

**Mariasole Bannò**  
**Emilia Filippi**  
**Sandro Trento**

# **Automazione e lavoro:** una ricerca su cambiamento tecnologico e impatto sull'occupazione



Mariasole Bannò  
Emilia Filippi  
Sandro Trento

*Automazione e lavoro: una ricerca su cambiamento tecnologico  
e impatto sull'occupazione*

Copyright © EGEA 2023

Prima edizione: maggio 2023

EGEA S.p.A.  
Via Salasco, 5 - 20136 Milano  
Tel. 02/5836.5751 - Fax 02/5836.5753  
egea.edizioni@unibocconi.it - www.egeaeditore.it

ISBN Ebook 978-88-238-8652-0



Quest'opera, e ogni sua parte, è protetta dalla legge sul diritto d'autore ed è pubblicata in questa versione digitale sotto la licenza *Creative Commons Attribuzione - Non commerciale - Non opere derivate 4.0 Internazionale* (CC BY-NC-ND 4.0).

Scaricando quest'opera, l'Utente accetta tutte le condizioni dell'accordo di licenza per l'opera come indicato e riportato sul sito: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0>

# INDICE

|                |   |
|----------------|---|
| Ringraziamenti | 1 |
| Introduzione   | 3 |

## **CAPITOLO 1 L'IMPATTO DELL'AUTOMAZIONE SULL'OCCUPAZIONE: COSA DICONO GLI ECONOMISTI?**

|       |  |    |
|-------|--|----|
| 1.1   | Dibattito dalla Rivoluzione Industriale all'inizio del XX secolo                 | 7  |
| 1.1.1 | Prima preoccupazione: distruzione nel breve termine e benefici nel lungo termine | 8  |
| 1.1.2 | Seconda preoccupazione: distruzione permanente                                   | 9  |
| 1.1.3 | Terza preoccupazione: effetto «deumanizzante» della tecnologia sul lavoro        | 10 |
| 1.2   | Dibattito dagli anni Sessanta del XX secolo a oggi                               | 10 |
| 1.2.1 | Prima preoccupazione: distruzione permanente                                     | 11 |
| 1.2.2 | Seconda preoccupazione: modifica permanente nelle skill e nel mix di lavori      | 11 |
| 1.3   | I cambiamenti nel mercato del lavoro dagli anni Cinquanta del XX secolo a oggi   | 12 |
| 1.3.1 | La Skill-Biased Technological Change hypothesis                                  | 13 |
| 1.3.2 | La Routine-Biased Technological Change hypothesis                                | 13 |

## **CAPITOLO 2 COME SI STIMA EMPIRICAMENTE L'IMPATTO DELL'AUTOMAZIONE SULL'OCCUPAZIONE?**

|       |  |    |
|-------|--|----|
| 2.1   | La probabilità di automazione delle professioni                    | 15 |
| 2.1.1 | L'occupation-based approach e il task-based approach: un confronto | 16 |
| 2.2   | La stima dell'impatto netto sull'occupazione                       | 17 |

---

### **CAPITOLO 3**

#### **EVIDENZE SULL'IMPATTO DELL'AUTOMAZIONE SULL'OCCUPAZIONE**

|      |                                  |    |
|------|----------------------------------|----|
| 3.1  | Livello sovranazionale           | 19 |
| 3.2  | Livello Paese                    | 20 |
| 3.3  | Livello regionale                | 23 |
| 3.4  | Livello del mercato del lavoro   | 23 |
| 3.5  | Livello settore                  | 24 |
| 3.6  | Livello impresa                  | 25 |
| 3.7  | Livello professione              | 27 |
| 3.8  | Livello lavoratore e lavoratrice | 29 |
| 3.9  | Livello attività lavorativa      | 31 |
| 3.10 | Riepilogo                        | 31 |

### **CAPITOLO 4**

#### **IL CONTESTO ITALIANO**

|       |   |    |
|-------|---|----|
| 4.1   | Caratteristiche generali delle imprese  | 33 |
| 4.1.1 | Composizione dimensionale e settoriale e diffusione territoriale                    | 33 |
| 4.1.2 | Proprietà e gestione  | 38 |
| 4.1.3 | Estensione territoriale delle vendite e internazionalizzazione                      | 39 |
| 4.1.4 | Dinamismo strategico, rapporti e collaborazioni tra imprese<br>e con altri soggetti | 41 |
| 4.2   | Innovazione in automazione e adozione di nuove tecnologie                           | 44 |
| 4.2.1 | Innovazione   | 44 |
| 4.2.2 | Adozione di nuove tecnologie  | 48 |
| 4.3   | Le risorse umane delle imprese  | 55 |
| 4.3.1 | Assunzione di risorse umane   | 55 |
| 4.3.2 | Formazione delle risorse umane  | 55 |
| 4.3.3 | Competenze digitali delle risorse umane   | 56 |
| 4.4   | Conclusioni   | 58 |

### **CAPITOLO 5**

#### **LA PROBABILITÀ DI AUTOMAZIONE DELLE CLASSI PROFESSIONALI E IL NUMERO DI LAVORATORI E LAVORATRICI A RISCHIO DI SOSTITUZIONE IN ITALIA**

|       |                 |    |
|-------|-----------------|----|
| 5.1   | Metodologia     | 61 |
| 5.1.1 | Dati            | 61 |
| 5.1.2 | Metodo di stima | 62 |

---

|       |   |    |
|-------|---|----|
| 5.2   | Risultati   | 64 |
| 5.2.1 | La probabilità di automazione delle classi professionali secondo l'occupation-based approach e il task-based approach | 64 |
| 5.2.2 | Il numero di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione   | 68 |

## **CAPITOLO 6**

### **UN MONDO SENZA LAVORO?**

|     |                                |    |
|-----|--------------------------------|----|
| 6.1 | Discussione dei risultati      | 75 |
| 6.2 | Alcune implicazioni analitiche | 77 |
| 6.3 | Implicazioni manageriali       | 78 |
| 6.4 | Implicazioni di policy         | 78 |

|              |    |
|--------------|----|
| Bibliografia | 81 |
|--------------|----|

|                       |    |
|-----------------------|----|
| Le Autrici e l'Autore | 93 |
|-----------------------|----|



## RINGRAZIAMENTI

Molte sono le persone a cui siamo riconoscenti.

Vogliamo ringraziare innanzitutto i colleghi e le colleghe che abbiamo incontrato durante i nostri percorsi. Sono stati tutti e tutte fonte di ottimi spunti per migliorare le nostre analisi. In particolare, vogliamo ringraziare Davide Dottori, Massimo Riccaboni, Michele Pezzoni, Enrico Zaninotto, Lapo Mola, Giovanni Legnani e Alberto Borboni per i preziosi consigli ricevuti.

