

Il rischio potenziale di automazione nel mercato del lavoro toscano

INTRODUZIONE

La diffusione dell'intelligenza artificiale e, più in generale, delle tecnologie di automazione ha riportato al centro del dibattito una questione ricorrente nelle fasi di accelerazione tecnologica: in che misura l'innovazione può sostituire lavoro umano, comprimere i salari e accrescere le disuguaglianze? La domanda è oggi resa più urgente dalla rapidità con cui gli strumenti digitali si stanno diffondendo nei processi produttivi e nei servizi, ma non rappresenta una novità nella storia economica (Guarascio et al., 2025; Alahakoon and Bandara, 2023; Frey and Osborne, 2017).

Ogni grande trasformazione tecnologica ha ridefinito il rapporto tra capitale e lavoro (Schumpeter, 2013). Con la prima rivoluzione industriale, la meccanizzazione della produzione, i telai meccanici e la macchina a vapore modificarono profondamente il lavoro artigiano e alimentarono il timore della disoccupazione tecnologica.

La seconda rivoluzione industriale, fondata su elettricità, motore a combustione interna e produzione di massa, rese possibili la scomposizione delle mansioni e il progressivo ridimensionamento di molte competenze artigianali.

La terza rivoluzione industriale, legata all'elettronica, all'informatica e alla computerizzazione, ha invece automatizzato una parte crescente delle attività ripetitive, soprattutto informative e amministrative, rafforzando la domanda di competenze complementari alla tecnologia.

La letteratura ha mostrato come il progresso tecnico produca effetti ambivalenti (Acemoglu and Restrepo, 2019). Da un lato, l'innovazione può sostituire lavoro umano nelle attività più facilmente codificabili. Dall'altro, l'aumento della produttività può ridurre i prezzi, espandere la domanda e creare nuovi impieghi in settori e mansioni differenti. Storicamente, il secondo effetto ha spesso compensato il primo, evitando che la disoccupazione tecnologica assumesse dimensioni generalizzate.

Tuttavia, come già osservava Keynes, non è scontato che la capacità di risparmiare lavoro proceda sempre più lentamente della capacità di creare nuove occupazioni (Keynes, 1933). L'attuale fase di trasformazione, spesso ricondotta al paradigma di Industria 4.0, rende più complesso questo equilibrio. L'automazione non riguarda più soltanto macchine isolate o processi industriali ripetitivi, ma sistemi interconnessi capaci di raccogliere, elaborare e utilizzare grandi quantità di dati.

Robotica avanzata, sistemi cyber-fisici, internet delle cose, sensori, big data, intelligenza artificiale e stampa 3D stanno modificando sia il modo di produrre sia l'organizzazione del lavoro e i modelli di business. In questo quadro, il cambiamento tecnologico non deve essere letto esclusivamente come processo di sostituzione. L'automazione può aumentare la velocità e la qualità dei processi produttivi, ridurre i costi, migliorare la sicurezza nei luoghi di lavoro, favorire il controllo dei consumi energetici e rendere più flessibile la risposta delle imprese alla domanda (Alahakoon and Bandara, 2023). Allo stesso tempo, tali benefici non si distribuiscono necessariamente in modo uniforme: lavoratori, imprese, settori e territori possono essere coinvolti in misura molto diversa.

Fino a pochi anni fa, il perimetro dell'automazione era associato prevalentemente alla manifattura e alle attività routinarie (Frey and Osborne, 2017; Guarascio et al., 2025). Il declino del costo del calcolo e la maggiore disponibilità di software, sensori e connettività hanno però ampliato il campo delle mansioni potenzialmente automatizzabili. Il machine learning, l'elaborazione del linguaggio naturale e la disponibilità di dati continui consentono oggi di automatizzare o supportare anche attività cognitive, interpretative e decisionali che in passato apparivano più protette. Professioni legali, finanziarie,

mediche, educative e informatiche possono quindi essere interessate non solo da sostituzione diretta, ma anche da trasformazioni profonde nei contenuti del lavoro.

In questo quadro, il tratto distintivo della fase tecnologica più recente è che la computerizzazione non appare più circoscritta alle sole mansioni routinarie, ma tende a estendersi anche ad attività cognitive qualificate e a compiti manuali non pienamente standardizzabili, rendendo più incerto il tradizionale meccanismo di adattamento attraverso cui il lavoro umano ha storicamente assorbito le precedenti ondate di innovazione. Se in passato l'istruzione, l'acquisizione di nuove competenze e lo spostamento verso mansioni complementari alla tecnologia hanno consentito di contenere gli effetti della sostituzione, oggi l'ingresso dell'intelligenza artificiale in ambiti a più elevato contenuto cognitivo rende meno netta la distinzione tra attività automatizzabili e non automatizzabili.

In tale prospettiva, il tema della disoccupazione tecnologica riemerge con maggiore forza: le evidenze di Beaudry et al. (2016) mostrano come, a fronte di un aumento dell'offerta di lavoratori istruiti, si sia osservata una riduzione della domanda di competenze avanzate, con la conseguenza che i lavoratori altamente qualificati finiscono per occupare mansioni tradizionalmente svolte da lavoratori meno qualificati, spingendo questi ultimi ancora più in basso o fuori dalla forza lavoro. Il rischio, dunque, è che la capacità dell'istruzione di "vincere la gara" con la tecnologia si indebolisca, accrescendo il turnover, la vulnerabilità occupazionale e, nei casi più critici, la componente tecnologica della disoccupazione. È proprio dentro questa tensione — tra rischio tecnologico potenziale, capacità di adattamento del lavoro e tempi effettivi di diffusione delle innovazioni — che si colloca l'esigenza di misurare l'esposizione del mercato del lavoro regionale, distinguendo non solo le professioni più vulnerabili, ma anche i gruppi di lavoratori, i settori e le fasce retributive maggiormente coinvolte.

Questa nota analizza l'esposizione potenziale dell'occupazione toscana al rischio di automazione. L'obiettivo è stimare quanta parte dell'occupazione sia associata a professioni caratterizzate da diverso grado di rischio, distinguendo tra rischio basso, medio e alto. Per i lavoratori dipendenti, l'analisi approfondisce inoltre la distribuzione del rischio per settore economico, macro-gruppo professionale e caratteristiche sociodemografiche, quali età, titolo di studio, sesso e cittadinanza. Un ulteriore passaggio riguarda il rapporto tra rischio di automazione e reddito, con particolare attenzione alle professioni ad alto rischio collocate sia nella parte alta sia nella parte bassa della distribuzione del reddito. La seconda parte della nota si concentra sulla domanda di lavoro, osservata attraverso gli avviamenti registrati nelle Comunicazioni Obbligatorie del Sistema Informativo Lavoro della Toscana. In questo caso l'analisi consente di verificare se, nel periodo 2012-2025, la composizione degli avviamenti si sia modificata in funzione del livello di rischio di automazione delle professioni. Il lavoro combina quindi una prospettiva di stock, riferita agli occupati, e una prospettiva di flusso, riferita alla domanda di lavoro attivata nel tempo. È importante chiarire fin da subito che l'indicatore utilizzato non misura gli effetti già prodotti dall'intelligenza artificiale generativa o dalle tecnologie più recenti, ma l'esposizione potenziale delle professioni a processi di automazione coerenti con la letteratura di riferimento.

I valori di rischio derivano da Bannò et al. (2021), a loro volta fondati sull'impostazione di Frey e Osborne (2017) e Nedelkoska e Quintini (2018). Essi individuano la maggiore o minore automatizzabilità delle professioni in funzione del contenuto delle mansioni e della presenza di specifici colli di bottiglia tecnici, come percezione e manipolazione, creatività, intelligenza sociale e adattamento a contesti non strutturati. Questa scelta metodologica comporta una cautela importante. Poiché la classificazione nasce prima della piena diffusione dell'intelligenza artificiale generativa, alcune attività oggi più esposte potrebbero non essere pienamente intercettate. D'altra parte, il contesto italiano e toscano presenta livelli di adozione delle tecnologie digitali avanzate ancora inferiori rispetto alle economie tecnologicamente più mature¹ (Faraoni, 2017). Per questo motivo, l'indicatore resta informativo per descrivere la vulnerabilità potenziale della struttura occupazionale regionale e nazionale, senza trasformarsi in una previsione deterministica di sostituzione del lavoro umano.

¹ Nel 2024, tra le imprese con almeno 10 addetti, l'adozione di tecnologie di intelligenza artificiale in Toscana risulta inferiore sia alla media nazionale sia a quella europea: il 6,7% delle imprese toscane utilizza almeno una tecnologia IA, contro l'8,2% in Italia e il 13,5% nell'UE27; il divario si conferma anche per forme di adozione più articolate, con il 3,3% delle imprese toscane che utilizza almeno due tecnologie IA, rispetto al 5,2% italiano e al 7,8% europeo, e l'1,4% che ne utilizza almeno tre, contro il 2,9% in Italia e il 4,3% nell'UE27 (Regione Toscana, 2025; ISTAT, 2025; Eurostat, 2025/2026).

1. IL QUADRO INTERPRETATIVO: TECNOLOGIA, MANSIONI E RISCHIO DI AUTOMAZIONE

Alla base dell'analisi vi è un ampio dibattito sul rapporto tra innovazione tecnologica, capitale e lavoro. Nella prospettiva classica, le macchine non sono soltanto strumenti di aumento dell'efficienza, ma anche dispositivi capaci di modificare i rapporti di forza tra lavoratori e imprese (Marx, 1867; Ricardo, 1821; Hicks, 1932). La possibilità di sostituire lavoro umano può infatti indebolire il potere contrattuale dei lavoratori e produrre pressioni sui salari. L'approccio neoclassico interpreta invece il cambiamento tecnologico come un processo di aggiustamento: nel breve periodo le tecnologie labour-saving possono ridurre la domanda di lavoro, mentre nel medio periodo la riduzione dei costi, l'aumento della produzione e la nascita di nuovi beni e servizi possono attivare meccanismi di compensazione (Vivarelli, 1995; Vivarelli, 2007; Vivarelli, 2015; Pigou, 1933; Hicks, 1932).

Un secondo filone si concentra sugli effetti distributivi del progresso tecnico. La teoria dello skill-biased technological change sostiene che l'innovazione favorisce i lavoratori più qualificati, accrescendo il rendimento dell'istruzione e penalizzando i lavoratori meno qualificati (Acemoglu 2002; Autor et al. 2006; Goos e Manning 2007; Katz e Murphy 1992). Questa impostazione, tuttavia, non spiega pienamente la polarizzazione osservata in molte economie avanzate a partire dagli anni Ottanta: la crescita simultanea delle occupazioni ad alto e basso salario e il ridimensionamento di molte professioni intermedie. La teoria del routine-biased technological change sposta quindi l'attenzione dal livello formale di qualifica alla natura dei compiti svolti (Acemoglu e Autor, 2011; Autor et al., 2003; Autor e Dorn, 2013). In questa prospettiva, la tecnologia tende a sostituire soprattutto le attività routinarie e codificabili, colpendo molte occupazioni intermedie, mentre può risultare complementare ai lavori cognitivi non routinari ad alta qualificazione e lasciare relativamente protette alcune mansioni manuali non routinarie. La distinzione tra professioni più o meno esposte dipende dunque dal contenuto effettivo del lavoro, non solo dal titolo di studio o dalla posizione gerarchica.

Da queste cornici teoriche derivano due principali strategie empiriche. L'approccio occupation-based attribuisce a ciascuna professione un unico valore di rischio, stimato sulla base del contenuto medio delle sue mansioni. Il contributo più noto è quello di Frey e Osborne (2017), che stimano per 702 occupazioni statunitensi la probabilità di automazione a partire da tre gruppi di colli di bottiglia tecnologici: perception and manipulation, creative intelligence e social intelligence. Il risultato più discusso è che il 47% dell'occupazione statunitense risulterebbe ad alto rischio entro due decenni, con una concentrazione nelle attività amministrative, produttive, logistiche, commerciali e di trasporto.

L'approccio task-based nasce come risposta ai limiti dell'impostazione occupation-based. Invece di assegnare un rischio unico all'intera professione, esso valuta l'automatizzabilità dei singoli compiti e la aggrega in funzione del peso che tali compiti hanno nel lavoro effettivamente svolto. Le stime prodotte da questo filone risultano in genere più contenute. Arntz et al. (2016), utilizzando dati PIAAC, stimano ad esempio che negli Stati Uniti solo il 9% dei lavori sia ad alto rischio quando si considerano le mansioni effettive. Nedelkoska e Quintini (2018) stimano per i paesi OCSE una quota pari al 14% di posti di lavoro con probabilità di automazione superiore al 70%, cui si aggiunge un ulteriore 32% collocato tra il 50% e il 70%. Per il caso italiano, Caravella e Menghini (2018) applicano l'approccio occupation-based alle professioni italiane, mentre Bannò et al. (2021) propongono sia una misura occupation-based sia una misura task-based.

Un ulteriore filone della letteratura si distingue dagli approcci orientati a stimare la probabilità di automazione delle professioni, concentrandosi invece sugli effetti effettivamente osservati dell'adozione tecnologica su occupazione e salari. Si tratta di contributi prevalentemente econometrici, spesso basati su dati panel e su modelli OLS, fixed effects, IV/TSLs, GMM o stime di massima verosimiglianza, che analizzano in particolare l'impatto della robotizzazione su imprese, settori e mercati locali del lavoro. Le evidenze prodotte da questo filone restituiscono un quadro articolato. Da un lato, non emerge necessariamente una riduzione dell'occupazione complessiva. Graetz e Michaels (2018), ad esempio, non trovano effetti negativi sull'occupazione aggregata nei paesi OCSE, pur rilevando una riduzione della quota di lavoratori low-skilled. Dall'altro lato, diversi contributi documentano effetti negativi concentrati in specifici mercati locali o regionali, come mostrano Chiacchio et al. (2018) per l'Europa e Acemoglu e Restrepo (2020) per gli Stati Uniti.

Altri studi evidenziano invece l'esistenza di meccanismi di compensazione: in Germania, Dauth et al. (2018) mostrano che le perdite occupazionali nella manifattura risultano compensate dalla crescita dei servizi; Mann e Püttmann (2023), utilizzando i brevetti come proxy dell'automazione, giungono a risultati coerenti con questa lettura. Anche il livello di osservazione incide sulla valutazione degli effetti.

A livello di impresa, le aziende che adottano robot tendono spesso a registrare performance migliori in termini di produttività, output, ricavi, esportazioni, investimenti e, in alcuni casi, occupazione (Bessen et al., 2020; Koch et al., 2021; Aghion et al., 2020; Montobbio et al., 2024).

Questi risultati, tuttavia, non implicano necessariamente un effetto positivo a livello aggregato. I guadagni delle imprese adottanti possono infatti riflettere anche dinamiche di business stealing, cioè aumenti di quote di mercato e di occupazione ottenuti a scapito delle imprese non adottanti. Per questa ragione, effetti positivi osservati a livello micro possono coesistere con effetti nulli o negativi a livello settoriale o territoriale. La letteratura segnala inoltre una forte eterogeneità degli effetti tra gruppi di lavoratori. La robotizzazione tende generalmente a favorire i profili più qualificati e a penalizzare i lavoratori meno qualificati, soprattutto quando questi ultimi svolgono mansioni routinarie o facilmente codificabili (Benmelech e Zator, 2025; Filippi et al., 2023). Gli impatti dipendono tuttavia anche dalla concentrazione dei robot in poche industrie e grandi imprese, dal tipo di tecnologia adottata – robot tradizionali o cobot collaborativi – e dalla capacità di diffusione dell'automazione nel tessuto delle piccole e medie imprese (Benmelech e Zator, 2025; Deng et al., 2024).

Anche sul versante salariale le evidenze non sono univoche. Acemoglu e Restrepo (2020) stimano effetti negativi dei robot sui salari nei mercati locali del lavoro, Borjas e Freeman (2019) rilevano un impatto salariale negativo della robotizzazione. Altri contributi trovano invece associazioni positive o debolmente positive tra robotizzazione e salario orario medio (Graetz e Michaels, 2018; Compagnucci et al., 2019). Alcuni studi mostrano inoltre effetti differenziati per genere, età e tipo di mansione: Aksoy et al. (2021) osservano un aumento del gender gap, Ge e Zhou (2020) una sua riduzione negli Stati Uniti, mentre Albinowski e Lewandowski (2024) evidenziano perdite per uomini giovani in occupazioni manuali routinarie e guadagni per donne giovani in occupazioni cognitive routinarie. A livello di impresa, gli effetti salariali risultano spesso deboli o leggermente positivi, ma tendono a concentrarsi tra i lavoratori più qualificati, con un aumento del premio salariale per gli high-skilled e possibili penalizzazioni per i low-skilled (Barth et al., 2020; Balsmeier e Woerter, 2019).

Nel complesso, questo filone econometrico suggerisce di evitare una lettura deterministica degli effetti dell'automazione. La meta-analisi di Guarascio et al. (2025) mostra che l'impatto medio della robotizzazione su occupazione e salari tende a essere negativo ma contenuto, con effetti salariali prossimi allo zero. Le preoccupazioni legate a una disoccupazione tecnologica generalizzata appaiono quindi legittime ma non ancora adeguatamente suffragate dall'evidenza dei numeri, mentre risultano più evidenti e rilevanti gli effetti redistributivi tra imprese, settori, territori e gruppi di lavoratori. In questa prospettiva, il rischio di automazione non equivale alla perdita certa del posto di lavoro, ma segnala una maggiore esposizione a processi di riorganizzazione tecnologica, che possono assumere forme diverse: sostituzione di alcune mansioni, affiancamento da strumenti digitali, aumento della produttività, richiesta di nuove competenze o cambiamento della qualità dell'occupazione.

2. DATI E METODOLOGIA

La presente nota utilizza l'approccio task-based, più prudente e più vicino alla composizione delle mansioni svolte, per valutare l'esposizione al rischio di automazione dell'occupazione in Toscana. L'analisi non quantifica dunque l'impatto netto dell'automazione su occupazione e salari, ma la vulnerabilità potenziale delle professioni rispetto a tecnologie che possono sostituire o trasformare compiti routinari, standardizzabili e codificabili.

