern S. (2019), The impact of artificial intelligence on innovation, in Agrawal A., Gans J., Goldfarb A. (a cura di), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, Chicago, University of Chicago Press
- Czarnitzki D., Fernández G.P., Rammer C. (2023), Artificial intelligence and firm-level productivity, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 211, pp.188-205
- Dalla Zuanna A., Dottori D., Gentili E., Lattanzio S. (2024), *An assessment of occupational exposure to artificial intelligence in Italy*, Questioni di Economia e Finanza n.878, Roma, Banca d'Italia
- Davis S., Haltiwanger J. (2014), Labor market fluidity and economic performance, *NBER Working Paper* n.20479, Cambridge, National Bureau of Economic Research
- Davis S., Haltiwanger J. (1999), Gross job flows, in Ashenfelter O., Card D. (a cura di), *Handbook of Labor Economics*, 3B, Amsterdam, North-Holland
- Dosi G. (2023), *The Foundations of Complex Evolving Economies*, Oxford, Oxford University Press

- Draca M., Nathan M., Nguyen-Tien V., Oliveira-Cunha J., Rosso A., Valero A. (2024), *The new wave? The role of human capital and STEM skills in technology adoption in the UK*, IZA Discussion Paper n.17329, Bonn, IZA
- Drydakis N. (2025), *Artificial intelligence and labour market outcomes*, IZA World of Labor n.514, Bonn, IZA
- Eloundou T., Manning S., Mishkin P., Rock D. (2023), Gpts are gpts: An early look at the labour market impact potential of large language models, *arXiv preprint* <<https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10130>>
- Felten E., Raj M., Seamans R. (2023), *Occupational heterogeneity in exposure to generative AI*, SSRN Working Paper n.4414065 <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4414065>
- Felten E., Raj M., Seamans R. (2021), Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses, *Strategic Management Journal*, 42, n.12, pp.2195-2217
- Graetz G., Michaels G. (2018), Robots at Work, *The Review of Economics and Statistics*, 100, n.5, pp.753-768
- Guarascio G., Reljic J. (2025), AI and employment in Europe, *Economics Letters*, 247, art.111531
- Igna I., Venturini F. (2023), The determinants of AI innovation across European firms, *Research Policy*, 52, n.2, art.104661
- Inapp (2024), *Rapporto Inapp 2024. Lavoro e formazione: necessario un cambio di paradigma*, Roma, Inapp
- Juhász R., Squicciarini M., Voigtländer N. (2024), Technology adoption and productivity growth: Evidence from industrialization in France, *Journal of Political Economy*, 132, n.10, pp.3215-3259
- Kogan L., Papanikolaou D., Seru A., Stoffman N. (2017), Technological innovation, resource allocation, and growth, *The Quarterly Journal of Economics*, 132, n.2, pp.665-712
- Noy S., Zhang W. (2023), Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence, *Science*, 381, n.6654, pp.187-192
- OECD (2019), *Artificial Intelligence in Society*, Paris, OECD Publishing
- OECD (2023), *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*, Paris, OECD Publishing
- Pizzinelli C., Panton A., Mendes Tavares M., Cazzaniga M., Li L. (2023), *Labour market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications*, IMF Working Paper n.2023/216, Washington, International Monetary Fund
- Schwab K. (2025), *The Fourth Industrial Revolution*, London, Portfolio Penguin
- Zolas N., Kroff Z., Brynjolfsson E., McElheran K., Beede D. N., Buffington C., Goldschlag N., Foster L., Dinlersoz E. (2020), *Advanced Technologies Adoption and Use by U.S. Firms: Evidence from the Annual Business Survey*, National Bureau of Economic Research Working Papers n.28290, Cambridge (MA), NBER
- Webb M. (2019), *The impact of artificial intelligence on the labour market*, SSRN Working Paper n.3482150 <<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3482150>>

Irene Brunetti

i.brunetti@inapp.gov.it

Ricercatrice in economia applicata presso l'Inapp e responsabile scientifica di un accordo di collaborazione tra Inapp e il Dipartimento di Economia "M. Biagi" dell'Università di Modena e Reggio-Emilia. I suoi interessi di ricerca riguardano le dinamiche del mercato del lavoro, la valutazione delle politiche attive e la mobilità socioeconomica. È autrice di ricerche pubblicate su riviste nazionali e internazionali tra cui: *Even more discouraged? The NEET generation at the age of Covid-19*, *Applied Economics*, 2024; *Occupational mobility: Theory and estimation for Italy*, *The Journal of Economic Inequality*, 2023

Andrea Ricci

an.ricci@inapp.gov.it

Dirigente di ricerca in economia ed economia applicata presso l'Inapp, dove coordina la Struttura di ricerca Imprese, transizioni e sviluppo del Mezzogiorno. I suoi principali interessi di ricerca hanno per oggetto la valutazione delle politiche per il lavoro, l'economia del mercato del lavoro, l'organizzazione industriale e il comportamento delle imprese. È autore di ricerche pubblicate su riviste nazionali e internazionali.