Vogliamo ringraziare i referee anonimi che ci hanno dato consigli per migliorare la nostra ricerca in occasione di varie conferenze: Sinergie-SIMA Management Conference 2021 e 2022, International Labour and Employment Relations Association Conference 2021 (ILERA 2021), Theory and Applications in the Knowledge Economy Conference 2021 (TAKE 2021), Academy of Management Conference 2022, 5th International Conference on Gender Research (ICGR 2022), R&D Management conference 2022. Un ringraziamento va anche ai referee anonimi delle riviste Technological forecasting and social change, Piccola impresa/ Small Business, European Journal of Innovation Management, Stato e mercato.

Vogliamo ringraziare i gruppi di ricerca RES – Responsibility Equality and Sustainability del Dipartimento di Ingegneria Meccanica e Industriale dell'Università degli Studi di Brescia e STEIN (Strategy, Entrepreneurship and Innovation Lab) dell'Università degli Studi di Trento. Grazie a Marco Traversi, Camilla Federici, Chiara Leggerini, Andrea Franzoni, Tommaso Fornasari, Anna Brescianini e Erica Santini perché ognuno, con le proprie caratteristiche, svolge un ruolo fondamentale nella collaborazione stretta, costante e costruttiva che ci caratterizza.

Vogliamo ringraziare l'Ufficio Stampa e Relazioni Esterne dell'Università degli Studi di Trento per aver creduto nella qualità delle nostre ricerche e averci aiutato nella loro diffusione.

Da ultimo, ma non meno importante, un ringraziamento speciale va alle nostre famiglie, che ci sono sempre vicine nel nostro percorso e che sempre gioiscono con noi per i nostri successi.

Brescia e Trento, 15 maggio 2023

– If men have the talent to invent new machines that put men out of work, they have the talent to put those men back to work.

(J. F. Kennedy, 1962)

## INTRODUZIONE

Il cambiamento tecnologico è sempre stato considerato la principale fonte di progresso economico. Molti sono i benefici che ne derivano per l'economia e la società. Si pensi, per esempio, che le nuove tecnologie promuovono la crescita economica, aumentano la produttività, permettono lo sviluppo di nuovi prodotti e servizi, modificano la distribuzione della ricchezza, consentono nuovi modelli di business e di organizzazione, permettono l'ingresso di nuovi attori sul mercato. Se consideriamo l'aspetto sociale, le tecnologie trasformano il modo di vivere, di interagire e di lavorare e consentono un notevole aumento del tenore di vita.

Tuttavia, i cambiamenti tecnologici e le tecnologie di automazione possono causare disagi, soprattutto nei mercati del lavoro. Le preoccupazioni per la cosiddetta «disoccupazione tecnologica» (termine coniato da Keynes nel 1930) sono sempre esistite e risalgono all'inizio della prima rivoluzione industriale.

L'attuale rivoluzione tecnologica è caratterizzata dall'adozione pervasiva di tecnologie di automazione, ovvero tecnologie che hanno lo scopo di sostituire «l'apporto di manodopera umana con quello delle macchine per alcuni tipi di compiti all'interno dei processi economici» (nostra traduzione da Sostero, 2020, p. 3). Le tecnologie di automazione includono i robot industriali e l'intelligenza artificiale. I robot industriali comprendono macchine completamente autonome che sono progettate per eseguire attività lavorative manuali che in precedenza venivano svolte da lavoratori e lavoratrici (Acemoglu & Restrepo, 2020; Chiacchio *et al.*, 2018). L'intelligenza artificiale riguarda «le conoscenze e le tecniche sviluppate per rendere le macchine "intelligenti", cioè in grado di funzionare in modo appropriato anche attraverso la previsione del loro ambiente di applicazione» (Martinelli *et al.*, 2019, p. 6). È stata anche definita come «la capacità di una macchina di imitare il comportamento umano intelligente» (Aghion *et al.*, 2019, p. 150).

L'impatto delle tecnologie di automazione è tornato al centro del dibattito scientifico e del confronto pubblico negli ultimi anni (Lloyd & Payne, 2019; Schlogl *et al.*, 2021; Upchurch, 2018). Queste tecnologie sono infatti tra i fattori che hanno contribuito alla recente trasformazione radicale del mondo del lavoro (Cortes & Pan, 2019; Spencer, 2018). I progressi nelle tecnologie di automa-

zione sono stati notevoli negli ultimi due decenni (Skrbiš & Laughland-Booÿ, 2019) e queste tecnologie sono ora in grado di svolgere con un elevato grado di precisione alcune attività lavorative sempre più complesse e non di routine che fino a poco tempo fa erano considerate eseguibili solo dagli esseri umani (Arntz *et al.*, 2020; Frey & Osborne, 2017). Di conseguenza, le tecnologie di automazione possono potenzialmente sostituire lavoratori e lavoratrici impiegati/e in un numero crescente di professioni (Blanas *et al.*, 2019), non solo in quelle a bassa qualifica ma anche in quelle ad alta qualifica (Wajcman, 2017). Le preoccupazioni sulla sostituzione di lavoratori e lavoratrici sono pertanto molto elevate (Mondolo, 2021), dato che le persone potrebbero avere difficoltà a competere con le macchine (Acemoglu & Restrepo, 2018b; Hogarth, 2017). A ciò si aggiunge la costante diminuzione del costo delle tecnologie di automazione, aspetto che può favorire notevolmente la loro diffusione (Manyika *et al.*, 2013).

Di fronte a questo scenario pessimista, alcuni economisti osservano che le recenti tecnologie non sono in grado di eseguire tutte le attività lavorative svolte dagli esseri umani e che il loro potenziale di automatizzare un'ampia gamma di attività lavorative è limitato (Acemoglu & Restrepo, 2018a). Più in dettaglio, il dibattito sull'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione si fonda su due posizioni principali (Acemoglu & Restrepo, 2018a). Da un lato, gli esperti che possiamo definire «massimalisti» (pessimisti) ritengono che l'effetto di sostituzione di lavoratori e lavoratrici con le macchine prevarrà sulla creazione di nuovi posti di lavoro favorita dal cambiamento tecnologico, determinando un aumento delle difficoltà per lavoratori e lavoratrici o addirittura la «fine del lavoro» (Brynjolfsson & McAfee, 2011, 2014; Frey & Osborne, 2017; Manyika *et al.*, 2013; Rifkin, 1995). Al contrario, gli esperti «minimalisti» (ottimisti) ritengono che l'attuale automazione sarà simile alle ondate passate di progresso tecnologico e che, a fronte della distruzione di posti di lavoro, si registrerà la creazione di nuovi posti di lavoro (per nuovi prodotti e servizi e per lo sviluppo di settori già esistenti) e quindi un aumento della domanda netta di lavoro (Autor, 2015; Bessen, 2016; Gordon, 2017; Vivarelli, 2014). La creazione di nuove attività lavorative e professioni e il loro impatto positivo sull'occupazione in alcuni Paesi (per esempio, gli Stati Uniti) ne sarebbe una prova (Acemoglu & Restrepo, 2018b).