La prima fonte informativa è costituita dai valori di rischio di automazione delle professioni italiane stimati da Bannò et al. (2021). Tali valori permettono di associare a ciascuna professione una probabilità di automazione task-based. L'indicatore è poi collegato a due fonti occupazionali: la Rilevazione sulle Forze di Lavoro Istat 2025, utilizzata per analizzare lo stock degli occupati, e le Comunicazioni Obbligatorie del Sistema Informativo Lavoro della Toscana, relative al periodo 2012-2025, utilizzate per studiare l'evoluzione degli avviamenti. I valori originari di Bannò et al. (2021) sono associati alle professioni della classificazione CP2011 a quattro digit. Per renderli utilizzabili con le fonti più recenti, è stato costruito un archivio armonizzato nella classificazione CP2021 a cinque digit. In primo luogo, il valore disponibile a quattro digit è stato attribuito a tutte le professioni CP2011 a cinque digit comprese nello stesso codice. Successivamente, la base così ottenuta è stata raccordata alla classificazione CP2021 mediante una matrice di corrispondenza tra professioni. La matrice di raccordo presenta corrispondenze dirette, casi uno-a-molti e casi molti-a-uno. Nei casi di corrispondenza diretta,

il valore di rischio è trasferito senza modifiche. Nei casi uno-a-molti, un codice CP2011 viene ricondotto a più codici CP2021. Infine, nei casi in cui più codici CP2011 confluiscono in un unico codice CP2021, il valore attribuito alla professione CP2021 è ottenuto come media aritmetica dei valori di rischio dei codici di partenza. Si tratta di una scelta operativa necessaria per disporre di un unico indicatore per ciascuna professione CP2021 a cinque digit.

Per l'analisi dello stock occupazionale, l'unità di osservazione è il lavoratore occupato tra 15 e 74 anni. A ciascun lavoratore viene assegnato il valore di rischio corrispondente alla professione CP2021 a cinque digit rilevata nel 2025. Le elaborazioni descrittive utilizzano i coefficienti di riporto all'universo della Rilevazione sulle Forze di Lavoro, in modo da ottenere stime rappresentative della popolazione occupata. Per l'analisi degli avviamenti, il raccordo è più complesso perché le qualifiche professionali possono essere codificate secondo CP2011 o CP2021. Quando lo standard è CP2021, il codice viene collegato direttamente all'archivio dei rischi. Quando lo standard è CP2011, il codice viene riportato a cinque digit e poi armonizzato alla CP2021. Nei casi in cui un codice CP2011 si distribuisce su più codici CP2021, l'avviamento viene ripartito tra le destinazioni utilizzando le quote di raccordo disponibili. In questo modo il peso complessivo dell'avviamento resta pari a uno, evitando duplicazioni artificiali nella serie storica. Le quote sono date dal peso degli occupati di ogni singolo codice professionale calcolato sull'indagine sulle forze lavoro, anno di riferimento 2022. L'informazione sui livelli retributivi è costruita a partire dalla Rilevazione sulle Forze di Lavoro 2019. Poiché in questa fonte le professioni sono disponibili solo a quattro digit nella classificazione CP2011, viene calcolato il reddito medio per professione a tale livello e successivamente è attribuito alle professioni a cinque digit comprese nello stesso codice. Anche questa informazione viene poi raccordata alla CP2021. Il dato sul livello di reddito utilizzato nell'analisi non è quindi a livello individuale, ma è un indicatore medio per professione, impiegato soprattutto per costruire i quinti della distribuzione del reddito.

La parte econometrica riguarda il sotto-campione dei lavoratori dipendenti. Questa scelta consente di lavorare su un gruppo più omogeneo dal punto di vista del rapporto di lavoro, evitando di combinare lavoro dipendente, autonomo e indipendente. La variabile dipendente è il valore continuo della probabilità di automazione task-based associata alla professione del lavoratore. I regressori includono sesso, classe di età, titolo di studio, cittadinanza, settore economico, stato civile aggregato, numero di componenti della famiglia, tipo di nucleo familiare, regime orario e quinti di reddito professionale. Le regressioni hanno finalità descrittiva e non causale. Esse servono a individuare quali caratteristiche individuali, familiari e lavorative siano associate a una maggiore esposizione al rischio di automazione, tenendo conto simultaneamente delle principali dimensioni osservabili. Gli errori standard sono clusterizzati a livello di professione a cinque digit, poiché il valore di rischio non varia tra individui appartenenti allo stesso codice professionale. A partire dai modelli stimati sono calcolate alcune predizioni per profili tipo di lavoratore. Queste predizioni rappresentano una sintesi dei differenziali di esposizione associati a combinazioni diverse di sesso, età, titolo di studio, cittadinanza e reddito professionale, mantenendo le altre caratteristiche fissate al profilo medio o più rappresentativo (valore modale).

I risultati ottenuti in questo lavoro devono essere interpretati con cautela. Una prima cautela interpretativa deriva dal fatto che i valori di rischio utilizzati precedono la piena diffusione dell'intelligenza artificiale generativa. L'indicatore resta quindi utile per leggere l'esposizione a robotica, digitalizzazione, standardizzazione delle procedure e tecnologie riconducibili a Industria 4.0, ma potrebbe non cogliere pienamente le trasformazioni più recenti che riguardano attività cognitive, linguistiche, creative e analitiche. Una seconda cautela interpretativa, nella disamina dei risultati, si impone per il complesso raccordo tra classificazioni professionali. L'armonizzazione tra CP2011 e CP2021 consente di aggiornare l'analisi e rendere confrontabili fonti diverse, ma comporta scelte operative, soprattutto nei casi di corrispondenze non univoche tra codici professionali. Una terza cautela interpretativa riguarda la sezione relativa all'analisi degli avviamenti: le Comunicazioni Obbligatorie misurano i flussi di ingresso nel lavoro, ma non lo stock netto di occupazione, la durata dei rapporti, la stabilità contrattuale o la qualità del lavoro creato. Un aumento degli avviamenti può riflettere maggiore domanda, ma anche maggiore turnover o rapporti più brevi.

Nonostante tali limiti, l'analisi offre una mappa utile della vulnerabilità potenziale della struttura occupazionale e della domanda di lavoro in Toscana. I risultati non indicano quanta occupazione sarà effettivamente sostituita dall'automazione, ma consentono di individuare le aree professionali, settoriali e territoriali dove potrebbero concentrarsi bisogni di formazione, riqualificazione, accompagnamento delle transizioni e sostegno ai redditi.

3. L'ESPOSIZIONE POTENZIALE NELLO STOCK OCCUPAZIONALE

3.1 Le professioni a maggiore e minore rischio

La Tabella A1 in Appendice riporta le cinquanta professioni a cui Bannò et al. (2021) associano i valori più elevati dell'indicatore di rischio di automazione. Non si tratta, dunque, di un risultato stimato direttamente in questa nota, ma della distribuzione dei valori di rischio utilizzati come base informativa dell'analisi. La classifica consente di chiarire quale idea di tecnologia e di automazione sia incorporata nell'indicatore: risultano più esposte le occupazioni caratterizzate da mansioni routinarie, standardizzabili e traducibili in procedure tecniche o organizzative. Esse assumono valori compresi tra circa 0,77 e 0,88 e individuano un gruppo interamente collocato nella fascia di maggiore vulnerabilità potenziale.

Ai primi posti si collocano alcune professioni tecniche e amministrative, come tecnici dell'organizzazione e della gestione dei fattori produttivi, tecnici della produzione di servizi e corrispondenti in lingue estere. La loro presenza segnala che, nella classificazione proposta da Bannò et al. (2021), il rischio di automazione non riguarda soltanto il lavoro manuale, ma anche attività impiegate e tecniche quando queste si basano sulla gestione, elaborazione e trasmissione di informazioni secondo procedure formalizzate.

Un secondo blocco è costituito dalle professioni dell'assemblaggio e della produzione in serie: assemblatori e cablatori di apparecchiature elettriche, elettroniche e di telecomunicazioni, assemblatori di parti di macchine e addetti alla produzione in serie di articoli in metallo, gomma, plastica, legno, carta e cartone. La loro elevata esposizione è coerente con una rappresentazione dell'automazione centrata sulla sostituzione o integrazione tecnologica di processi produttivi ripetitivi, sequenziali e organizzati per fasi standardizzate. Risultano inoltre similmente esposte diverse professioni del commercio e dei servizi, come cassieri, addetti alla vendita di biglietti, agenti di commercio, rappresentanti, approvvigionatori e tecnici della contrattazione. In questi casi, la vulnerabilità appare associata alla possibilità di digitalizzare transazioni, gestione degli ordini, intermediazione e rapporti con clienti e fornitori.

Anche le mansioni amministrative di supporto, quali immissione dati, videoscrittura, dattilografia e stenografia, presentano valori elevati proprio perché riconducibili ad attività codificabili e riproducibili attraverso strumenti informatici.

Tra le professioni manuali compaiono numerose figure legate alla conduzione di macchinari e impianti: addetti alla filatura, alla tessitura, alla stampa dei tessuti, alla lavorazione del vetro, della ceramica e dei laterizi, oltre a conduttori di caldaie, forni e impianti industriali. Infine, nella parte bassa della classifica, pur con valori superiori a 0,76, figurano mestieri artigiani e alimentari come macellai, pasticceri, panettieri, pastai e artigiani delle lavorazioni casearie. Anche in questi casi l'esposizione non deriva necessariamente da una bassa qualificazione, ma dalla presenza di fasi produttive ripetitive e potenzialmente replicabili su scala industriale.

La Tabella A2 in Appendice presenta invece le cinquanta professioni a cui Bannò et al. (2021) associano i valori più bassi dell'indicatore. I valori, compresi tra circa 0,04 e 0,11, riguardano occupazioni nelle quali prevalgono contenuti tecnico-specialistici, giudizio professionale, interazione con persone, adattamento al contesto o manualità non facilmente standardizzabile. Anche in questo caso, la classifica è utile perché rende esplicita la logica sottostante all'indicatore: l'automazione è intesa come più difficile laddove il lavoro richiede capacità difficilmente traducibili in procedure codificate. Ai livelli più bassi si trovano diverse professioni ingegneristiche, coerentemente con la natura cognitiva, progettuale e di problem solving di tali attività. La tecnologia, in questi casi, tende più frequentemente a potenziare il lavoro che a sostituirlo. Un secondo gruppo è composto da professioni manuali specializzate dell'edilizia, dell'impiantistica e della manutenzione, come idraulici, installatori, riparatori, piastrellisti, intonacatori, vetrai, copritetti, parchettisti e rifinitori. Pur trattandosi di lavori manuali, la loro esposizione è contenuta perché richiedono interventi adattivi, capacità pratiche e valutazione del contesto fisico in cui l'attività viene svolta.

Nella classifica compaiono anche servizi alla persona e alla ristorazione, quali baristi, camerieri, acconciatori, estetisti e massaggiatori. Per queste attività il basso rischio è riconducibile alla centralità dell'interazione diretta con il cliente e alla capacità di rispondere a esigenze variabili.

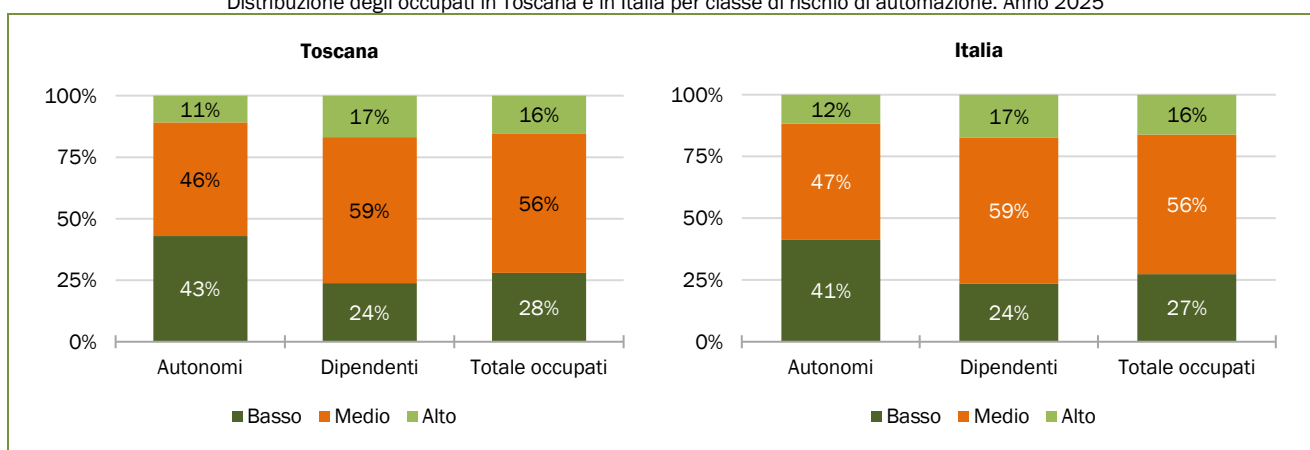
Figurano inoltre professioni giuridiche, scientifiche e tecniche, accomunate dalla necessità di interpretazione, responsabilità decisionale, competenze specialistiche e valutazione di casi specifici. Nel complesso, il confronto tra le due graduatorie chiarisce che l'indicatore di Bannò et al. (2021) non

misura genericamente la qualificazione delle professioni, né la loro appartenenza settoriale, ma il grado in cui le mansioni possono essere ricondotte a compiti routinari, codificabili e tecnicamente automatizzabili. Le professioni più esposte sono quindi accomunate dal carattere procedurale e standardizzabile delle attività svolte, quelle meno esposte, invece, dalla presenza di giudizio, relazione, adattamento, creatività applicata o manualità esperta.

3.2 La distribuzione del rischio tra gli occupati

La distribuzione degli occupati toscani per classe di rischio per il 2025 mostra che la fascia intermedia è quella nettamente prevalente. Più del 56% degli occupati ricade nella classe di rischio medio, il 28% in quella a basso rischio e il 16% in quella ad alto rischio. La quota di lavoratori esposti a rischio elevato non è quindi maggioritaria, ma rappresenta una componente significativa della struttura occupazionale regionale.

Figura 1.
Distribuzione degli occupati in Toscana e in Italia per classe di rischio di automazione. Anno 2025



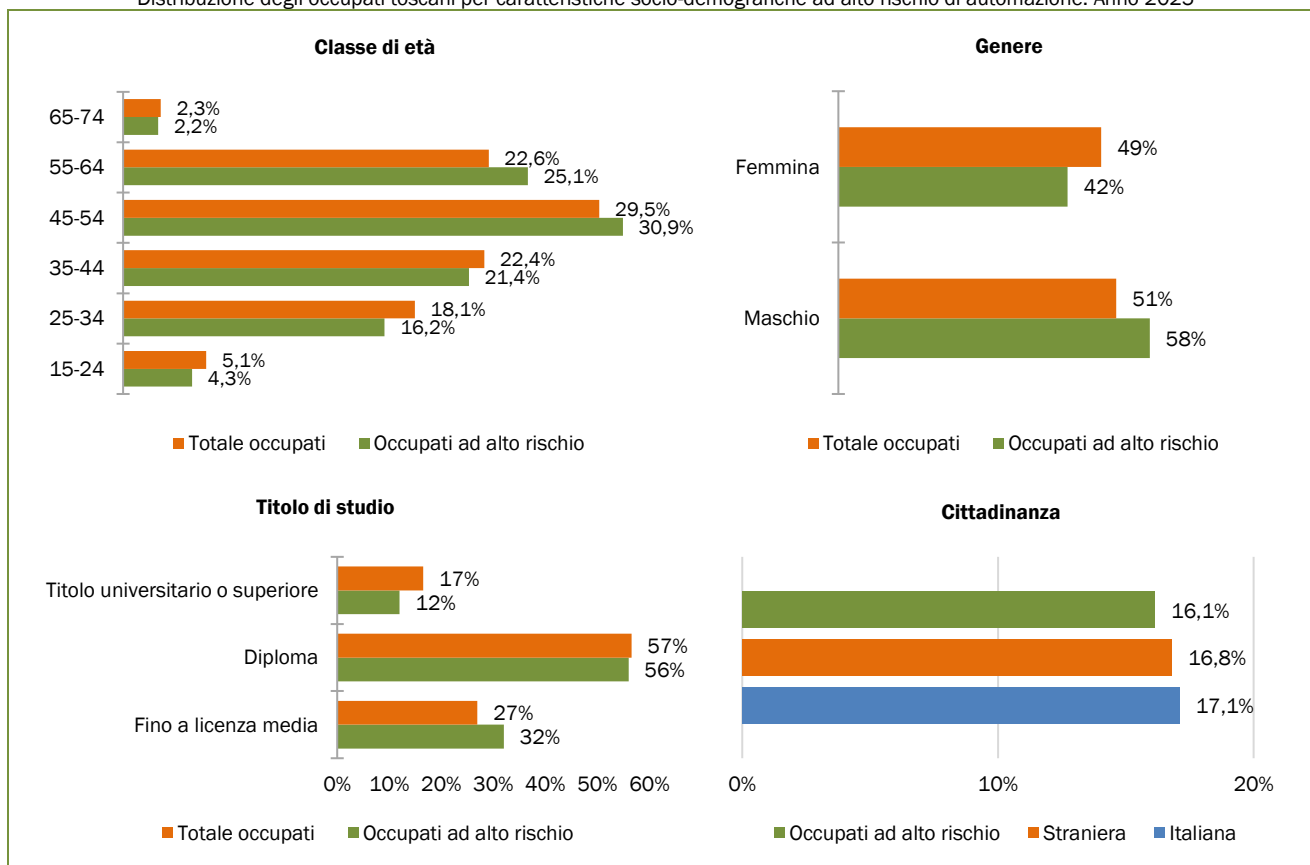
Fonte: nostre elaborazioni su dati Rilevazione sulle forze di Lavoro - Istat

Il confronto tra dipendenti e autonomi evidenzia un diverso orientamento della distribuzione. Tra i dipendenti il rischio medio è più elevato, mentre tra gli autonomi la quota di occupati a basso rischio è circa doppia rispetto a quella dei dipendenti. Questo risultato suggerisce che il lavoro autonomo, almeno nella composizione osservata, presenta una maggiore presenza di professioni meno standardizzabili, mentre il lavoro dipendente risulta più concentrato nelle fasce media e alta del rischio. Il quadro italiano, riportato nella Figura 1, è sostanzialmente sovrapponibile a quello toscano. Anche a livello nazionale la maggioranza degli occupati si colloca nel rischio medio, mentre le quote di basso e alto rischio sono molto simili a quelle regionali.

Guardando alle caratteristiche socio-demografiche (Figura 2), la composizione degli occupati ad alto rischio mostra alcune regolarità. Per età, la quota più elevata riguarda i lavoratori tra 45 e 54 anni, seguiti dai 55-64enni e dai 25-44enni. La fascia più giovane, 15-24 anni, presenta invece un'incidenza molto contenuta, pari al 4,3%.