Nonostante queste posizioni contrastanti, ciò che sembra chiaro è che:

[...] questa non è la prima rivoluzione tecnologica che l'umanità si trova ad affrontare, ma probabilmente è la prima con un ritmo di diffusione così accelerato che coinvolge tutti i settori industriali (nostra traduzione da Barbieri *et al.*, 2020, pp. 1-2).

E che

È un'epoca che sarà definita da un cambiamento fondamentale nel rapporto tra lavoratori e macchine. Questo cambiamento metterà in discussione uno dei nostri assunti più basilari sulla tecnologia: le macchine sono strumenti che aumentano la produttività dei lavoratori. Al contrario, le macchine stesse si stanno trasformando in lavoratori e la linea di demarcazione tra la capacità del lavoro e quella del capitale sta sfumando come mai prima d'ora (nostra traduzione da Ford, 2016, p. xii).

Date le caratteristiche dell'attuale rivoluzione tecnologica e i progressi nelle tecnologie di automazione, comprendere come queste tecnologie impattano sull'occupazione e valutare la portata del fenomeno è una questione cruciale e prioritaria da un punto di vista teorico ed empirico (Barbieri *et al.*, 2020; Biagi & Sebastian, 2020; Calvino & Virgillito, 2018).

Questo libro intende offrire un quadro generale sull'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione. Il contributo più originale del volume consiste nel presentare risultati empirici unici sul caso italiano fornendo, per la prima volta, una stima dei rischi di disoccupazione per i lavoratori in Italia. In particolare, il Capitolo 1 descrive il dibattito sul tema avvenuto dalla Rivoluzione Industriale all'inizio del XX secolo e il dibattito avvenuto dagli anni Sessanta a oggi. Successivamente, sono descritti i cambiamenti nel mercato del lavoro avvenuti dagli anni Cinquanta a oggi e sono esposte le principali teorie che sono state avanzate per descriverli. Il Capitolo 2 presenta gli approcci che possono essere adottati per stimare l'impatto dell'automazione sull'occupazione, ovvero la stima della probabilità di automazione delle professioni (applicando l'*occupation-based approach* o il *task-based approach*) e la stima dell'impatto netto sull'occupazione. Il Capitolo 3 descrive le evidenze che sono state prodotte sul tema a partire dal livello sovranazionale fino a raggiungere il livello di attività lavorativa, distinguendo, dove possibile, il tipo di approccio utilizzato per stimare l'impatto e il tipo di tecnologia di automazione considerata. Il Capitolo 4 presenta un quadro di riferimento del contesto italiano, ponendo l'attenzione sulle caratteristiche generali delle imprese, sulla loro innovazione e adozione di nuove tecnologie e sulle loro risorse umane. Il Capitolo 5 si fonda sulla nostra attività di ricerca e presenta la metodologia e i risultati che abbiamo ottenuto riguardo alla probabilità dell'automazione delle classi professionali italiane e il numero di lavoratori e lavoratrici italiani/e a rischio di sostituzione. Il Capitolo 6 discute i risultati ottenuti e le implicazioni teoriche, manageriali e di policy.



# CAPITOLO 1

## L'IMPATTO DELL'AUTOMAZIONE SULL'OCCUPAZIONE: COSA DICONO GLI ECONOMISTI?

Questo capitolo presenta teorie e risultati in merito all'impatto dell'automazione sull'occupazione, distinguendo tra il dibattito avvenuto dalla Rivoluzione Industriale all'inizio del XX secolo e il dibattito avvenuto dagli anni Sessanta a oggi.

Successivamente, sono descritti i cambiamenti nel mercato del lavoro avvenuti dagli anni Cinquanta a oggi e sono esposte le principali teorie che sono state avanzate per descriverli.

### 1.1 Dibattito dalla Rivoluzione Industriale all'inizio del XX secolo

Durante la Rivoluzione Industriale i lavoratori<sup>1</sup> iniziarono a preoccuparsi dell'impatto della tecnologia sul lavoro. Più recentemente, all'inizio del XX secolo, la questione attirò l'attenzione anche di economisti, soprattutto dopo la Grande Depressione del 1929. I dibattiti si placavano però non appena il tasso di disoccupazione ritornava a livelli accettabili.

Un aspetto comune riguardante le ondate di dibattiti consiste nelle opinioni contrastanti degli economisti, divisi tra massimalisti e minimalisti.

Più in dettaglio, le posizioni degli economisti e la conseguente «ansia» nei confronti della tecnologia che si registrano dalla Rivoluzione Industriale all'inizio del XX secolo sono di tre tipi (Mokyr *et al.*, 2015; Brynjolfsson & McAfee, 2014): primo, la tecnologia sostituisce i lavoratori e la disoccupazione tecnologica può aggravare la disuguaglianza economica nel breve periodo, anche se nel lungo termine si ottengono grandi benefici; secondo, la tecnologia può dislocare i lavoratori in modo permanente e a un ritmo crescente; terzo, esiste un possibile effetto «deumanizzante» sul lavoro e sulla soddisfazione personale del lavoratore.

---

<sup>1</sup> Nel trattare l'impatto dell'automazione sull'occupazione dal punto di vista storico, si utilizzerà il termine «lavoratori» anziché «lavoratori e lavoratrici» in considerazione del fatto che le lavoratrici sono entrate nel mondo del lavoro in un momento successivo (anni Ottanta del XX secolo).

### 1.1.1 *Prima preoccupazione: distruzione nel breve termine e benefici nel lungo termine*

La maggior parte degli economisti del passato distingueva tra effetti di breve periodo e di lungo periodo e sottolineava l'importanza dell'effetto compensazione.

Nel breve periodo la tecnologia poteva provocare la distruzione di posti di lavoro e quindi danneggiare e impoverire alcuni lavoratori poiché loro, le imprese e le istituzioni potevano non essere in grado di restare al passo con i cambiamenti tecnologici. David Ricardo, in particolare, inserì nella sua terza edizione dei *Principles* un capitolo diventato poi famoso, *On Machinery*, nel quale ammise apertamente di aver cambiato idea rispetto alle sue opere precedenti sul tema dell'impatto del cambiamento tecnologico sull'occupazione. Secondo Ricardo, l'introduzione di «macchine» di tipo nuovo, più produttive e più costose, avrebbe ridotto il fondo salari e avrebbe creato disoccupazione. I capitalisti che inventavano queste nuove macchine e le applicavano per primi in modo utile godevano di un vantaggio e conseguivano profitti elevati, almeno fino a quando la tecnologia non veniva impiegata in maniera diffusa (Ricardo, 1821). La tesi di Ricardo, com'è noto, suscitò un vasto interesse tra molti economisti: Malthus, McCulloch, Stuart Mill, Marx e altri. Secondo Wicksell (1901), i progressi tecnologici potevano aumentare o diminuire il prodotto marginale del lavoro e il salario a seconda che la tecnologia risparmiasse lavoro o lo rendesse più importante. Nel primo caso, si poteva creare disoccupazione tecnologica (Wicksell, 1901).

La disoccupazione conseguente all'introduzione di tecnologie era però temporanea. In particolare, secondo Steuart (1767) la disoccupazione tecnologica si verificava solo quando la tecnologia era introdotta rapidamente e improvvisamente e i cambiamenti conseguenti erano rilevanti (Mill, 1848; Steuart, 1767). Di solito, però, i cambiamenti erano gradualmente (Mill, 1848).

Bisognava inoltre considerare anche gli effetti nel lungo periodo, che di solito erano positivi e consentivano di incrementare la produzione (Mill, 1848). I miglioramenti tecnologici erano una variabile fondamentale di tutto il sistema economico poiché creavano una prosperità diffusa nel lungo periodo (Marx, 1844). Secondo Keynes (1930) la sostituzione dei lavoratori da parte delle macchine avrebbe permesso di ottenere grandi benefici: l'essere umano poteva risolvere il problema economico costituito dalla lotta per la sussistenza, i redditi nei Paesi industrializzati e gli standard di vita potevano crescere notevolmente, la vita poteva diventare più semplice, l'essere umano poteva raggiungere un certo grado di soddisfazione, la settimana lavorativa si sarebbe ridotta progressivamente aumentando il tempo libero e la vita privata sarebbe migliorata.

Più in dettaglio, per prima cosa, nel lungo periodo poteva prevalere l'effetto compensazione: i lavoratori inizialmente dislocati potevano essere successivamente impiegati nella produzione dei macchinari o dei beni che realizzavano prima dell'introduzione delle macchine, dato che la riduzione dei costi di produzione e dei prezzi che ne conseguiva poteva aumentare la domanda di questi beni (Steuart, 1767). L'effetto finale sulla domanda di lavoro non era però determinabile a priori e di conseguenza non si poteva stabilire se alcuni lavoratori sarebbero stati dislocati dalle macchine (Steuart, 1767). Secondo, con il passare del tempo si poteva ottenere una produttività più elevata (Steuart, 1767). Sostenendo costi di produzione minori, il capitalista poteva risparmiare e incrementare il capitale, cosa che consentiva di aumentare l'occupazione. Terzo, il capitalismo creava nuove opportunità: gli imprenditori inventavano nuove attività di business e creavano posti di lavoro o riorganizzavano i processi produttivi nelle imprese già esistenti. Con il passare del tempo l'economia raggiungeva un nuovo equilibrio e la piena occupazione. Infine, l'eliminazione della necessità di una certa abilità in seguito all'introduzione di una tecnologia obbligava i lavoratori ad acquisire le nuove *skills* richieste dalla tecnologia, cosa che consentiva loro di ottenere un nuovo lavoro per la costruzione dei macchinari o per la produzione dei beni il cui prezzo era stato ridotto e la domanda era aumentata.

Bisognava però favorire la riallocazione dei lavoratori tra i diversi settori produttivi, poiché anche se le macchine rendevano inutili i lavoratori in alcuni settori, questi potevano essere impiegati utilmente in altri (Steuart, 1767). Lo Stato doveva intervenire per moderare la rapidità dei cambiamenti e per sostenere i lavoratori (Mill, 1848).

In un sistema competitivo la disoccupazione era quindi un fenomeno temporaneo, dovuto a frizioni o a cambiamenti improvvisi, e il sistema lavorava per creare benefici per tutti nel lungo periodo. La disoccupazione era perciò positiva (era insita nel sistema) e trascurabile.

### 1.1.2 *Seconda preoccupazione: distruzione permanente*

La seconda preoccupazione riguardante l'impatto della tecnologia sul lavoro ritiene che la tecnologia possa cancellare tutte le professioni rendendo inutili i lavoratori, ovvero che si possa creare una distruzione permanente.

Alcuni economisti notarono che, con il trascorrere dei decenni, il ruolo delle persone come fattore produttivo più importante è diminuito, così come il ruolo del cavallo nella produzione agricola era diminuito fino a essere eliminato in seguito all'introduzione del trattore (Brynjolfsson & McAfee, 2011; Clark, 1907). Anche Keynes (1930) sottolineò che, nonostante gli effetti positivi che la tecno-

logia poteva creare nel lungo periodo, i lavoratori potevano essere colpiti negativamente, ovvero essere spiazzati dalla tecnologia, perdere il lavoro e non riuscire a trovare impiego alternativo. Fu proprio Keynes il primo a utilizzare il concetto di «disoccupazione tecnologica» come forma di disoccupazione tecnologica permanente legata della scoperta di mezzi per economizzare l'uso del lavoro che superano il ritmo con cui si possono trovare nuovi usi del lavoro (Keynes, 1930).

### 1.1.3 Terza preoccupazione: effetto «deumanizzante» della tecnologia sul lavoro

Gli effetti della tecnologia sul lavoro non si sono concentrati unicamente sull'occupazione e sui salari. Sono stati considerati anche l'«alienazione» del lavoro e gli effetti morali causati dalla tecnologia. Marx (1844) fu uno degli economisti che più si sono preoccupati di questo aspetto.

Nel XIX secolo le condizioni di lavoro nelle fabbriche erano molto dure. La grande fatica e la monotonia del lavoro causavano la depressione nei lavoratori e diminuivano la loro vitalità. Gli incidenti sul lavoro erano molto frequenti. La causa di questa condizione era individuata nella tecnologia, che rendeva i lavoratori inadatti per il nuovo lavoro da svolgere. I salari corrisposti erano inoltre troppo bassi rispetto alle condizioni di lavoro e ciò era consentito anche dall'assenza di controlli imposti dalla legge.