Per genere, gli uomini risultano più presenti nella classe di alto rischio: rappresentano il 58% degli occupati in questa fascia, contro il 42% delle donne. Per titolo di studio, l'esposizione più elevata riguarda i diplomati, che costituiscono il 56% degli occupati ad alto rischio. I lavoratori con titolo universitario o superiore rappresentano invece il 12% del gruppo ad alto rischio, confermando il ruolo protettivo, pur non assoluto, delle competenze più elevate. Per cittadinanza, gli italiani rappresentano la parte nettamente prevalente degli occupati ad alto rischio, con una quota pari all'86%, a fronte di circa il 15% degli stranieri. Il dato va letto tenendo conto della composizione complessiva dell'occupazione, nella quale la componente italiana resta maggioritaria. Tuttavia, considerando gli occupati all'interno di ciascuna categoria, le quote di dipendenti ad alto rischio sono pressoché identiche (17,1% italiani vs 16,8 stranieri).

Figura 2.
Distribuzione degli occupati toscani per caratteristiche socio-demografiche ad alto rischio di automazione. Anno 2025

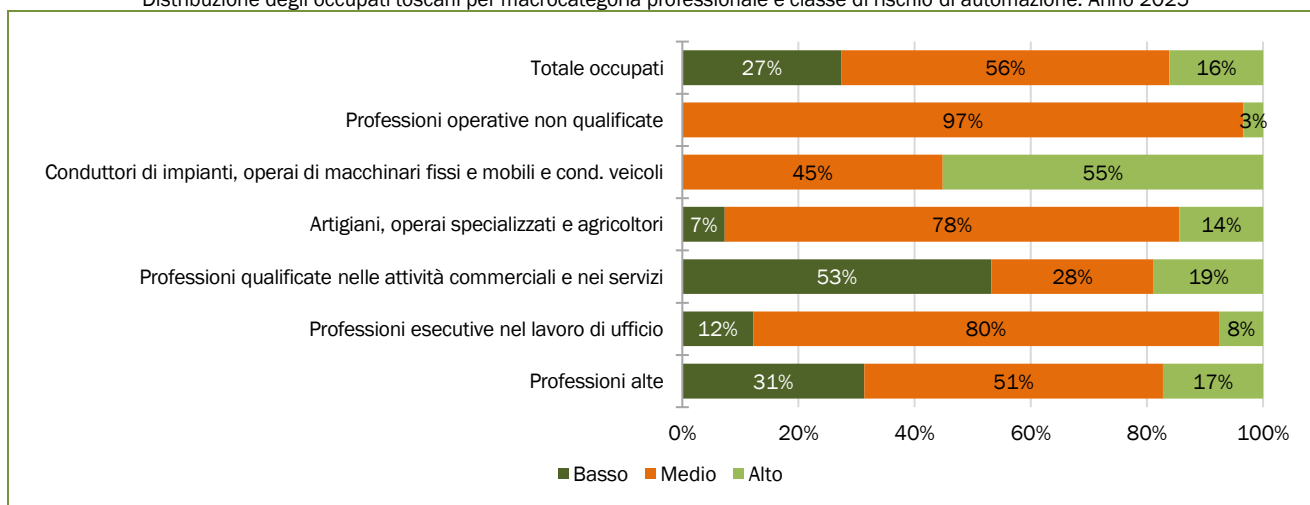


Fonte: nostre elaborazioni su dati Rilevazione sulle forze di Lavoro - Istat

3.3 Professioni, settori e reddito

La distribuzione dei dipendenti toscani per classe di rischio e macrocategoria professionale per il 2025 (Figura 3) mostra che l'esposizione più elevata si concentra tra i conduttori di impianti, operai di macchinari fissi e mobili e conducenti di veicoli. Seguono alcune professioni qualificate nelle attività commerciali e nei servizi e una parte delle professioni alte. Le professioni operative non qualificate e le professioni esecutive nel lavoro d'ufficio presentano invece quote più contenute di alto rischio, mentre il basso rischio è relativamente più presente nelle professioni qualificate dei servizi e nelle professioni esecutive d'ufficio. Le professioni operative non qualificate non risultano invece presenti nella classe a basso rischio.

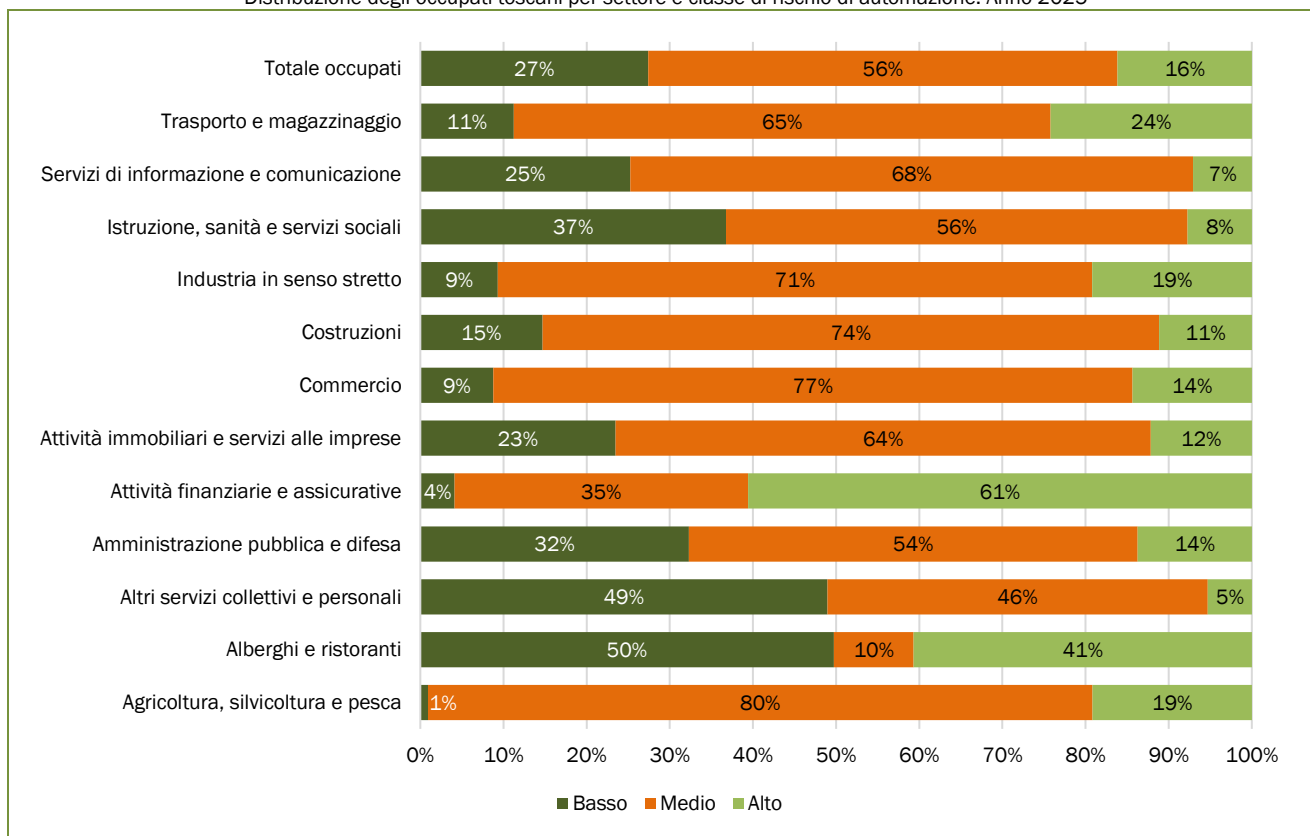
Figura 3.
Distribuzione degli occupati toscani per macrocategoria professionale e classe di rischio di automazione. Anno 2025



Fonte: nostre elaborazioni su dati Rilevazione sulle forze di Lavoro - Istat

Per settore economico (Figura 4), la quota più elevata di occupati ad alto rischio si osserva nelle attività finanziarie e assicurative, seguite da alberghi e ristoranti, trasporto e magazzinaggio e industria in senso stretto. Le quote più basse si registrano in istruzione, sanità e servizi sociali, altri servizi collettivi e personali, amministrazione pubblica e difesa e servizi di informazione e comunicazione. In diversi comparti, come industria, commercio, costruzioni, trasporto, servizi alle imprese e informazione-comunicazione, la componente dominante rimane però quella a rischio medio.

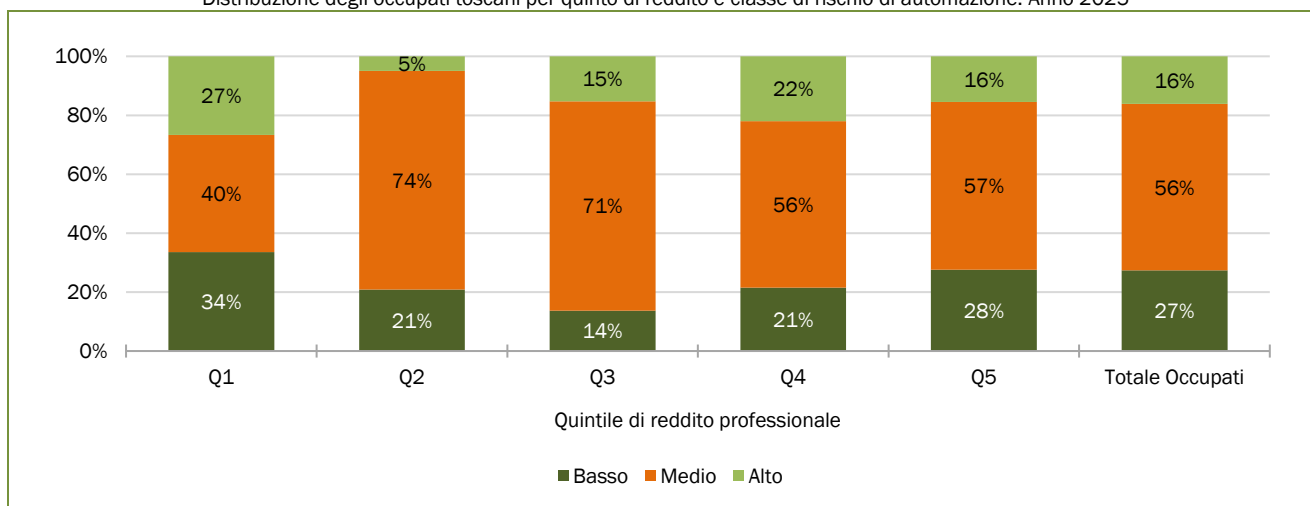
Figura 4.
Distribuzione degli occupati toscani per settore e classe di rischio di automazione. Anno 2025



Fonte: nostre elaborazioni su dati Rilevazione sulle forze di Lavoro - Istat

La relazione tra rischio di automazione e quinti di reddito (Figura 5) conferma che il rischio medio prevale lungo quasi tutta la distribuzione del reddito. Esso raggiunge il 74,1% nel secondo quinto e il 71,0% nel terzo, mantenendosi maggioritario anche nel quarto e quinto quinto, con valori pari rispettivamente al 56,5% e al 56,8%. Questo risultato indica che molte professioni collocate nelle fasce intermedie e medio-alte della distribuzione del reddito presentano mansioni parzialmente automatizzabili, ma non necessariamente riconducibili a un rischio elevato di sostituzione. La quota di occupati ad alto rischio non segue un andamento lineare rispetto al reddito. È massima nel primo quinto, dove raggiunge il 26,7%, ma resta significativa anche nel quarto quinto, con il 22,0%. Al contrario, è molto contenuta nel secondo quinto, pari al 5,0%, e assume valori intermedi nel terzo e nel quinto. Anche il basso rischio presenta una distribuzione non monotona: è più elevato nel primo e nel quinto quinto, mentre si riduce nel terzo. Il rapporto tra livelli retributivi e rischio appare quindi articolato e dipende più dal contenuto delle mansioni che dal livello retributivo in sé.

Figura 5.
Distribuzione degli occupati toscani per quinto di reddito e classe di rischio di automazione. Anno 2025



Fonte: nostre elaborazioni su dati Rilevazione sulle forze di Lavoro - Istat

Le Tabelle 3 e 4 in Appendice permettono di approfondire questa eterogeneità interna alle professioni ad alto rischio. La prima riporta le professioni ad alto rischio con retribuzione media più elevata, tra cui figurano tecnici statistici, tecnici del lavoro bancario, periti e valutatori di rischio, tecnici della gestione finanziaria, tecnici della vendita e della distribuzione, approvvigionatori e responsabili acquisti. La seconda riguarda invece professioni ad alto rischio collocate nella parte bassa della distribuzione del reddito, come addetti a biblioteche, personale non qualificato nei servizi di ristorazione, addetti alla preparazione e vendita di cibi, cassieri, panettieri, pastai, cuochi, addetti a macchinari tessili e conduttori di impianti. Il confronto mostra che l'esposizione all'automazione non coincide necessariamente con una condizione di basso salario. Tra le professioni ad alto rischio convivono, da un lato, profili tecnici, gestionali e amministrativi relativamente meglio remunerati e, dall'altro, professioni operative, commerciali e dei servizi con retribuzioni più contenute.

3.4 I risultati dei modelli di regressione

La regressione OLS, stimata sulla forza lavoro toscana per il 2025, utilizza come variabile dipendente la probabilità di rischio task-based ed è calcolata su 9.535 osservazioni (Tabella 1). Il modello presenta un R quadro aggiustato pari a 0,18. I coefficienti indicano le differenze nel valore previsto del rischio rispetto alle categorie di riferimento, a parità delle altre variabili incluse. Le categorie di riferimento sono uomini, persone con meno di 35 anni, istruzione inferiore al diploma, cittadinanza italiana, settore agricolo, celibi o nubili, autonomi, coppia con figli e part-time.

Tabella 1.
Risultati regressione dei minimi quadrati per la Toscana e Italia

Variabile	Toscana		Italia	
	Stima		Stima	
Intercetta	0,60	***	0,55	***
Genere: Donna	-0,03	**	-0,01	
Classe di età: 35-54	0,02		0,01	***
Classe di età: 55 e più	0,02	*	0,02	**
Titolo di studio: Diploma	-0,02		-0,02	*
Titolo di studio: universitario o superiore	-0,06	***	-0,06	***
Cittadinanza: straniera	0,02		0,02	
Settore: Alberghi e ristoranti	-0,20	*	-0,19	*
Settore: Altri servizi collettivi e personali	-0,26	***	-0,24	***
Settore: Amministrazione pubblica e difesa	-0,13	***	-0,18	***
Settore: Attività finanziarie e assicurative	0,11	**	-0,00	
Settore: Attività immobiliari e servizi alle imprese	-0,14	***	-0,17	***
Settore: Commercio	-0,08	*	-0,10	*
Settore: Costruzioni	-0,17	***	-0,21	***
Settore: Industria in senso stretto	-0,04		-0,10	*
Settore: Istruzione, sanità e servizi sociali	-0,17	***	-0,25	***

Variabile	Toscana		Italia	
	Stima		Stima	
Settore: Servizi di informazione e comunicazione	-0,16	***	-0,21	***
Settore: Trasporto e magazzinaggio	-0,01		-0,02	
Stato civile: Divorziata/o	-0,00		-0,00	
Stato civile: Nubile/celibe	-0,02	**	-0,01	***
Stato civile: Separata/o di fatto	-0,00		-0,02	***
Stato civile: Separata/o legalmente	-0,01		0,00	
Stato civile: Unita/o civilmente	0,24	***	0,03	
Stato civile: Vedova/o	0,01		0,01	
Componenti della famiglia	-0,00		0,00	
Tipo di Nucleo: Coppia senza figli	-0,01		0,00	
Tipo di Nucleo: Monogenitore femmina	0,00		-0,00	
Tipo di Nucleo: Monogenitore maschio	0,00		-0,00	
Tipo di Nucleo: Persona isolata	-0,01		0,00	
Tempo di lavoro: Tempo pieno	0,01		-0,00	
Quantile reddito Q2	-0,02		0,12	**
Quantile reddito Q3	0,00		0,10	**
Quantile reddito Q4	-0,01		0,10	*
Quantile reddito Q5	-0,02		0,08	
Osservazioni	9.535			133.198
R2 aggiustato	0,18			0,20