Secondo Marx (1844), in una società sempre più prospera solo i più ricchi tra i ricchi potevano continuare a vivere con gli interessi del denaro, mentre tutti gli altri dovevano portare avanti un'attività con il proprio capitale. La maggiore competizione portava alla scomparsa dei piccoli capitalisti, ed essendo diminuito il numero dei capitalisti, la concorrenza dei lavoratori (in aumento) era diventata più intensa, innaturale e violenta. Il lavoratore era destinato al superlavoro e alla morte prematura, al declino a mera macchina e a servo vincolato del capitale. Il lavoratore diventava un concorrente della macchina.

## 1.2 Dibattito dagli anni Sessanta del XX secolo a oggi

Negli anni Sessanta del XX secolo, il dibattito sull'impatto dell'automazione sul lavoro è ripreso e si è focalizzato su due preoccupazioni: primo, la tecnologia può dislocare i lavoratori in modo permanente e a un ritmo crescente; secondo, la tecnologia può modificare in modo permanente le skills dei lavoratori e il mix di professioni. Di seguito, le due preoccupazioni sono descritte in dettaglio.

### 1.2.1 *Prima preoccupazione: distruzione permanente*

All'inizio degli anni Ottanta, Leontief (1983) affermò che il processo di aggiustamento in seguito all'introduzione di una nuova tecnologia poteva richiedere molti anni (anche più di dieci) e rendere alcune persone permanentemente disoccupate. Se i progressi tecnologici fossero diventati sempre più veloci, questo rischio sarebbe aumentato (Leontief, 1983).

Più recentemente, negli anni Novanta, Rifkin (1995) sostenne che la disoccupazione causata dal computer era già in atto e affermò che il futuro sarebbe stato caratterizzato dalla «fine del lavoro». Rifkin (1995) notò che in passato le nuove tecnologie avevano sostituito i lavoratori in un settore, ma erano emersi nuovi settori che avevano assorbito i lavoratori dislocati. Invece, negli anni Novanta, le nuove tecnologie colpivano tutti i settori economici dislocando milioni di lavoratori. L'unico settore nascente era il settore della «conoscenza», che impiegava figure quali imprenditori/trici, scienziati/e, programmatori/trici, professionisti/e, educatori/trici e consulenti. Questo settore era in crescita ma sarebbe stato in grado di occupare solo una minima parte della forza lavoro dislocata dalle tecnologie recenti. A ciò conseguiva che una quota elevata di persone sarebbe stata impiegata in lavori *low-skill* e *low-wage*.

### 1.2.2 *Seconda preoccupazione: modifica permanente nelle skill e nel mix di lavori*

Drucker (1954) e Simon (1960) affermarono che le tecnologie introdotte negli anni Cinquanta (in particolare il computer) incidevano sul lavoro, non causando una disoccupazione elevata, ma modificando in modo permanente le skill richieste e il mix di lavori.

In particolare, Drucker (1954) riteneva che i cambiamenti tecnologici avvenuti negli anni Quaranta e Cinquanta fossero più profondi rispetto a quelli precedenti poiché non si limitavano a sostituire la forza lavoro e a rendere le persone superflue, ma richiedevano persone *skilled* e istruite, come per esempio manager per la formulazione dei piani e personale tecnico formato per progettare, produrre o riparare. Questo cambiamento negli effetti della tecnologia comportava un problema serio: Drucker (1954) rilevava che non tutti i Paesi disponevano di una forza lavoro molto istruita.

Anche Simon (1960) riteneva che i cambiamenti tecnologici comportassero una modifica nel mix di lavori nell'economia invece di una disoccupazione elevata. Sulla base della teoria del vantaggio comparato di Ricardo e della premessa che la società riusciva sempre a trovare un impiego per l'output aggiun-

tivo, Simon (1960) sosteneva che persone e computer erano sempre coinvolti entrambi nella produzione dei beni e che venivano impiegati nello svolgimento delle attività per cui godevano di un vantaggio comparato. Simon (1960) spiegò questo concetto con l'esempio seguente: se i computer fossero stati mille volte più veloci di contabili nello svolgimento dei calcoli e solo cento volte più veloci di stenografi e stenografe nei dettati, il numero di contabili sarebbe diminuito e il numero di stenografi e stenografe sarebbe aumentato. Anche se il computer era sempre più efficiente dell'essere umano, conveniva comunque impiegare le persone nell'esecuzione delle attività lavorative dove avevano un vantaggio comparato.

### 1.3 I cambiamenti nel mercato del lavoro dagli anni Cinquanta del XX secolo a oggi

A partire dagli anni Cinquanta del XX secolo, il mercato del lavoro ha assistito ad alcuni cambiamenti, quali la riduzione della quota del prodotto interno lordo assorbita dal fattore lavoro (Ford, 2016; Frey & Osborne, 2015), il gap tra la crescita della produttività e la crescita dei salari (Frey & Osborne, 2015) o la creazione più lenta di nuovi posti di lavoro (Brynjolfsson & McAfee, 2011). Il cambiamento più rilevante che si è registrato negli ultimi decenni riguarda la polarizzazione del mercato del lavoro o *job polarisation*, che si è verificata negli Stati Uniti e nei Paesi europei dal 1983-1993 al 2010 circa (Autor, 2015; Autor & Dorn, 2013; Goos *et al.*, 2009). La polarizzazione del mercato del lavoro (Acemoglu & Autor, 2011; Autor, 2010) consiste in due cambiamenti contemporanei. Il primo riguarda la crescita dell'occupazione e dei salari nelle professioni ad alta qualifica e salario (*high-skill/high-wage*) e nelle professioni a bassa qualifica e salario (*low-skill/low-wage*), crescita favorita dall'impossibilità di automatizzare alcune attività lavorative manuali o cognitive che compongono queste professioni. Il secondo consiste nella diminuzione dell'occupazione e dei salari nelle professioni a qualifica e salario medi (*middle-skill/middle-wage*) a causa della possibilità di automatizzare le attività lavorative che compongono queste professioni.

Per spiegare l'impatto che le tecnologie di automazione hanno sull'occupazione e, più in generale, sul mondo del lavoro, sono state avanzate due ipotesi principali: la *Skill-Biased Technological Change* (SBTC) *hypothesis* e la *Routine-Biased Technological Change* (RBTC) *hypothesis*.