Fonte: nostre elaborazioni su dati Rilevazione sulle forze di Lavoro - Istat

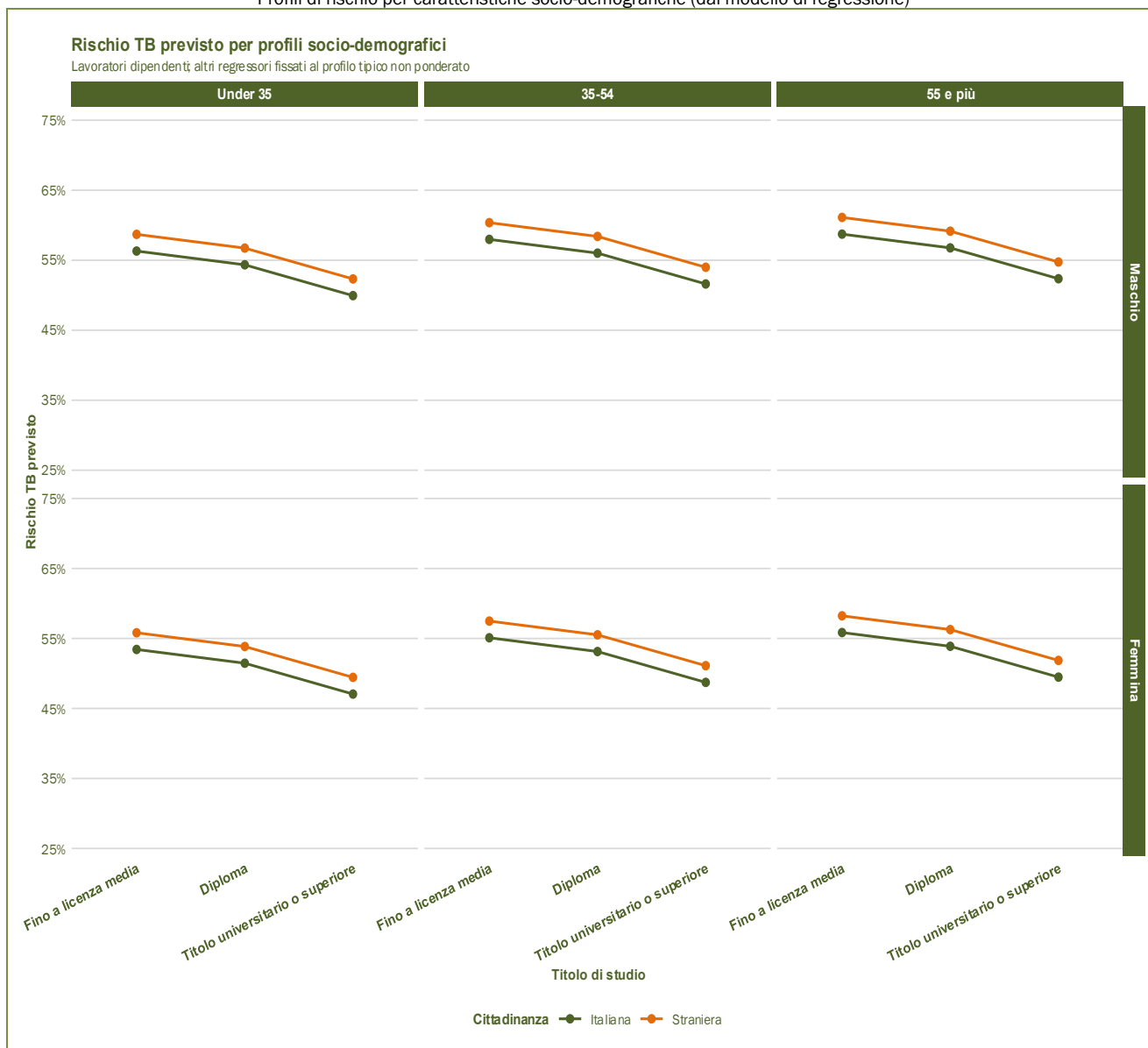
Per il genere, le donne presentano un coefficiente negativo, pari a circa -0,03 e statisticamente significativo al 5%. A parità delle altre caratteristiche, il rischio previsto risulta dunque inferiore di circa tre punti centesimali rispetto agli uomini. Per età, la classe 35-54 anni mostra un coefficiente positivo ma non statisticamente significativo, mentre la classe 55 anni e più presenta un coefficiente positivo di circa 0,02, significativo al 10%. Il titolo di studio mostra una relazione negativa con il rischio. Il diploma presenta un coefficiente negativo ma non statisticamente significativo; il titolo universitario o superiore è invece associato a una riduzione di circa 0,06 punti, significativa all'1%. La cittadinanza straniera presenta un coefficiente positivo, ma non significativo. Le differenze più marcate riguardano i settori. Rispetto all'agricoltura, diversi comparti presentano coefficienti negativi e significativi, tra cui altri servizi collettivi e personali, amministrazione pubblica e difesa, attività immobiliari e servizi alle imprese, costruzioni, istruzione-sanità-servizi sociali e servizi di informazione e comunicazione. Al contrario, le attività finanziarie e assicurative mostrano un coefficiente positivo, pari a circa 0,11 e significativo al 5%. Stato civile, composizione familiare, tipo di nucleo, tempo di lavoro e quinti di reddito non mostrano associazioni robuste nel modello toscano.

Il modello nazionale (tabella 1), stimato su 133.198 osservazioni, presenta un R quadro aggiustato pari a 0,20. Rispetto alla Toscana, la maggiore numerosità campionaria consente stime più precise. Nel campione nazionale il coefficiente associato alle donne è negativo ma non significativo. Le classi di età risultano invece positive e significative: rispetto ai più giovani, la classe 35-54 anni e quella 55 anni e più mostrano valori previsti più elevati. Anche il titolo di studio conferma una relazione negativa con il rischio, più marcata per i laureati.

A livello nazionale, i settori continuano a mostrare differenze rilevanti. Molti comparti presentano coefficienti negativi rispetto all'agricoltura, mentre attività finanziarie e assicurative e trasporto-magazzinaggio non risultano statisticamente significativi. A differenza del modello toscano, alcuni quinti di reddito risultano positivi e significativi rispetto al primo quinto, in particolare il secondo, il terzo e il quarto. Nel complesso, le differenze più robuste riguardano settore, titolo di studio, età e, in parte, il reddito.

Le predizioni del modello di regressione sui dati toscani (Figure 6-7) mostrano valori attesi di rischio generalmente compresi tra il 45% e il 60%, quindi concentrati in una fascia intermedia. Il primo esercizio predittivo evidenzia che il rischio previsto diminuisce all'aumentare del titolo di studio, in tutte le combinazioni di sesso, età e cittadinanza. I profili maschili presentano valori previsti più elevati di quelli femminili; i profili con cittadinanza straniera mostrano valori lievemente superiori a quelli con cittadinanza italiana; le classi di età più mature risultano leggermente più esposte.

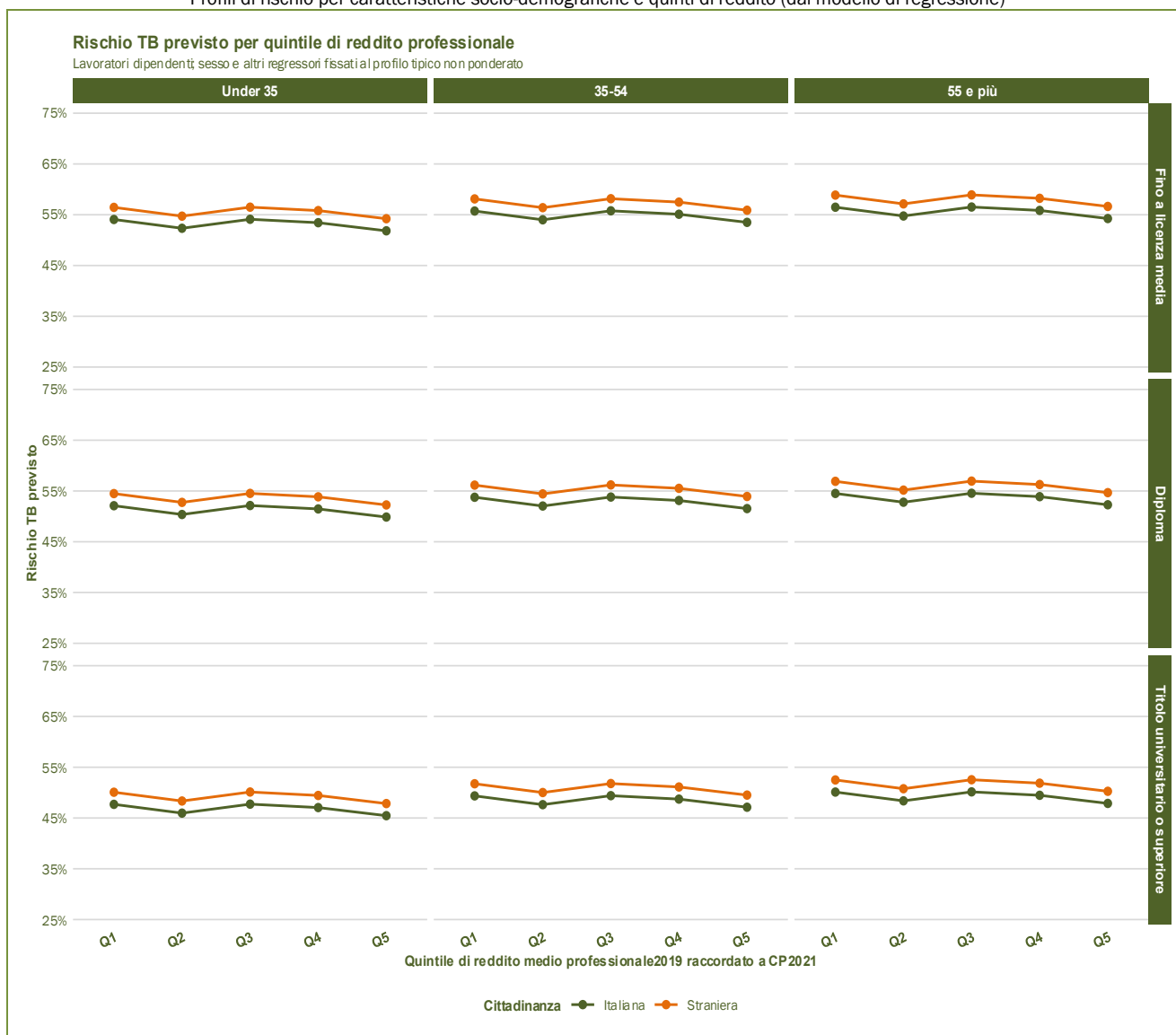
Figura 6.
 Profili di rischio per caratteristiche socio-demografiche (dal modello di regressione)



Fonte: nostre elaborazioni su dati Rilevazione sulle forze di Lavoro - Istat

Il secondo esercizio, che fa variare i quinti di reddito, restituisce un profilo molto più stabile. A parità delle altre caratteristiche, il rischio previsto varia poco lungo la distribuzione del reddito. Questo conferma che il reddito, una volta controllati settore, professione e caratteristiche individuali, spiega meno del contenuto delle mansioni l'esposizione al rischio di automazione.

Figura 7.
 Profili di rischio per caratteristiche socio-demografiche e quinti di reddito (dal modello di regressione)



Nota: le predizioni sono ottenute dal modello OLS non pesato. Nel primo esercizio variano genere, classe di età, titolo di studio e cittadinanza; nel secondo variano classe di età, titolo di studio, cittadinanza e quinto di reddito. Le altre variabili sono mantenute al profilo tipico (valore modale) o medio.

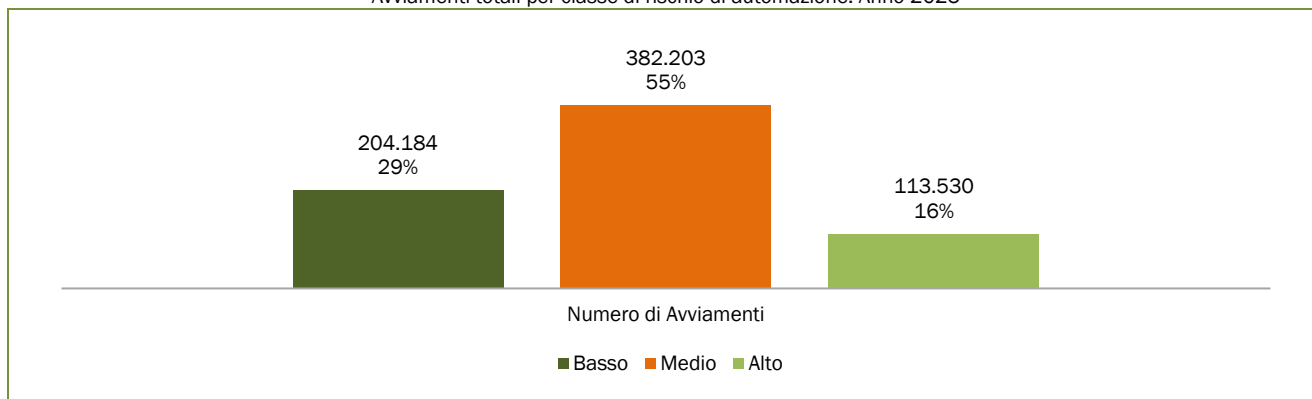
Fonte: nostre elaborazioni su dati Rilevazione sulle forze di Lavoro - Istat

4. LA DOMANDA DI LAVORO: GLI AVVIAMENTI IN TOSCANA

4.1 Gli avviamenti nel 2025

L'analisi dei flussi conferma la centralità della fascia di rischio medio. Nel 2025, oltre la metà degli avviamenti in Toscana riguarda professioni collocate in questa classe (Figura 8). La domanda di lavoro non sembra quindi concentrarsi prevalentemente su occupazioni immediatamente sostituibili, ma su professioni che possono essere interessate da automazione parziale, digitalizzazione dei processi, riorganizzazione delle mansioni e aggiornamento delle competenze richieste.

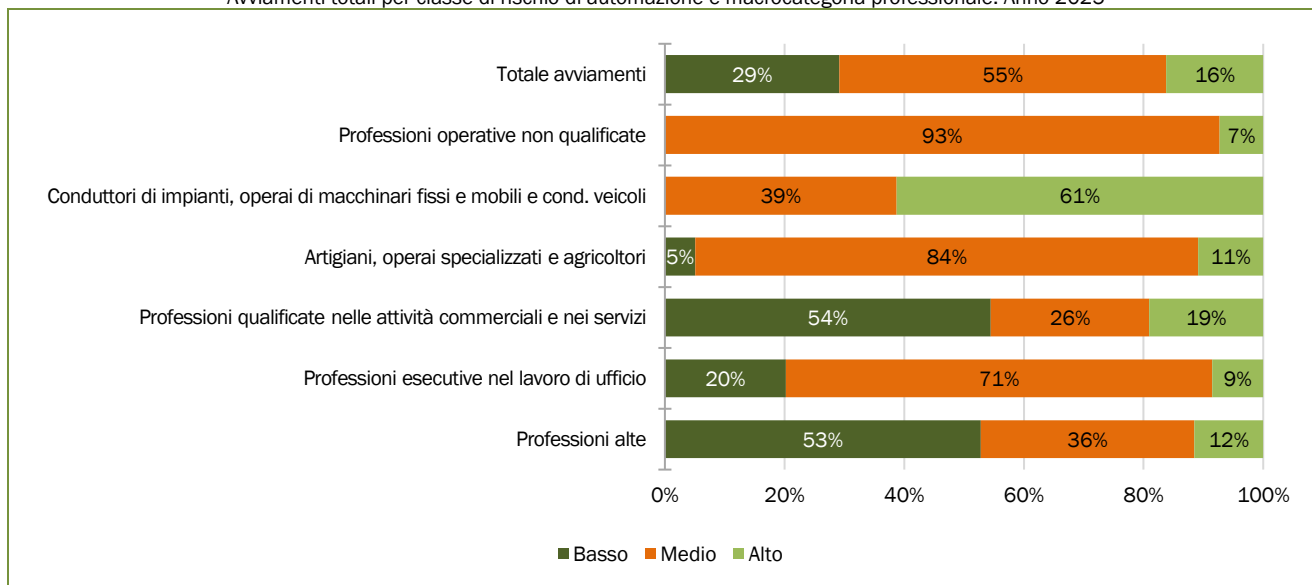
Figura 8.
Avviamenti totali per classe di rischio di automazione. Anno 2025



Fonte: nostre elaborazioni su dati Sistema Informativo Lavoro – Regione Toscana

La quota ad alto rischio, pari a circa un avviamento su sei, è rilevante ma non dominante. Il risultato suggerisce che l'area più importante per le politiche del lavoro e della formazione non sia soltanto quella delle professioni più esposte, ma anche quella, molto più ampia, delle professioni a rischio medio, nelle quali l'automazione può modificare contenuti e strumenti del lavoro senza necessariamente produrre sostituzione immediata. La distribuzione per macrocategoria professionale (Figura 9) mostra un quadro differenziato. Le professioni alte presentano una struttura relativamente favorevole, con il 53% degli avviamenti a basso rischio, il 36% a rischio medio e il 12% ad alto rischio. Anche le professioni qualificate nelle attività commerciali e nei servizi sono orientate verso il basso rischio, pur con una quota di alto rischio non trascurabile pari al 19%. Le professioni esecutive nel lavoro d'ufficio si concentrano invece nel rischio medio, con il 71% degli avviamenti.

Figura 9.
Avviamenti totali per classe di rischio di automazione e macrocategoria professionale. Anno 2025



Fonte: nostre elaborazioni su dati Sistema Informativo Lavoro – Regione Toscana

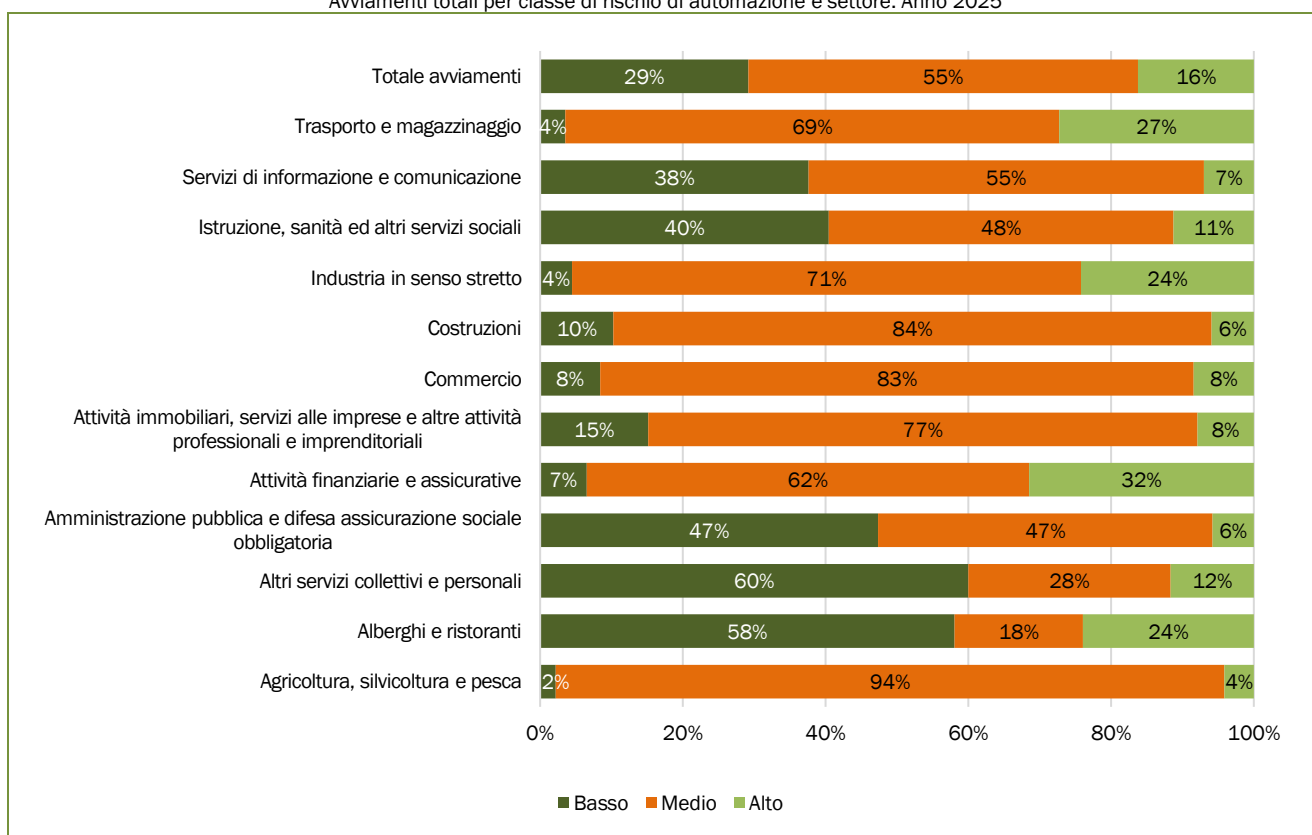
La categoria più esposta è quella dei conducenti di impianti, operai di macchinari fissi e mobili e conducenti di veicoli: il 61% degli avviamenti ricade nel rischio alto e il restante 39% nel rischio medio. In questo gruppo, l'automazione appare più direttamente collegata alla standardizzazione dei processi produttivi, logistici e operativi. Al contrario, le professioni operative non qualificate sono concentrate soprattutto nel rischio medio, pari al 93%, mentre solo il 7% ricade nell'alto rischio. La bassa qualificazione formale non coincide dunque automaticamente con elevata automatizzabilità. L'analisi per professione a due digit (Tabella A5 in Appendice) conferma l'eterogeneità interna della struttura professionale. Le professioni più qualificate e specialistiche, come ingegneri, architetti, specialisti della salute e specialisti ICT, risultano interamente o quasi interamente collocate nel basso rischio. Valori elevati di basso rischio si osservano anche tra specialisti delle scienze della vita,

professioni umane, sociali, artistiche e gestionali, figure dirigenziali e imprenditoriali. Le professioni tecniche presentano invece profili più differenziati. Quelle in campo scientifico, ingegneristico e della produzione sono quasi tutte a rischio medio, mentre le professioni tecniche nell'organizzazione, amministrazione e attività finanziarie e commerciali mostrano una quota di alto rischio pari al 51%. Tra le professioni d'ufficio, le mansioni legate alla raccolta, controllo, conservazione e recapito della documentazione raggiungono una quota di alto rischio del 54%, confermando la vulnerabilità delle attività procedurali e documentali.