### 1.3.1 *La Skill-Biased Technological Change hypothesis*

La Skill-Biased Technological Change (d'ora in poi, SBTC) hypothesis (si veda, per esempio, Acemoglu, 2002; Autor *et al.*, 2006; Goos & Manning, 2007) si focalizza sulle competenze di lavoratori e lavoratrici e le confronta con i progressi tecnologici per spiegare il cambiamento tecnologico. In particolare, secondo questa ipotesi le nuove tecnologie sono *skill-biased* ovvero sono complementari a lavoratori e lavoratrici con una qualifica elevata (*skilled*). Ne consegue che lavoratori e lavoratrici con una qualifica elevata sperimentano un aumento dell'occupazione e dei salari, mentre lavoratori e lavoratrici con una qualifica bassa subiscono una diminuzione dell'occupazione e dei salari (Acemoglu & Autor, 2011; Adams, 2018; Biagi & Sebastian, 2020).

La SBTC hypothesis è stata criticata in quanto non è in grado di spiegare alcuni cambiamenti avvenuti nel mercato del lavoro dagli anni Ottanta. In particolare, non spiega la polarizzazione del mercato del lavoro in termini di occupazione e salari, l'aumento del livello medio di istruzione di lavoratori e lavoratrici, il mancato aumento dei salari e delle quote occupazionali per alcuni segmenti di lavoratori e lavoratrici (Acemoglu & Autor, 2011; Autor *et al.*, 2006; Autor *et al.*, 2008; Goos *et al.*, 2009, 2014; Goos & Manning, 2007; Spitz-Oener, 2006).

### 1.3.2 *La Routine-Biased Technological Change hypothesis*

La Routine-Biased Technological Change (d'ora in poi, RBTC) hypothesis (si veda, per esempio, Acemoglu & Autor, 2011; Autor *et al.*, 2003; Autor & Dorn, 2013) parte dal concetto di «routinarietà» e si focalizza sulle attività lavorative che possono essere svolte dalle macchine. Secondo questa ipotesi è la possibilità di automatizzare alcune attività lavorative consentita dalla loro «routinarietà» che provoca la sostituzione di lavoratori e lavoratrici e non il loro livello di skill (Biagi & Sebastian, 2020). Ne deriva che la domanda di lavoro per le attività lavorative di routine diminuisce, in quanto possono essere eseguite dalle macchine, invece, la domanda di lavoro per le attività lavorative non di routine aumenta, in quanto non possono essere eseguite dalle macchine (Autor *et al.*, 2003; Autor, 2015). Le professioni ad alta o bassa qualifica sperimentano pertanto un aumento dell'occupazione, mentre le professioni a qualifica media subiscono una riduzione (Autor *et al.*, 2003; Autor, 2015).

La RBTC hypothesis è pertanto compatibile con la polarizzazione del mercato del lavoro avvenuta negli ultimi decenni. Tuttavia, essa non spiega i cambiamenti più recenti, quali la bassa crescita dell'occupazione registrata a partire dal 2000 nelle professioni che prevedono l'esecuzione di attività lavorative cognitive.



## CAPITOLO 2

# COME SI STIMA EMPIRICAMENTE L'IMPATTO DELL'AUTOMAZIONE SULL'OCCUPAZIONE?

Nella letteratura recente due sono le metodologie più utilizzate per stimare l'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione: la prima stima la probabilità di automazione delle professioni applicando l'*occupation-based approach* o il *task-based approach* mentre la seconda stima l'impatto netto sull'occupazione. Di seguito, sono descritte le due metodologie.

### 2.1 La probabilità di automazione delle professioni

Nella stima della probabilità di automazione seguendo questo approccio, vengono effettuati due tipi di valutazione. In primo luogo si identificano le professioni e le attività lavorative più esposte al rischio di automazione e si stima la loro probabilità di automazione, ovvero viene valutato il grado in cui esse possono essere eseguite dalle macchine tenendo in considerazione i progressi tecnologici recenti e i limiti tecnici all'automazione totale (si veda, per esempio, Arntz *et al.*, 2016; Frey & Osborne, 2017; Nedelkoska & Quintini, 2018). Successivamente, si valuta il rischio di sostituzione affrontato da lavoratori e lavoratrici e si stima il numero di persone che potrebbero essere sostituite dalla tecnologia nell'esecuzione delle attività lavorative (Chiacchio *et al.*, 2018; Pouliakas, 2018).

Per quanto riguarda i progressi tecnologici e i limiti tecnici all'automazione totale, occorre notare che grazie ai progressi tecnologici recenti possono essere automatizzate anche alcune attività lavorative non di routine, ovvero non trascrivibili in una procedura standardizzata eseguibile dalle macchine. Rimangono tuttavia alcuni limiti tecnici all'automazione totale, riconducibili a tre capacità ancora prettamente «umane» (Frey & Osborne, 2017): la percezione e la manipolazione, ovvero la capacità di orientarsi e maneggiare oggetti; l'intelligenza creativa, ovvero la capacità di produrre idee, teorie o artefatti nuovi e preziosi; l'intelligenza sociale, ovvero la capacità di rispondere in modo intelligente ed empatico a una controparte umana.

La probabilità di automazione di una certa professione può essere descritta come funzione di queste capacità e, in particolare, in funzione dell'importanza di queste capacità nell'esecuzione della professione (Frey & Osborne, 2017).

Nella stima della probabilità di automazione delle professioni si possono adottare due approcci: l'*occupation-based approach* e il *task-based approach*.

### 2.1.1 *L'occupation-based approach e il task-based approach: un confronto*

Secondo l'*occupation-based approach*, intere professioni possono o non possono essere automatizzate (Arntz *et al.*, 2016). Invece, secondo il *task-based approach*, le attività lavorative e non le professioni possono o non possono essere automatizzate (Arntz *et al.*, 2016).

L'*occupation-based approach* è stato criticato in letteratura in quanto presenta alcuni limiti. Primo, solo le attività lavorative e non intere professioni possono essere automatizzate. In particolare, in questo approccio non si tiene conto delle diverse attività lavorative all'interno delle singole professioni e della loro probabilità di automazione (Arntz *et al.*, 2016). Infatti, anche le professioni che complessivamente sono più suscettibili all'automazione (e presentano pertanto una probabilità di automazione alta) sono composte da attività lavorative difficili da automatizzare (Arntz *et al.*, 2016). Secondo, nel tempo le professioni si adattano all'automazione e la composizione delle attività lavorative si aggiusta di conseguenza (Arntz *et al.*, 2016, 2017). Terzo, l'*occupation-based approach* non tiene in considerazione il fatto che le attività lavorative svolte da lavoratori e lavoratrici occupati/e in una certa professione variano sostanzialmente da una persona all'altra e pertanto lavoratori e lavoratrici affrontano un rischio di sostituzione diverso a seconda delle attività lavorative che svolgono (Arntz *et al.*, 2016; Autor & Handel, 2013). Ciò è dovuto al fatto che l'*occupation-based approach* considera una professione rappresentativa e non le varie caratteristiche della professione nei vari posti di lavoro (Arntz *et al.*, 2016). Secondo Arntz *et al.*, (2017), questi limiti dell'*occupation-based approach* comportano una sovrastima della probabilità di automazione della professione.