4.2 Settori e territori

La distribuzione per settore economico (Figura 10) evidenzia che la componente a rischio medio è prevalente nella maggior parte dei comparti. In agricoltura, silvicoltura e pesca il 94% degli avviamenti ricade nel rischio medio; valori elevati si osservano anche nelle costruzioni, nel commercio e nelle attività immobiliari, servizi alle imprese e altre attività professionali. In questi settori, l'automazione sembra configurarsi soprattutto come possibile trasformazione delle mansioni, più che come esposizione diretta ad alto rischio.

Figura 10.
Avviamenti totali per classe di rischio di automazione e settore. Anno 2025

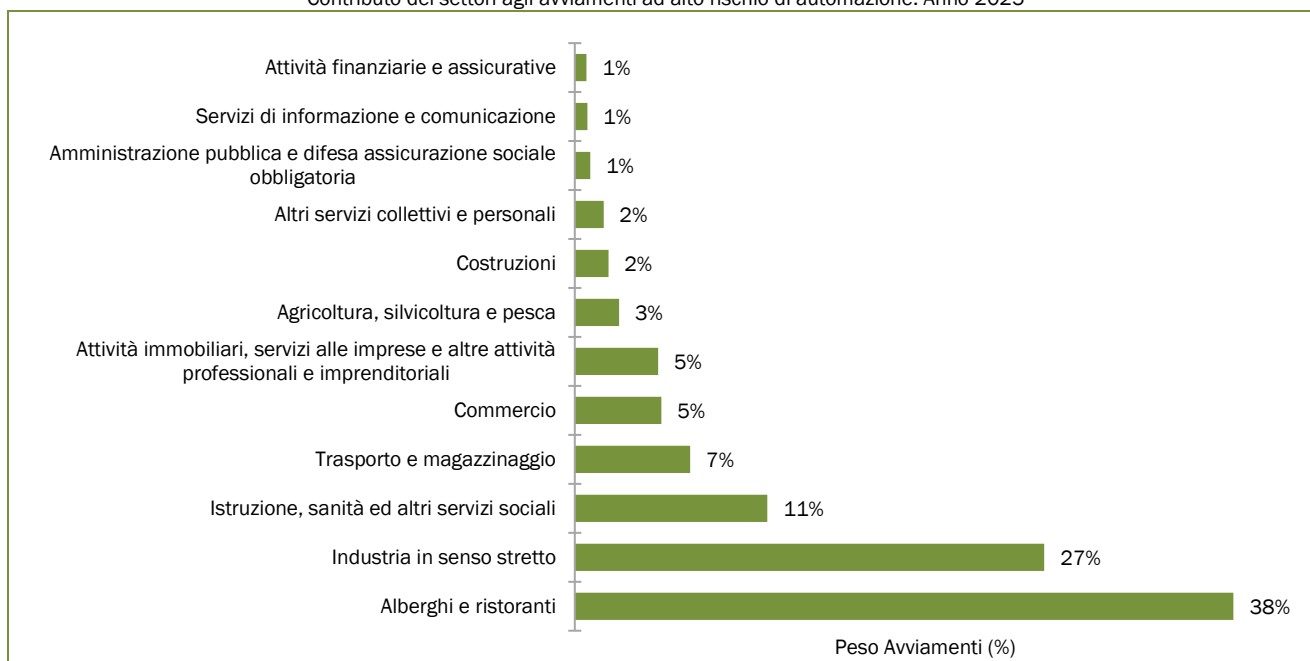


Fonte: nostre elaborazioni su dati Sistema Informativo Lavoro - Regione Toscana

Alcuni settori mostrano una presenza più marcata di avviamenti a basso rischio. È il caso di alberghi e ristoranti, dove il basso rischio rappresenta il 58% degli avviamenti, e degli altri servizi collettivi e personali, dove raggiunge il 60%. La quota di alto rischio è invece più elevata nelle attività finanziarie e assicurative, pari al 32%, nel trasporto e magazzinaggio, pari al 27%, e nell'industria in senso stretto e negli alberghi e ristoranti, entrambi al 24%. In nessun settore, tuttavia, l'alto rischio rappresenta la maggioranza degli avviamenti.

La Figura 11 cambia prospettiva, considerando il contributo dei settori al totale regionale degli avviamenti ad alto rischio. In questo caso emerge una forte concentrazione in pochi comparti. Alberghi e ristoranti rappresentano da soli il 38% del totale degli avviamenti ad alto rischio; l'industria in senso stretto contribuisce per il 27%. I due settori raccolgono quindi circa due terzi del bacino complessivo degli avviamenti più esposti.

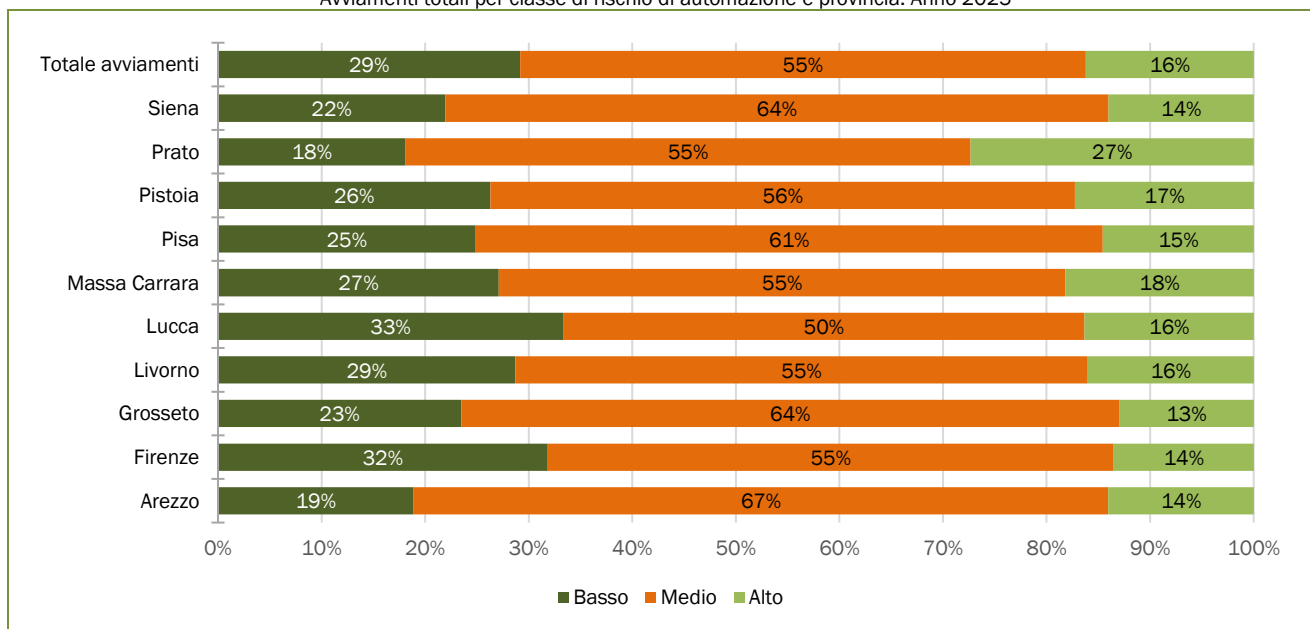
Figura 11.
Contributo dei settori agli avviamenti ad alto rischio di automazione. Anno 2025



Fonte: nostre elaborazioni su dati Sistema Informativo Lavoro – Regione Toscana

La distribuzione provinciale (Figura 12) mostra un quadro relativamente omogeneo. In tutte le province toscane prevale il rischio medio. Arezzo registra la quota più elevata, pari al 67%, seguita da Grosseto e Siena, entrambe al 64%, e Pisa, con il 61%. Le altre province presentano valori più contenuti ma comunque centrali. Per il basso rischio, le quote maggiori si osservano a Lucca e Firenze, mentre Prato e Arezzo mostrano i valori più bassi.

Figura 12.
Avviamenti totali per classe di rischio di automazione e provincia. Anno 2025

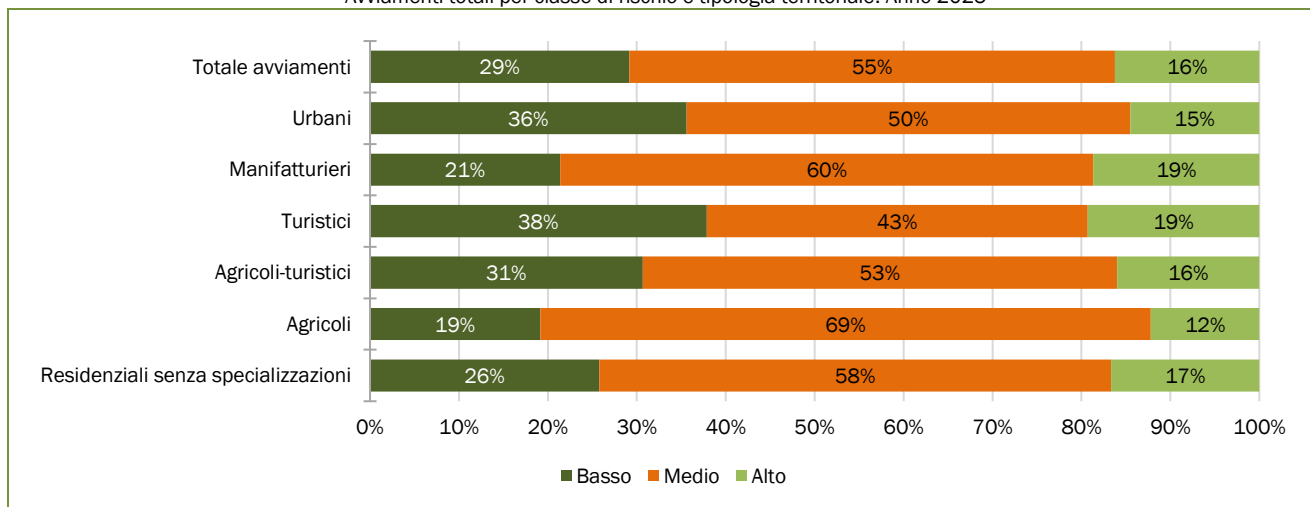


Fonte: nostre elaborazioni su dati Sistema Informativo Lavoro – Regione Toscana

La quota di alto rischio resta minoritaria in tutte le province, ma con differenze significative. Prato presenta il valore più elevato, pari al 27%, distinguendosi nettamente dal resto della regione e suggerendo una maggiore presenza di avviamenti in profili professionali più esposti. Seguono Massa Carrara, Pistoia, Livorno, Lucca e Pisa, mentre le quote più basse si osservano a Grosseto, Arezzo, Firenze e Siena. La lettura per tipologia territoriale (Figura 13) conferma la centralità del rischio medio. Nei territori agricoli questa classe raggiunge il 69% degli avviamenti; nei territori manifatturieri il 60%;

nei territori residenziali senza specializzazioni il 58%. Nei territori agricoli-turistici e urbani il rischio medio resta prevalente, ma cresce il peso del basso rischio. I territori turistici presentano invece il profilo più bilanciato, con 43% di rischio medio, 38% di basso rischio e 19% di alto rischio.

Figura 13.
Avviamenti totali per classe di rischio e tipologia territoriale. Anno 2025

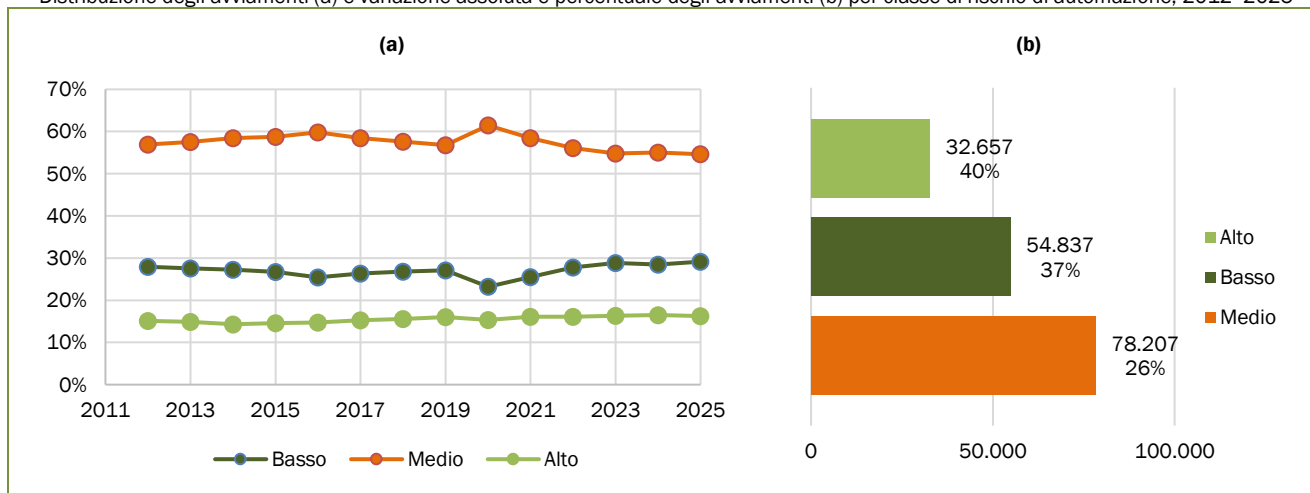


Fonte: nostre elaborazioni su dati Sistema Informativo Lavoro – Regione Toscana

4.3 L'evoluzione degli avviamenti tra 2012 e 2025

La serie degli avviamenti per classe di rischio (Figura 14a) mostra una notevole stabilità della composizione nel periodo 2012-2025. In tutti gli anni, la quota prevalente riguarda professioni a rischio medio, sempre superiori alla metà degli avviamenti annuali. Tra il 2012 e il 2019 il rischio medio oscilla tra il 57% e il 60%, il basso rischio tra il 25% e il 28%, mentre l'alto rischio rimane attorno al 14-16%.

Figura 14.
Distribuzione degli avviamenti (a) e variazione assoluta e percentuale degli avviamenti (b) per classe di rischio di automazione, 2012- 2025



Fonte: nostre elaborazioni su dati Sistema Informativo Lavoro – Regione Toscana

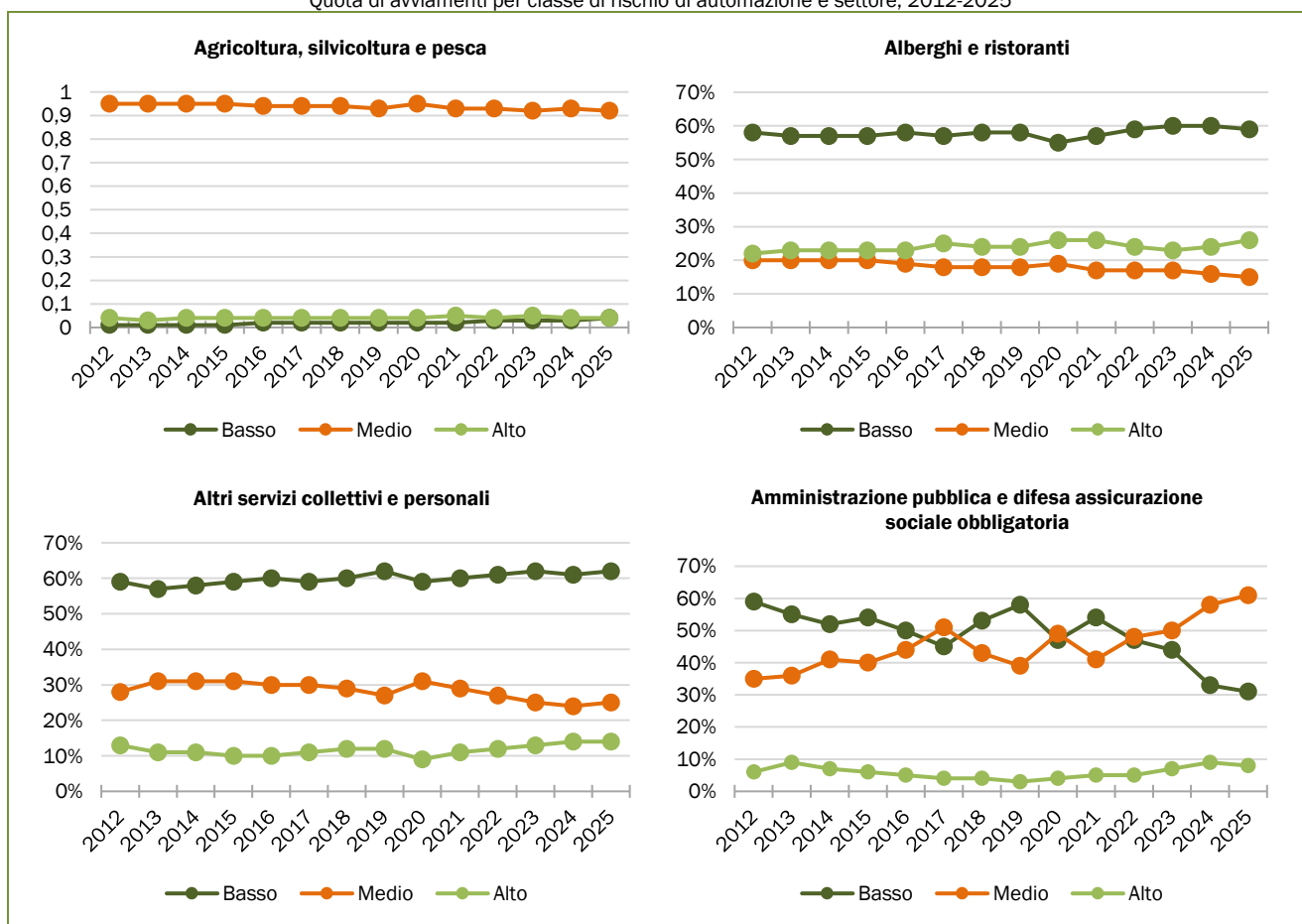
Il 2020 rappresenta il principale punto di discontinuità. La quota di rischio medio sale al 61%, il valore più alto della serie, mentre il basso rischio scende al 23%. La quota ad alto rischio rimane invece sostanzialmente stabile, pari al 15%. Lo shock pandemico sembra quindi avere inciso soprattutto sui volumi complessivi e sul peso relativo tra basso e medio rischio, più che sulla quota di professioni ad alto rischio. Dal 2021 si osserva una progressiva ricomposizione: il rischio medio scende fino al 55% nel 2023, 2024 e 2025, mentre il basso rischio recupera terreno e l'alto rischio oscilla tra il 16% e il 17%. Nel confronto tra inizio e fine periodo, le variazioni sono limitate: nel 2012 gli avviamenti erano distribuiti tra 28% basso rischio, 57% medio e 15% alto; nel 2025 tra 29% basso, 55% medio e 16% alto.

Non emerge dunque una crescita marcata della componente ad alto rischio. La Tabella A6 dell'Appendice consente di distinguere tra dinamica percentuale e valori assoluti. Gli avviamenti ad alto rischio passano da circa 80,9 mila nel 2012 a 113,5 mila nel 2025, con un aumento di circa 32,7 mila unità. L'incidenza sul totale, tuttavia, resta stabile, oscillando tra il 14% e il 17%. Questo suggerisce che la crescita degli avviamenti ad alto rischio segue l'espansione complessiva del mercato degli avviamenti, più che indicare una ricomposizione strutturale verso professioni più automatizzabili.

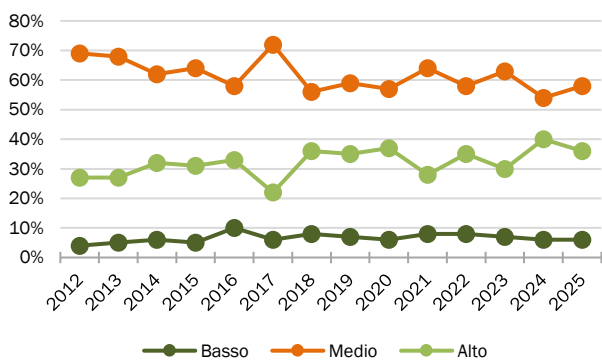
La variazione 2012-2025 per classe di rischio (Figura 14b) mostra che tutte e tre le classi crescono in valore assoluto. Gli avviamenti a rischio medio aumentano di 78.207 unità, da 303.889 a 382.096, pari al +26%. Gli avviamenti a basso rischio aumentano di 54.837 unità, pari al +37%. Quelli ad alto rischio crescono di 32.657 unità, pari al +40%. Quest'ultima è la crescita percentuale più elevata, ma parte da un livello iniziale più basso e non modifica la struttura complessiva, che rimane dominata dalla classe media.

L'evoluzione per settore (Figura 15) conferma l'assenza di un'unica traiettoria. In agricoltura, costruzioni e commercio il rischio medio resta stabilmente dominante. Nel trasporto e magazzinaggio, nell'industria in senso stretto e nelle attività finanziarie e assicurative la quota ad alto rischio è più elevata e, in alcuni casi, cresce nel tempo. Le attività finanziarie e assicurative, in particolare, passano dal 27% di alto rischio nel 2012 al 36% nel 2025, con un picco del 40% nel 2024. Alberghi e ristoranti mostrano invece un profilo peculiare: il basso rischio resta maggioritario, ma l'alto rischio cresce dal 22% al 26%. Altri settori mostrano una ricomposizione dal basso al medio rischio. Nell'amministrazione pubblica, la quota a basso rischio scende dal 59% al 31%, mentre il rischio medio passa dal 35% al 61%. In istruzione, sanità e altri servizi sociali il basso rischio diminuisce dal 50% al 39% e il rischio medio cresce dal 44% al 52%. In entrambi i casi non si osserva tanto uno spostamento verso l'alto rischio, quanto una trasformazione della composizione interna delle professioni verso la fascia intermedia.

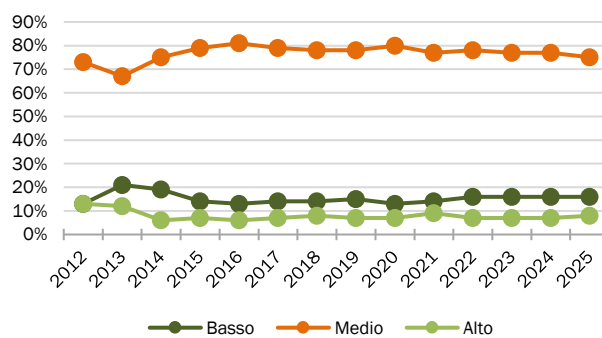
Figura 15.
Quota di avviamenti per classe di automazione e settore, 2012-2025



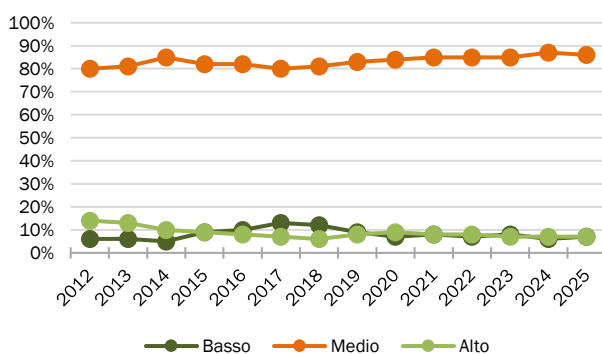
Attività finanziarie e assicurative



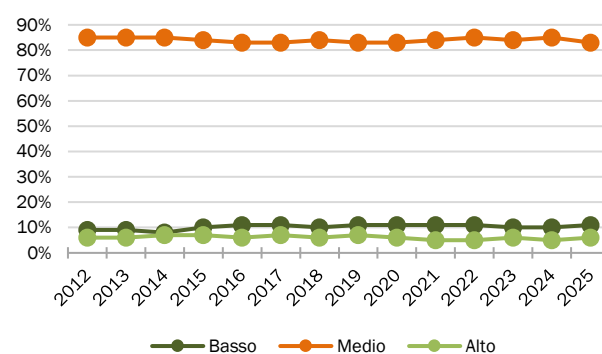
Attività immobiliari, servizi alle imprese e altre attività professionali e imprenditoriali



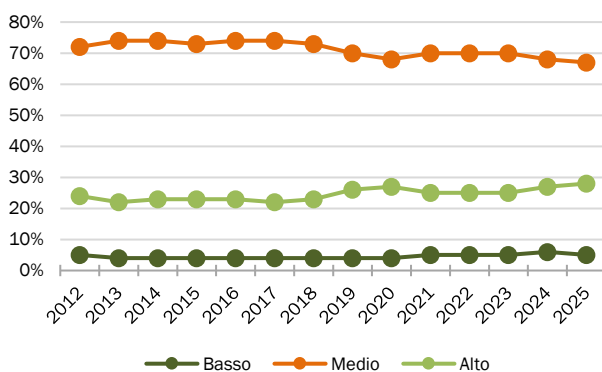
Commercio



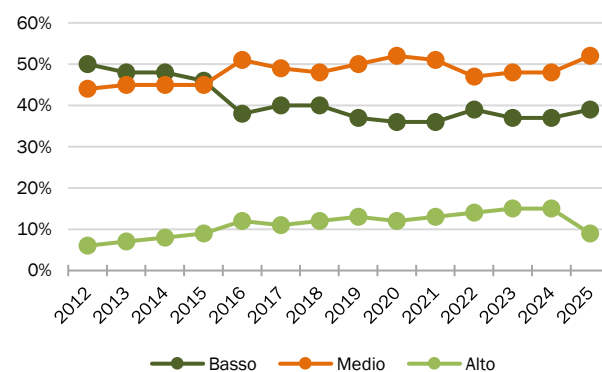
Costruzioni



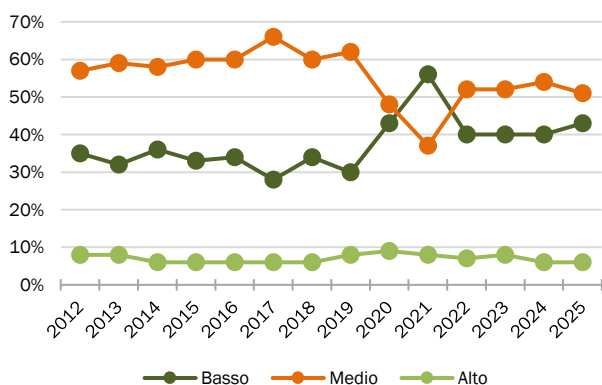
Industria in senso stretto



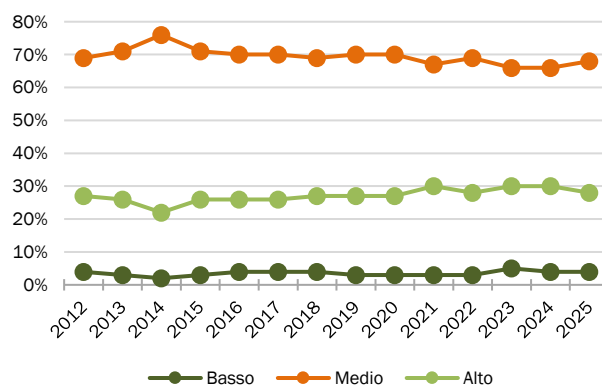
Istruzione, sanità ed altri servizi sociali



Servizi di informazione e comunicazione



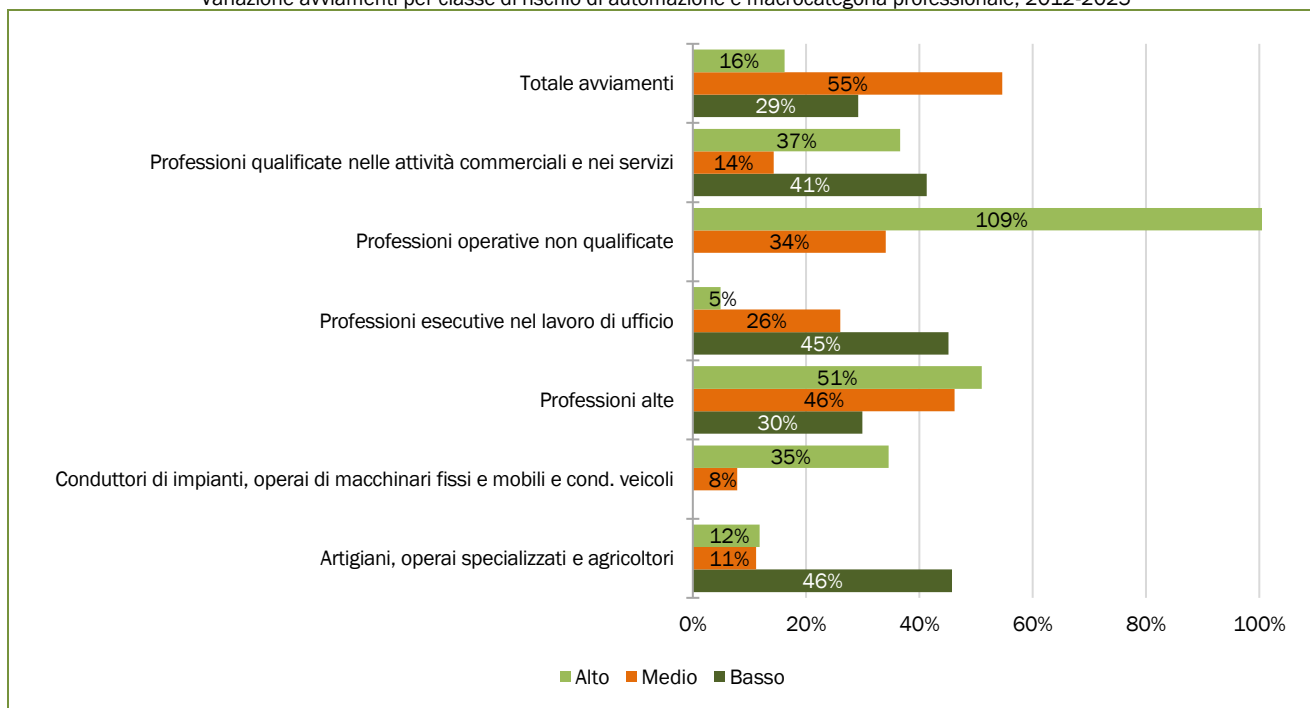
Trasporto e magazzinaggio



Fonte: nostre elaborazioni su dati Sistema Informativo Lavoro - Regione Toscana

L'incrocio tra macro-professione e classe di rischio (Figura 16) evidenzia che l'espansione degli avviamenti non riguarda solo le professioni più automatizzabili. L'incremento più rilevante in valore assoluto è quello delle professioni operative non qualificate a rischio medio, che crescono di 38.671 avviamenti, pari al +34%. Molto rilevante è anche la crescita delle professioni qualificate nelle attività commerciali e nei servizi a basso rischio, pari a +30.404 avviamenti e +41%.

Figura 16.
Variazione avviamenti per classe di rischio di automazione e macrocategoria professionale, 2012-2025



Fonte: nostre elaborazioni su dati Sistema Informativo Lavoro - Regione Toscana

Tra le professioni ad alto rischio, gli incrementi assoluti più consistenti riguardano le professioni qualificate nelle attività commerciali e nei servizi, le professioni operative non qualificate e i conduttori di impianti, operai di macchinari e conducenti. Il dato più marcato in termini percentuali è quello delle professioni operative non qualificate ad alto rischio, che crescono del 109%, passando da 8.391 a 17.535 avviamenti. Il raddoppio è significativo, ma l'aumento assoluto resta inferiore rispetto alla crescita delle professioni operative non qualificate a rischio medio.

Nel complesso, la dinamica degli avviamenti segnala una crescita generalizzata, non una sostituzione progressiva delle professioni meno esposte con quelle ad alto rischio. L'automazione potenziale convive con l'espansione di attività operative, commerciali, di servizio e qualificate che si collocano in tutte le fasce di rischio.

5. DISCUSSIONE E CONCLUSIONI

Il presente lavoro ha utilizzato l'indicatore task-based di Bannò et al. (2021) per analizzare l'esposizione potenziale al rischio di automazione nel mercato del lavoro toscano. La distribuzione dei valori conferma che il rischio considerato è legato soprattutto alla routinarietà e alla standardizzabilità delle mansioni. Le professioni più esposte sono quelle in cui le attività possono essere codificate in procedure: assemblaggio, produzione in serie, conduzione di macchinari, gestione amministrativa e commerciale routinaria. Le professioni meno esposte sono invece quelle che richiedono giudizio, adattamento, relazione, competenze specialistiche o manualità non standardizzabile.

Nel complesso, l'analisi consente di rispondere in modo articolato alla domanda di partenza: quanta parte dell'occupazione toscana risulta potenzialmente esposta all'automazione e quali lavoratori, settori e professioni appaiono più vulnerabili?

La prima evidenza è che, in Toscana, la quota prevalente degli occupati nel 2025 si colloca nella fascia intermedia del rischio di automazione. Oltre la metà degli occupati appartiene infatti a professioni a

rischio medio, mentre la quota associata a professioni ad alto rischio è più contenuta, pur rimanendo non trascurabile. Questo risultato è coerente con l'impostazione task-based adottata nell'analisi, che tende a produrre stime meno estreme rispetto agli approcci occupation-based, poiché non considera automaticamente automatizzabile l'intera professione, ma tiene conto della composizione delle mansioni svolte al suo interno (Arntz et al., 2016; Nedelkoska e Quintini, 2018; Bannò et al., 2021).

In questo senso, l'evidenza toscana suggerisce di spostare l'attenzione da una lettura dell'automazione come minaccia immediata di sostituzione di massa a una lettura più sfumata: per una parte molto ampia dell'occupazione, il cambiamento tecnologico sembra configurarsi soprattutto come trasformazione dei contenuti del lavoro, delle competenze richieste e dell'organizzazione delle mansioni. La seconda evidenza riguarda la natura del rischio. L'esposizione all'automazione non coincide semplicemente con il basso livello di qualificazione, né con una bassa retribuzione. La letteratura sul routine-biased technological change ha mostrato come il fattore decisivo non sia tanto il livello formale di competenza, quanto il contenuto routinario, codificabile e standardizzabile delle attività svolte (Autor et al., 2003; Acemoglu e Autor, 2011).

Per questo motivo, tra le professioni più esposte non compaiono soltanto mansioni operaie, produttive e di conduzione di macchinari, ma anche attività tecniche, amministrative, commerciali e finanziarie. Di contro, risultano meno esposte le professioni nelle quali il lavoro richiede giudizio professionale, adattamento al contesto, interazione sociale, competenze specialistiche, creatività applicata o manualità esperta. Il discrimine principale, quindi, non è il settore in sé, né la posizione gerarchica della professione, ma il contenuto effettivo delle mansioni. Questo elemento conferma anche quanto osservato da Caravella e Menghini (2018), secondo cui le professioni basate su competenze creative e sociali risultano meno sostituibili rispetto a quelle fondate prevalentemente su attività routinarie. Questo aspetto emerge anche osservando il rapporto tra rischio di automazione e retribuzione. L'alto rischio è presente nella parte bassa della distribuzione del reddito, ma ricompare anche in fasce più elevate. Tra le professioni ad alto rischio convivono infatti profili molto diversi: da un lato occupazioni tecniche, amministrative e di intermediazione relativamente più remunerate; dall'altro professioni dei servizi, del commercio, della ristorazione e della produzione con retribuzioni più contenute.