Il *task-based approach*, che come anticipato si basa sull'assunzione che solo le attività lavorative possono essere automatizzabili, cerca di ovviare ai limiti dell'*occupation-based approach*. Infatti, il *task-based approach* considera tre aspetti. Primo, le attività lavorative svolte all'interno di una professione presentano una probabilità di automazione diversa, in quanto alcune attività lavorative sono facilmente automatizzabili mentre altre non lo sono (Arntz *et al.*, 2016). Secondo, il *task-based approach* considera che l'impatto dell'automazione sulle attività lavorative e le professioni varia nel tempo e che le attività lavorative che

attualmente non sono automatizzabili (ovvero attività lavorative non di routine) lo possono diventare in futuro (Arntz *et al.*, 2016). Infine, il task-based approach tiene in considerazione la possibilità che in alcuni casi la tecnologia sia complementare ai lavoratori e alle lavoratrici nell'esecuzione delle attività lavorative (Arntz *et al.*, 2016).

I due approcci, date le diverse assunzioni, portano a risultati differenti per quanto riguarda la distribuzione della probabilità di automazione delle professioni. In particolare, la distribuzione ottenuta secondo l'occupation-based approach ha una struttura bipolare: molte professioni hanno una probabilità di automazione alta o bassa, mentre poche professioni hanno una probabilità di automazione media (Arntz *et al.*, 2016, 2017). Invece la distribuzione ottenuta secondo il task-based approach ha una struttura opposta: la maggior parte delle professioni ha una probabilità di automazione media, mentre poche professioni hanno una probabilità di automazione bassa o alta (Arntz *et al.*, 2016, 2017).

## 2.2 La stima dell'impatto netto sull'occupazione

In alternativa a stimare la probabilità di automazione delle professioni, è possibile stimare l'impatto netto dell'automazione a diversi livelli di aggregazione quali quelli nazionale, regionale e settoriale (Chiacchio *et al.*, 2018). Più in dettaglio, si valuta l'impatto netto dell'automazione sull'occupazione tenendo in considerazione due effetti opposti (Acemoglu & Restrepo, 2020; Aghion, Antonin, & Bunel, 2020; Calvino & Virgillito, 2018; Dauth *et al.*, 2018). Il primo risultato è l'effetto di sostituzione provocato dal fatto che le tecnologie di automazione sono disegnate per sostituire lavoratori e lavoratrici a bassa, media e alta qualifica nell'esecuzione delle attività lavorative (Acemoglu & Autor, 2011; Brynjolfsson & McAfee, 2011, 2014).

Il secondo effetto consiste nei meccanismi di compensazione, ossia gli effetti indiretti a diversi livelli (per esempio, a livello nazionale o settoriale) che emergono in un secondo momento e che possono ridurre o compensare la sostituzione iniziale in quanto promuovono innovazioni di prodotto che di solito sono di natura favorevole al lavoro perché creano nuovi posti di lavoro (Calvino & Virgillito, 2018).

Le tecnologie di automazione provocano quattro meccanismi di compensazione (Acemoglu & Restrepo, 2018a, 2019a). Il primo meccanismo è l'effetto produttività: l'automazione consente di ridurre il costo di produzione e quindi il prezzo di beni e servizi; questa riduzione favorisce un aumento della domanda di beni e servizi e, indirettamente, un aumento della domanda di lavoro per le at-

tività lavorative che non sono state automatizzate (Acemoglu & Restrepo, 2018b; Autor, 2015). Questo effetto può riguardare sia il settore coinvolto dall'automazione sia gli altri settori (Autor, 2015). Il secondo meccanismo di compensazione è dato dall'accumulazione di capitale: l'introduzione di tecnologie di automazione aumentano il capitale e, indirettamente, la domanda di lavoro necessaria per il loro funzionamento (Acemoglu & Restrepo, 2019a). Il terzo meccanismo di compensazione è chiamato approfondimento dell'automazione: in questo caso, sono introdotte nuove tecnologie di automazione per l'esecuzione di attività lavorative già automatizzate in passato (si pensi, per esempio, alla sostituzione di macchine più vecchie o meno efficienti) (Acemoglu & Restrepo, 2018a). Questo tipo di automazione non provoca un effetto di sostituzione ulteriore ma favorisce l'effetto produttività (Acemoglu & Restrepo, 2018a). Infine, l'ultimo meccanismo di compensazione è l'effetto di reintegrazione: l'automazione può favorire la creazione di nuove attività lavorative, professioni e industrie in cui il lavoro ha un vantaggio comparato rispetto al capitale e ciò genera una domanda di lavoro nuova (Acemoglu & Restrepo, 2018a, 2018b).

I primi tre meccanismi di compensazione (effetto produttività, accumulazione di capitale e approfondimento dell'automazione) sono di solito insufficienti a compensare l'effetto di sostituzione provocato dall'automazione (Acemoglu & Restrepo, 2019a). Al contrario, l'effetto di reintegrazione, ovvero la creazione di nuove attività lavorative ad alta intensità di lavoro, può essere il meccanismo di compensazione più importante che bilancia l'effetto di sostituzione (Acemoglu & Restrepo, 2018a; Agrawal *et al.*, 2019). I meccanismi di compensazione appena descritti possono essere sufficienti a compensare l'effetto di sostituzione, ma in alcuni casi l'impatto netto dell'automazione sull'occupazione rimane negativo (ovvero l'effetto di sostituzione prevale sui meccanismi di compensazione) (Acemoglu & Restrepo, 2019b).

## CAPITOLO 3

# EVIDENZE SULL'IMPATTO DELL'AUTOMAZIONE SULL'OCCUPAZIONE

L'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione è stato stimato considerando diversi livelli di analisi: sovranazionale, nazionale, regionale, mercato del lavoro, industria, impresa, professione, lavoratore e lavoratrice e attività lavorativa. Questo capitolo è dedicato alla trattazione delle evidenze sull'impatto dell'automazione per ognuno dei livelli di analisi identificati. Le evidenze sono esposte distinguendo il tipo di approccio utilizzato per stimare l'impatto, ovvero la stima della probabilità di automazione e la stima dell'impatto netto sull'occupazione. Dove possibile, l'impatto è presentato distinguendo il tipo di tecnologia di automazione (automazione in generale, robot industriali e intelligenza artificiale).