La letteratura internazionale tende a individuare una relazione negativa tra rischio di automazione, salari e livelli di istruzione (Frey e Osborne, 2017; Nedelkoska e Quintini, 2018), ma i nostri risultati suggeriscono una lettura più articolata: il rischio elevato non coincide automaticamente con la vulnerabilità economica tradizionale. Esistono lavoratori a basso salario esposti, ma anche lavoratori relativamente meglio collocati che svolgono mansioni altamente procedurali e quindi potenzialmente automatizzabili. Dal punto di vista socio-demografico, il profilo dei lavoratori più esposti è definito in particolare da età, titolo di studio e genere. L'esposizione appare più elevata tra gli uomini e nelle classi di età centrali e mature, mentre risulta più contenuta tra i lavoratori con titolo universitario. La minore esposizione associata ai livelli di istruzione più elevati è coerente con la letteratura, che evidenzia come il rischio di automazione tenda a ridursi al crescere del livello di istruzione e delle competenze, anche perché i lavoratori più istruiti sono più spesso impiegati in mansioni meno routinarie e più complementari alla tecnologia (Nedelkoska e Quintini, 2018; Bannò et al., 2021).

Anche Caravella e Menghini (2018), nel caso italiano, individuano una maggiore probabilità di sostituzione per le professioni associate a livelli di istruzione più bassi. Il titolo di studio superiore, tuttavia, non deve essere letto come una protezione assoluta, ma come un fattore associato a una minore probabilità di svolgere mansioni routinarie e standardizzabili. Le stesse analisi task-based mostrano infatti che, all'interno di una medesima professione, la composizione delle attività può variare sensibilmente tra lavoratori e contesti organizzativi (Arntz et al., 2016; Nedelkoska e Quintini, 2018). Anche in questo caso, il dato suggerisce che le politiche formative non possono limitarsi ad aumentare genericamente i livelli di istruzione, ma devono intervenire sulla capacità dei lavoratori di spostarsi verso compiti complementari alle tecnologie: problem solving, gestione di processi complessi, capacità relazionali, competenze digitali applicate e adattamento organizzativo. L'analisi settoriale conferma che il rischio è fortemente legato alla composizione professionale interna dei comparti. Questo risultato è in linea con Nedelkoska e Quintini (2018), che mostrano come le differenze nel rischio di automazione tra paesi dipendano in misura rilevante dall'organizzazione delle mansioni all'interno dei settori e dal diverso mix professionale, più che dalla sola struttura settoriale dell'economia.

Nel caso toscano, le attività finanziarie e assicurative, il trasporto e magazzinaggio, l'industria in senso stretto e alcune componenti degli alberghi e ristoranti mostrano quote più elevate di professioni ad alto rischio. Si tratta di comparti nei quali pesano, con intensità diversa, attività informative standardizzabili, mansioni logistiche e operative, processi produttivi ripetitivi o procedure di servizio codificabili. Al

contrario, istruzione, sanità, pubblica amministrazione, servizi alla persona e servizi a maggiore contenuto relazionale risultano relativamente meno esposti, coerentemente con il ruolo protettivo esercitato da compiti di cura, relazione, giudizio e adattamento al contesto. Tuttavia, anche nei settori più vulnerabili la classe ad alto rischio non assorbe la maggioranza dell'occupazione o degli avviamenti. La fascia intermedia resta dominante, confermando che il tema principale non è solo la sostituzione dei lavoratori, ma la trasformazione delle mansioni e dei fabbisogni di competenze.

Un risultato particolarmente rilevante emerge dall'analisi degli avviamenti. Se si assumesse una relazione meccanica tra rischio di automazione e domanda di lavoro, ci si potrebbe attendere una progressiva riduzione degli avviamenti nelle professioni più esposte. I dati mostrano invece un quadro diverso. Tra il 2012 e il 2025 gli avviamenti ad alto rischio non diminuiscono: crescono in valore assoluto e mantengono una quota sostanzialmente stabile sul totale. La loro incidenza oscilla infatti entro un intervallo ristretto e non mostra una tendenza netta alla contrazione. Questo risultato indica che il rischio potenziale di automazione non si traduce automaticamente, almeno nel periodo osservato, in una riduzione della domanda di lavoro per le professioni più esposte. Questa apparente distanza tra rischio tecnologico e dinamica degli avviamenti è uno dei messaggi centrali della nota. Il rischio di automazione misura una vulnerabilità potenziale delle mansioni, non l'effettiva sostituzione dei lavoratori. Perché tale rischio si trasformi in riduzione occupazionale devono intervenire molte condizioni: convenienza economica dell'investimento tecnologico, capacità organizzativa delle imprese, disponibilità di competenze, dimensione aziendale, struttura settoriale, intensità del turnover, regolazione del lavoro e tempi di diffusione delle innovazioni. In un sistema produttivo come quello toscano e italiano, caratterizzato da una presenza rilevante di piccole e medie imprese e da una diffusione non uniforme delle tecnologie avanzate, il potenziale tecnico di automazione può rimanere a lungo superiore alla sua effettiva implementazione.

La dinamica degli avviamenti mostra inoltre che molti settori ad alta intensità di lavoro continuano a generare domanda anche per professioni esposte. È il caso, ad esempio, di alberghi e ristoranti e dell'industria in senso stretto, che contribuiscono in misura rilevante al totale degli avviamenti ad alto rischio. Ciò significa che una professione può essere tecnicamente automatizzabile e, allo stesso tempo, continuare a essere richiesta dal mercato del lavoro, almeno finché l'automazione non diventa economicamente conveniente, organizzativamente praticabile e sufficientemente diffusa. In altri termini, l'elevato rischio non identifica necessariamente professioni in declino, ma professioni nelle quali il contenuto del lavoro potrebbe cambiare in modo significativo. Da questo punto di vista, il risultato sugli avviamenti suggerisce una lettura prudente ma non rassicurante. Il fatto che le professioni ad alto rischio continuino a generare flussi di lavoro non significa che siano immuni dalla trasformazione tecnologica. Significa piuttosto che l'automazione, nella fase osservata, non ha ancora prodotto una ricomposizione evidente della domanda di lavoro a sfavore di queste professioni. La vulnerabilità rimane quindi latente: può non manifestarsi come riduzione immediata degli avviamenti, ma come progressiva modifica delle mansioni, richiesta di nuove competenze, aumento della pressione sui salari, maggiore instabilità dei percorsi o selezione tra lavoratori più e meno capaci di adattarsi. La conclusione principale è dunque duplice.

Da un lato, non emergono evidenze di una sostituzione generalizzata del lavoro nelle professioni ad alto rischio: la domanda continua a esprimersi anche in questi ambiti e la quota degli avviamenti più esposti resta relativamente stabile. Dall'altro lato, la forte presenza di occupati e avviamenti nella fascia di rischio medio indica che una parte molto ampia del mercato del lavoro toscano è potenzialmente interessata da processi di trasformazione tecnologica. Il problema non riguarda quindi soltanto una minoranza di professioni "a rischio alto", ma un'area molto più ampia di lavori che potrebbero essere riorganizzati, integrati o parzialmente automatizzati.

6. IMPLICAZIONI DI POLICY

Le implicazioni di policy devono essere lette alla luce della natura potenziale dell'indicatore. Il rischio di automazione non misura una sostituzione già avvenuta, ma una condizione di vulnerabilità tecnica e organizzativa. Proprio per questo, esso può essere utile per anticipare bisogni di formazione, riqualificazione e accompagnamento delle transizioni.

Una prima indicazione riguarda la necessità di non concentrare l'attenzione esclusivamente sugli occupati con professioni ad alto rischio. Queste rappresentano certamente un'area da monitorare, ma

la componente più ampia del mercato del lavoro toscano si colloca nella fascia intermedia. Le politiche dovrebbero quindi rivolgersi non solo ai lavoratori potenzialmente sostituibili, ma anche a quelli coinvolti in processi di trasformazione delle mansioni.

Una seconda indicazione riguarda la formazione. Per i lavoratori delle professioni ad alto rischio, la riqualificazione dovrebbe favorire il passaggio verso mansioni meno standardizzabili o più complementari alle tecnologie. Per i lavoratori a rischio medio, appare invece centrale l'aggiornamento continuo: competenze digitali, uso di strumenti automatizzati, gestione dei dati, problem solving, capacità organizzative e competenze relazionali. Questa distinzione è coerente con Nedelkoska e Quintini (2018), che attribuiscono alla formazione degli adulti un ruolo cruciale per accompagnare i lavoratori esposti all'automazione verso nuove opportunità professionali. Il punto critico, tuttavia, è che proprio i lavoratori più esposti risultano spesso meno coinvolti in attività formative, sia sul lavoro sia fuori dal lavoro. Ne deriva che la formazione non dovrebbe essere concepita come risposta emergenziale, ma come infrastruttura permanente di accompagnamento al cambiamento tecnologico, capace di raggiungere anche i gruppi che hanno minori opportunità di aggiornamento. Una terza linea di intervento riguarda il rapporto tra innovazione e organizzazione del lavoro nelle imprese. Gli incentivi all'adozione di tecnologie dovrebbero essere collegati a percorsi di valorizzazione delle competenze e riorganizzazione del lavoro. Non è sufficiente sostenere l'acquisto di macchinari, software o sistemi digitali: occorre promuovere modelli di innovazione capaci di aumentare la produttività senza tradursi esclusivamente in sostituzione occupazionale o peggioramento della qualità del lavoro.

La distinzione tra automazione potenziale e automazione effettiva è, da questo punto di vista, essenziale. Bannò et al. (2021) sottolineano infatti che il passaggio dal rischio tecnico alla sostituzione reale dipende da molte condizioni: fattibilità tecnica, scelte delle imprese, caratteristiche del sistema produttivo, dimensione aziendale, contesto istituzionale e norme del lavoro. Anche Arntz et al. (2016) invitano a non confondere il rischio di automazione con perdite occupazionali certe, perché l'adozione delle tecnologie è un processo graduale e mediato da vincoli economici, organizzativi, legali e sociali. Una quarta indicazione riguarda la creazione di nuova occupazione in ambiti meno esposti e ad alta utilità sociale. Cura, sanità², istruzione, servizi alla persona, transizione ecologica, manutenzione del territorio, cultura, turismo di qualità e servizi digitali possono rappresentare aree importanti per assorbire lavoro e orientare lo sviluppo verso attività a maggiore contenuto relazionale, cognitivo, tecnico e territoriale. Questa prospettiva è coerente con la letteratura che interpreta il cambiamento tecnologico non solo come distruzione di mansioni, ma anche come riallocazione del lavoro verso nuovi compiti, nuovi settori e nuove complementarità tra capitale e lavoro (Arntz et al., 2016; Nedelkoska e Quintini, 2018; Bannò et al., 2021). In questa chiave, l'obiettivo delle politiche non è frenare l'innovazione, ma orientarla verso traiettorie capaci di generare nuova domanda di lavoro e di migliorare la qualità dell'occupazione. Infine, anche quando l'automazione non produce disoccupazione, può incidere sui salari, sulla stabilità dei rapporti, sul potere contrattuale e sulla qualità dell'occupazione. Nedelkoska e Quintini (2018) richiamano la relazione tra rischio di automazione e dinamiche salariali, mentre Bannò et al. (2021) sottolineano la necessità di affiancare alle politiche formative anche strumenti di sostegno ai salari e ai redditi per alcune tipologie di lavoratori. Restano quindi rilevanti strumenti di protezione del reddito, politiche salariali, contrattazione collettiva e misure di accompagnamento nelle transizioni, con particolare attenzione ai lavoratori con minore capacità di riconversione e ai territori più specializzati in mansioni routinarie. L'automazione, in altri termini, non va letta soltanto come un problema di quantità di occupazione, ma anche come una questione di distribuzione dei benefici dell'innovazione e di qualità sociale del lavoro.

² Con riferimento alla sanità, questa indicazione trova sostegno nelle stime IRPET sul valore economico e sociale del Servizio sanitario toscano, secondo cui la spesa sanitaria regionale non rappresenta soltanto una voce di spesa pubblica, ma attiva produzione, valore aggiunto e occupazione lungo una filiera ampia di servizi e attività collegate; in particolare, essa contribuisce alla creazione di lavoro in un comparto caratterizzato da livelli relativamente elevati di qualificazione, stabilità contrattuale e retribuzione, mostrando come l'investimento in settori ad alta utilità sociale possa combinare tutela dei bisogni collettivi, sviluppo economico e qualità dell'occupazione (Nota IRPET n. 40/2025).

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- Acemoglu, D. (2002), Technical change, inequality, and the labor market, in *Journal of Economic Literature*, vol. 40, n. 1, pp. 7-72.
- Acemoglu, D., Autor, D.H. (2011), Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings, in *Handbook of Labor Economics*, vol. 4, pp. 1043-1171.
- Acemoglu, D., Restrepo, P. (2019), Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor, in *Journal of Economic Perspectives*, vol. 33, n. 2, pp. 3-30.
- Acemoglu, D., Restrepo, P. (2020), Robots and jobs: Evidence from US labor markets, in *Journal of Political Economy*, vol. 128, n. 6, pp. 2188-2244.
- Aghion, P., Antonin, C., Bunel, S., Jaravel, X. (2020), What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France.
- Aksoy, C.G., Özcan, B., Philipp, J. (2021), Robots and the gender pay gap in Europe, in *European Economic Review*, vol. 134, 103693.
- Alahakoon, A.M.A.R.B., Bandara, G.A.I.M. (2023), Analyzing the socio-economic impact of automation and job displacement, in *Journal of Research Technology and Engineering*, vol. 4, n. 3, pp. 22-29.
- Albinowski, M., Lewandowski, P. (2024), The impact of ICT and robots on labour market outcomes of demographic groups in Europe, in *Labour Economics*, vol. 87, 102481.
- Autor, D.H., Dorn, D. (2013), The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market, in *American Economic Review*, vol. 103, n. 5, pp. 1553-1597.
- Autor, D.H., Katz, L.F., Kearney, M.S. (2006), The polarization of the U.S. labor market, in *American Economic Review*, vol. 96, n. 2, pp. 189-194.
- Autor, D.H., Levy, F., Murnane, R.J. (2003), The skill content of recent technological change: An empirical exploration, in *Quarterly Journal of Economics*, vol. 118, n. 4, pp. 1279-1333.
- Balsmeier, B., Woerter, M. (2019), Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction, in *Research Policy*, vol. 48, n. 8, 103765.
- Bannò, M., Filippi, E., Trento, S. (2021), Rischi di automazione delle occupazioni: una stima per l'Italia, in *Stato e mercato*, vol. 41, n. 3, pp. 315-350.
- Barth, E., Roed, M., Schøne, P., Umblijs, J. (2020), How robots change within-firm wage inequality, IZA Discussion Papers.
- Beaudry, P., Green, D.A., Sand, B.M. (2016), The great reversal in the demand for skill and cognitive tasks, in *Journal of Labor Economics*, vol. 34, n. S1, pp. S199-S247.
- Benmelech, E., Zator, M. (2025), Robots and firm investment, in *Journal of Financial Economics*, vol. 174, 104183.
- Bessen, J., Goos, M., Salomons, A., van den Berge, W. (2020), Firm-level automation: Evidence from the Netherlands, in *AEA Papers and Proceedings*, vol. 110, pp. 389-393.
- Borjas, G.J., Freeman, R.B. (2019), From immigrants to robots: The changing locus of substitutes for workers, in *RSF: The Russell Sage Foundation Journal of the Social Sciences*, vol. 5, n. 5, pp. 22-42.
- Caravella, S., Menghini, M. (2018), Race against the machine. Gli effetti della quarta rivoluzione industriale sulle professioni e sul mercato del lavoro, in *L'industria*, vol. 39, n. 1, pp. 43-68.
- Chiacchio, F., Petropoulos, G., Pichler, D. (2018), The impact of industrial robots on EU employment and wages: A local labour market approach, Bruegel Working Paper.
- Compagnucci, F., Gentili, A., Valentini, E., Gallegati, M. (2019), Robotization and labour dislocation in the manufacturing sectors of OECD countries: A panel VAR approach, in *Applied Economics*, vol. 51, n. 57, pp. 6127-6138.
- Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., Woessner, N. (2018), Adjusting to robots: Worker-level evidence, *Opportunity and Inclusive Growth Institute Working Papers*, n. 13, pp. 1-50.
- Deng, L., Plümpe, V., Stegmaier, J. (2024), Robot adoption at German plants, in *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*, vol. 244, n. 3, pp. 201-235.
- Eurostat (2025), Usage of AI technologies increasing in EU enterprises, *Eurostat News*.
- Eurostat (2026), The use of artificial intelligence (AI) technologies in the European Union, Eurostat.
- Faraoni, N. (2017), *I fabbisogni di competenze 4.0 del sistema produttivo toscano*, Istituto Regionale per la Programmazione Economica della Toscana (IRPET).

- Filippi, E., Bannò, M., Trento, S. (2023), Automation technologies and their impact on employment: A review, synthesis and future research agenda, in *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 191, 122448.
- Frey, C.B., Osborne, M.A. (2017), The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?, in *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, pp. 254-280.
- Ge, S., Zhou, Y. (2020), Robots, computers, and the gender wage gap, in *Journal of Economic Behavior & Organization*, vol. 178, pp. 194-222.
- Goos, M., Manning, A. (2007), Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain, in *The Review of Economics and Statistics*, vol. 89, n. 1, pp. 118-133.
- Graetz, G., Michaels, G. (2018), Robots at work, in *Review of Economics and Statistics*, vol. 100, n. 5, pp. 753-768.
- Guarascio, D., Piccirillo, A., Reljic, J. (2025), Robots vs. workers: Evidence from a meta-analysis, in *Journal of Economic Surveys*.
- Hicks, J.R. (1932), *The Theory of Wages*, London, Macmillan.
- ISTAT (2025), *Imprese e ICT – Anno 2024*, Comunicato stampa.
- Katz, L.F., Murphy, K.M. (1992), Changes in relative wages, 1963-1987: Supply and demand factors, in *Quarterly Journal of Economics*, vol. 107, n. 1, pp. 35-78.
- Keynes, J.M. (1933 [1930]), Economic possibilities for our grandchildren, in *Essays in Persuasion*, vol. 9, pp. 358-373.
- Koch, M., Manuylov, I., Smolka, M. (2021), Robots and firms, in *The Economic Journal*, vol. 131, n. 638, pp. 2553-2584.
- Mann, K., Püttmann, L. (2023), Benign effects of automation: New evidence from patent texts, in *Review of Economics and Statistics*, vol. 105, n. 3, pp. 562-579.
- Marx, K. (1867), *Capital: A Critique of Political Economy*, Volume I, Chapter 15, “Machinery and Modern Industry”.
- Montobbio, F., Staccioli, J., Virgillito, M.E., Vivarelli, M. (2024), The empirics of technology, employment and occupations: Lessons learned and challenges ahead, in *Journal of Economic Surveys*, vol. 38, n. 5, pp. 1622-1655.
- Nedelkoska, L., Quintini, G. (2018), Automation, skills use and training, OECD Social, Employment and Migration Working Papers, n. 202, OECD Publishing, Paris.
- Pigou, A.C. (1933), *The Theory of Unemployment*, London, Macmillan.
- Regione Toscana – Ufficio regionale di statistica (2025), *Rapporto annuale 2025: le ICT nelle imprese toscane con almeno 10 addetti*, Regione Toscana, Direzione Sistemi informativi, infrastrutture tecnologiche e innovazione.
- Ricardo, D. (1821), *On the Principles of Political Economy and Taxation*, 3rd ed., Chapter XXXI, “On Machinery”.
- Schumpeter, J.A. (2013), *Capitalism, Socialism and Democracy*, Routledge.
- Vivarelli, M. (1995), *The Economics of Technology and Employment: Theory and Empirical Evidence*, Aldershot, Edward Elgar.
- Vivarelli, M. (2007), Innovation and employment: A survey, IZA Discussion Paper, n. 2621.
- Vivarelli, M. (2015), Innovation and employment, in *IZA World of Labor*, 154.

APPENDICE

Tabella A1. 50 professioni a 5 digits con il rischio di automazione più elevato (Bannò et al., 2021)

Professione a 5 digits	Rischio di Automazione
Tecnici dell'organizzazione e della gestione dei fattori produttivi	0,88
Tecnici della produzione di servizi	0,88
Corrispondenti in lingue estere e professioni assimilate	0,88
Assemblatori e cablatori di apparecchiature elettriche	0,86
Assemblatori in serie di articoli in metallo, in gomma e in materie plastiche	0,86
Assemblatori in serie di parti di macchine	0,86
Assemblatori e cablatori di apparecchiature elettroniche e di telecomunicazioni	0,86
Assemblatori in serie di articoli industriali compositi	0,86
Assemblatori in serie di articoli in legno e in materiali assimilati	0,86
Assemblatori in serie di articoli in cartone, in tessuto e materie assimilate	0,86
Cassieri di esercizi commerciali	0,84
Addetti alla vendita di biglietti	0,84
Artigiani e addetti alle tintolavanderie	0,83
Addetti a macchinari per la produzione in serie di calzature	0,83
Addetti a telai meccanici e a macchinari per la tessitura e la maglieria	0,83
Operai addetti a macchinari industriali per confezioni di abbigliamento in stoffa e assimilati	0,83
Addetti a macchinari per la filatura e la bobinatura	0,83
Altri operai addetti a macchinari dell'industria tessile e delle confezioni ed assimilati	0,83
Addetti ai macchinari per il trattamento di pulitura a secco, candeggio e tintura di filati e tessuti industriali	0,83
Addetti a macchinari per la stampa dei tessuti	0,83
Addetti a macchinari industriali per la preparazione di pelli e pellicce	0,83
Addetti a macchinari per la produzione in serie di articoli in pelle e pelliccia	0,83
Addetti all'immissione dati	0,83
Addetti alla videoscrittura, dattilografi, stenografi e professioni assimilate	0,83
Cuochi in alberghi e ristoranti	0,82
Conducenti di mezzi pesanti e camion	0,81
Conducenti di autobus, di tram e di filobus	0,81
Tecnici della vendita e della distribuzione	0,81
Agenti di commercio	0,81
Agenti assicurativi	0,81
Rappresentanti di commercio	0,81
Approvvigionatori e responsabili acquisti	0,81
Tecnici dei contratti di scambio, a premi e del recupero crediti	0,81
Tecnici della locazione finanziaria	0,81
Agenti di borsa e cambio, tecnici dell'intermediazione titoli e professioni assimilate	0,81
Addetti a macchine confezionatrici e al confezionamento di prodotti industriali	0,80
Conducenti di impianti per la lavorazione del vetro	0,80
Conducenti di caldaie a vapore e di motori termici in impianti industriali	0,80
Conducenti di impianti per la formatura di articoli in ceramica e terracotta	0,80
Conducenti di forni per la produzione del vetro	0,80
Conducenti di forni per la produzione di articoli in ceramica e terracotta	0,80
Conducenti di impianti per la formatura di laterizi	0,80
Conducenti di impianti per dosare, miscelare ed impastare materiali per la produzione del vetro, della ceramica e dei laterizi	0,80
Conducenti di forni per la produzione di laterizi	0,80
Conducenti di caldaie ed altre attrezzature navali	0,80
Macellai e abbattitori di animali	0,77
Pasticcieri e cioccolatai	0,77
Panettieri	0,77
Artigiani ed operai specializzati delle lavorazioni artigianali casearie	0,77
Pastai	0,77

Tabella A2. 50 professioni a 5 digits con il rischio di automazione più basso (Bannò et al., 2021)

Professione a 5 digits	Rischio di Automazione
Ingegneri elettronici	0,04
Ingegneri elettrotecnici	0,04
Ingegneri in telecomunicazioni	0,04
Ingegneri progettisti di hardware	0,04
Ingegneri della automazione	0,04
Idraulici nelle costruzioni civili	0,04
Installatori di infissi e serramenti	0,04
Riparatori e manutentori di apparecchi e impianti termoidraulici industriali	0,04
Piastrellisti e rivestimentisti in pietra e materiali assimilati	0,04
Installatori e montatori di apparecchi e impianti termoidraulici industriali	0,04
Installatori di impianti termici nelle costruzioni civili	0,04
Posatori di pavimenti	0,04
Intonacatori	0,04
Vetrai	0,04
Copritetti e impermeabilizzatori di solai	0,04
Installatori di impianti di isolamento e insonorizzazione	0,04
Parchettisti e posatori di pavimenti e rivestimenti sintetici e in legno	0,04
Rifinitori di pavimenti	0,04
Baristi e professioni assimilate	0,05
Camerieri di ristorante	0,05
Camerieri di albergo	0,05
Avvocati	0,05
Esperti legali in imprese	0,05
Magistrati	0,05
Esperti legali in enti pubblici	0,05
Notai	0,05
Acconciatori	0,08
Estetisti e truccatori	0,08
Massaggiatori ed operatori termali	0,08
Ingegneri edili e ambientali	0,09
Ingegneri meccanici	0,09
Ingegneri industriali e gestionali	0,09
Ingegneri chimici e petroliferi	0,09
Ingegneri biomedici e bioingegneri	0,09
Ingegneri energetici e nucleari	0,09
Ingegneri aerospaziali e astronautici	0,09
Ingegneri dei materiali	0,09
Ingegneri navali	0,09
Ingegneri metallurgici	0,09
Ingegneri idraulici	0,09
Ingegneri minerari	0,09
Biologi e professioni assimilate	0,11
Agronomi e forestali	0,11
Farmacologi e assimilati	0,11
Tecnologi alimentari	0,11
Biotechnologi	0,11
Microbiologi	0,11
Zoologi	0,11
Biochimici	0,11
Ecologi	0,11

Tabella A3. 50 professioni a 5 digits con il rischio di automazione e reddito più elevato

Professione a 5 digits	Rischio di Automazione	Reddito medio della professione
Attrezzatori e montatori di cavi metallici per uso industriale e di trasporto	0,74	2.200
Periti, valutatori di rischio e liquidatori	0,74	2.104
Tecnici statistici	0,74	2.100
Tecnici del lavoro bancario	0,74	1.962
Ufficiali della guardia di finanza	0,75	1.888
Ufficiali della Polizia di Stato	0,75	1.867
Tecnici della gestione finanziaria	0,74	1.823
Tecnici della vendita e della distribuzione	0,81	1.804
Approvvigionatori e responsabili acquisti	0,81	1.756
Tecnici dell'organizzazione e della gestione dei fattori produttivi	0,88	1.646
Tecnici dei servizi di sicurezza dei vigili urbani	0,75	1.615
Tecnici dei servizi di sicurezza dei vigili del fuoco	0,75	1.615
Tecnici della produzione di servizi	0,88	1.606
Conduttori di carrelli elevatori	0,75	1.571
Tecnici dei servizi pubblici di concessioni licenze	0,75	1.570
Tecnici dei servizi pubblici per il rilascio di certificazioni e documentazioni personali	0,75	1.570
Lattonieri e calderai	0,74	1.550
Agenti di commercio	0,81	1.546
Conduttori di macchinari per il movimento terra	0,75	1.525
Rappresentanti di commercio	0,81	1.508
Addetti alla gestione del personale	0,71	1.505
Conduttori di mezzi pesanti e camion	0,81	1.504
Specialisti nell'educazione e nella formazione di soggetti diversamente abili	0,74	1.495
Conduttori di forni per la produzione del vetro	0,80	1.491
Conduttori di impianti per la lavorazione del vetro	0,80	1.491
Formatori e animatori	0,74	1.460
Conduttori di autobus, di tram e di filobus	0,81	1.437
Tecnici dei contratti di scambio, a premi e del recupero crediti	0,81	1.423
Addetti a macchine confezionatrici e al confezionamento di prodotti industriali	0,80	1.417
Carpentieri e montatori di carpenteria metallica	0,74	1.405
Assemblatori e cablatori di apparecchiature elettriche	0,86	1.404
Saldatori elettrici e a norme ASME	0,74	1.397
Assemblatori in serie di parti di macchine	0,86	1.393
Saldatori e tagliatori a fiamma	0,74	1.382
Assemblatori in serie di articoli in metallo, in gomma e in materie plastiche	0,86	1.355
Addetti a macchinari per la filatura e la bobinatura	0,83	1.353
Assemblatori e cablatori di apparecchiature elettroniche e di telecomunicazioni	0,86	1.331
Insegnanti di strumenti musicali	0,74	1.322
Insegnanti di lingue	0,74	1.322
Addetti alla vendita di biglietti	0,84	1.322
Agenti assicurativi	0,81	1.298
Macellai e abbattitori di animali	0,77	1.294
Norcini	0,77	1.294
Pesciaioli	0,77	1.294
Pasticcieri e cioccolatai	0,77	1.292
Gelatai	0,77	1.292
Conservieri	0,77	1.292
Conduttori di caldaie a vapore e di motori termici in impianti industriali	0,80	1.292
Addetti allo smistamento e al recapito della posta	0,71	1.269
Contabili	0,74	1.268

Tabella A4. 50 professioni a 5 digits con il rischio di automazione più elevato e reddito più basso

Professione a 5 digits	Rischio di Automazione	Reddito medio della professione
Addetti a biblioteche e professioni assimilate	0,71	530
Addetti di agenzie per il disbrigo di pratiche e professioni assimilate	0,71	830
Operai addetti a macchinari industriali per confezioni di abbigliamento in stoffa e assimilati	0,83	843
Addetti alla preparazione e alla cottura di cibi in imprese per la ristorazione collettiva	0,73	857
Addetti alla preparazione, alla cottura e alla vendita di cibi in fast food, tavole calde, rosticcerie ed esercizi assimilati	0,73	857
Addetti al banco nei servizi di ristorazione	0,73	857
Personale non qualificato nei servizi di ristorazione	0,73	939
Altri operai addetti a macchinari dell'industria tessile e delle confezioni ed assimilati	0,83	990
Panettieri	0,77	1.000
Pastai	0,77	1.000
Cuochi in alberghi e ristoranti	0,82	1.025
Artigiani e addetti alle tintolavanderie	0,83	1.028
Addetti ad archivi, schedari e professioni assimilate	0,71	1.037
Conduttori di trattori agricoli	0,75	1.048
Conduttori di impianti per la formatura di articoli in ceramica e terracotta	0,80	1.050
Cassieri di esercizi commerciali	0,84	1.061
Addetti a macchinari per la stampa dei tessuti	0,83	1.066
Addetti all'immissione dati	0,83	1.104
Conduttori di gru e di apparecchi di sollevamento	0,75	1.117
Carrozzeri	0,74	1.139
Stampatori e piegatori di lamiere	0,74	1.139
Addetti a macchinari industriali per la preparazione di pelli e pellicce	0,83	1.156
Addetti a macchinari per la produzione in serie di articoli in pelle e pelliccia	0,83	1.156
Addetti ai macchinari per il trattamento di pulitura a secco, candeggio e tintura di filati e tessuti industriali	0,83	1.206
Addetti a macchinari per la produzione in serie di calzature	0,83	1.215
Artigiani ed operai specializzati delle lavorazioni artigianali casearie	0,77	1.224
Addetti a telai meccanici e a macchinari per la tessitura e la maglieria	0,83	1.225
Contabili	0,74	1.268
Amministratori di stabili e condomini	0,74	1.268
Addetti allo smistamento e al recapito della posta	0,71	1.269
Conduttori di caldaie a vapore e di motori termici in impianti industriali	0,80	1.292
Pasticcieri e cioccolatai	0,77	1.292
Gelatai	0,77	1.292
Conservieri	0,77	1.292
Macellai e abbattitori di animali	0,77	1.294
Norcini	0,77	1.294
Pesciaioli	0,77	1.294
Agenti assicurativi	0,81	1.298
Addetti alla vendita di biglietti	0,84	1.322
Insegnanti di strumenti musicali	0,74	1.322
Insegnanti di lingue	0,74	1.322
Assemblatori e cablatori di apparecchiature elettroniche e di telecomunicazioni	0,86	1.331
Addetti a macchinari per la filatura e la bobinatura	0,83	1.353
Assemblatori in serie di articoli in metallo, in gomma e in materie plastiche	0,86	1.355
Saldatori e tagliatori a fiamma	0,74	1.382
Assemblatori in serie di parti di macchine	0,86	1.393
Saldatori elettrici e a norme ASME	0,74	1.397
Assemblatori e cablatori di apparecchiature elettriche	0,86	1.404
Carpentieri e montatori di carpenteria metallica	0,74	1.405
Addetti a macchine confezionatrici e al confezionamento di prodotti industriali	0,80	1.417

Tabella A5. Quota avviamenti per classe di rischio di automazione e professione a 2 digits, 2025, Toscana

Professione a 2 digits	Basso	Medio	Alto
Membri dei corpi legislativi e di governo, dirigenti ed equiparati dell'amministrazione pubblica, nella magistratura, nei servizi di sanità, istruzione e ricerca e nelle organizzazioni di interesse nazionale e sovranazionale	0,83	0,17	0
Imprenditori, amministratori e direttori di grandi aziende	0,823	0,177	0
Imprenditori e responsabili di piccole aziende	0,633	0,367	0
Specialisti in scienze matematiche, chimiche, fisiche e naturali	0,787	0,213	0
Ingegneri, architetti e professioni assimilate	1	0	0
Specialisti nelle scienze della vita	0,972	0,028	0
Specialisti della salute	1	0	0
Specialisti in scienze umane, sociali, artistiche e gestionali	0,893	0,107	0
Specialisti della formazione e della ricerca	0,495	0,362	0,143
Specialisti nelle tecnologie dell'informazione e della comunicazione (ICT)	1	0	0
Professioni tecniche in campo scientifico, ingegneristico e della produzione	0,01	0,963	0,027
Professioni tecniche nelle scienze della salute e della vita	0	1	0
Professioni tecniche nell'organizzazione, amministrazione e nelle attività finanziarie e commerciali	0,228	0,259	0,513
Professioni tecniche nei servizi pubblici e alle persone	0,923	0,051	0,026
Addetti alle funzioni di segreteria e alle macchine da ufficio	0	0,927	0,073
Addetti ai movimenti di denaro e all'assistenza clienti	0,894	0,054	0,052
Addetti alla gestione amministrativa, contabile e finanziaria	0	1	0
Addetti alla raccolta, controllo, conservazione e recapito della documentazione	0	0,462	0,538
Professioni qualificate nelle attività commerciali	0,04	0,93	0,03
Professioni qualificate nelle attività ricettive e della ristorazione	0,692	0	0,308
Professioni qualificate nei servizi sanitari e sociali	1	0	0
Professioni qualificate nei servizi culturali	0,555	0,445	0
Professioni qualificate nei servizi alla persona	0,961	0,024	0,015
Professioni qualificate nei servizi di sicurezza	1	0	0
Artigiani e operai specializzati dell'industria estrattiva, dell'edilizia e della manutenzione degli edifici	0,118	0,882	0
Artigiani ed operai metalmeccanici specializzati e installatori e manutentori di attrezzature elettriche ed elettroniche	0,086	0,597	0,317
Artigiani ed operai specializzati della meccanica di precisione, dell'artigianato artistico, della stampa ed assimilati	0	1	0
Agricoltori e operai specializzati dell'agricoltura, delle foreste, della zootecnia, della pesca e della caccia	0,023	0,977	0
Artigiani e operai specializzati delle lavorazioni alimentari, del legno, del tessile, dell'abbigliamento, delle pelli, del cuoio e dell'industria dello spettacolo	0	0,797	0,203
Conduttori di impianti industriali	0	0,954	0,046
Operai semiqualeficati di macchinari fissi per la lavorazione in serie e operai addetti al montaggio	0	0,167	0,833
Operatori di macchinari fissi in agricoltura e nella industria alimentare	0	0,938	0,062
Conduttori di veicoli, di macchinari mobili e di sollevamento	0	0,391	0,609
Professioni non qualificate nel commercio e nei servizi	0	0,81	0,19
Professioni non qualificate nelle attività domestiche, ricreative e culturali	0	1	0
Professioni non qualificate nell'agricoltura, nella manutenzione del verde, nell'allevamento, nella silvicoltura e nella pesca	0	1	0
Professioni non qualificate nella manifattura, nell'estrazione di minerali e nelle costruzioni	0	1	0

Tabella A6. Quota avviamenti ad alto rischio di automazione per anno, 2012-2025

Anno	Avviamenti	Avviamenti ad alto rischio	Quota ad alto rischio	Media Mobile
2012	533.912	80.873	15%	
2013	560.644	83.599	15%	15%
2014	607.270	86.926	14%	15%
2015	673.850	98.053	15%	15%
2016	627.663	92.551	15%	15%
2017	697.566	106.299	15%	15%
2018	728.965	113.619	16%	16%
2019	693.225	111.343	16%	16%
2020	519.201	79.654	15%	16%
2021	644.876	103.587	16%	16%
2022	737.414	118.893	16%	16%
2023	724.031	118.458	16%	16%
2024	722.266	119.249	17%	16%
2025	699.613	113.530	16%	

Nota a cura di

E. Alberti, S. Duranti, L. Ravagli e N. Sciclone