### 3.1 Livello sovranazionale

A livello sovranazionale, l'impatto dell'automazione sull'occupazione è stato valutato a livello globale, dei Paesi OCSE ed europeo.

A livello globale, il 49% delle attività lavorative può essere automatizzate secondo il task-based approach (Manyika, 2017). Come mostrato nella Tabella 3.1, le attività lavorative automatizzabili a livello mondiale corrispondono a 1,1 miliardi di lavoratori e lavoratrici a tempo pieno e a 14,65 trilioni di euro di salari (Manyika, 2017). Due terzi di queste attività lavorative sono svolte in quattro economie: Cina, India, Giappone e Stati Uniti (Manyika, 2017).

In 21 Paesi OCSE, il 9% circa dei posti di lavoro è automatizzabile, con differenze tra i singoli Paesi (Arntz *et al.*, 2016). Secondo altre stime, in 32 Paesi OCSE, il 14% circa delle professioni hanno una probabilità di automazione superiore al 70%, per un totale di 66 milioni di lavoratori e lavoratrici coinvolti/e; il 32% delle professioni ha una probabilità comunque elevata e, in particolare, compresa tra il 50% e il 70% (Nedelkoska & Quintini, 2018).

Infine, a livello europeo, applicando l'occupation-based approach, il 54% di lavoratori e lavoratrici europei/e è a rischio di sostituzione (Bowles, 2014) men-

**Tabella 3** Potenziale di automazione a livello mondiale

| Paese           | Potenziale di automazione (%) | Salari associati alle attività tecnicamente automatizzabili (€ trilioni) | Lavoro associato alle attività tecnicamente automatizzabili (Millioni di FTE) |
|-----------------|-------------------------------|--|---|
| Giappone        | 55                            | 1,02   | 35  |
| India           | 52                            | 1,02   | 233   |
| Cina            | 51                            | 3,8  | 394   |
| Stati Uniti     | 46                            | 2,5  | 60  |
| Europa big 5    | 46                            | 1,58   | 54  |
| Resto del mondo | 50                            | 4,73   | 332   |
| Totale          | -                             | 14,65  | 1.109   |

*Note:* Full Time Equivalent (FTE) indica il numero di lavoratori e lavoratrici a tempo pieno necessari per svolgere una determinata attività. Europa Big 5 comprende i seguenti Paesi: Francia, Germania, Italia, Spagna, Regno Unito.

*Fonte:* nostra elaborazione su Manyika (2017).

tre, applicando il task-based approach, solo il 13,9% affronterà un rischio superiore al 70% (Pouliakas, 2018). Per quanto riguarda le professioni, il 47,4% sarà automatizzabile entro un decennio (di cui il 35,2% completamente automatizzabile), mentre il 40,3% delle professioni non è soggetto all'automazione (Josten & Lordan, 2020). Altri studi suggeriscono invece che tra il 47% e il 64% delle professioni sarà automatizzabile (Foster-McGregor *et al.*, 2021).

### 3.2 Livello Paese

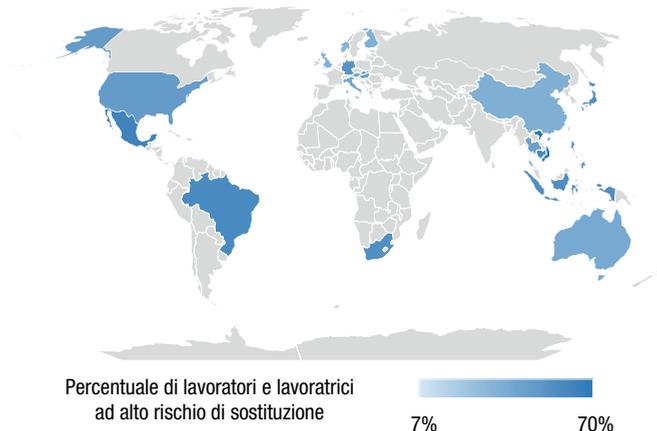
La probabilità di automazione a livello di Paese ha ricevuto molta attenzione in letteratura (Filippi *et al.*, 2023). La Figura 3.1 mostra la percentuale di lavoratori e lavoratrici ad alto rischio di sostituzione secondo l'occupation-based approach e il task-based approach in alcuni Paesi del mondo.

Come si può notare, emergono differenze sostanziali nella percentuale di lavoratori e lavoratrici ad alto rischio di sostituzione nei vari Paesi del mondo. Queste differenze sono dovute a molti fattori: l'approccio adottato nella stima dell'impatto (occupation-based approach o task-based approach), la struttura industriale e del mercato del lavoro, l'organizzazione delle attività lavorative, gli investimenti passati nelle tecnologie di automazione e il livello di istruzione di lavoratori e lavoratrici (si veda, per esempio, Chang & Phu Huynh, 2016; Foster-McGregor *et al.*, 2021; Manyika, 2017; Pajarinen *et al.*, 2015).

**Figura 3.1** Percentuale di lavoratori e lavoratrici ad alto rischio di sostituzione secondo l'*occupation-based approach* (Panel A) e il *task-based approach* (Panel B) in alcuni Paesi del mondo.

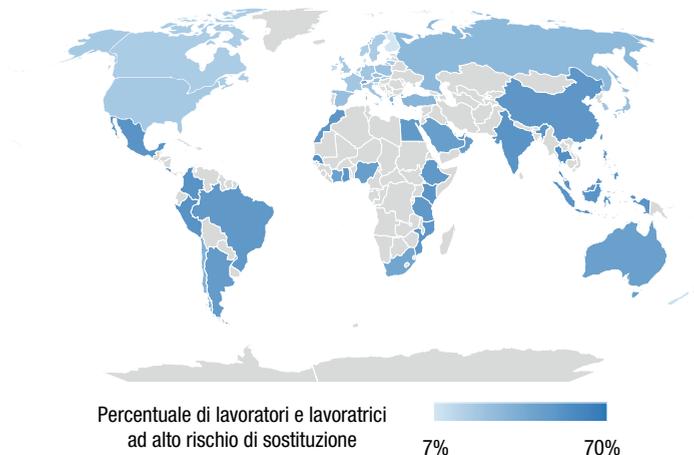
**Panel A**

Percentuale di lavoratori e lavoratrici ad alto rischio di sostituzione secondo l'*occupation-based approach* in alcuni Paesi del mondo



**Panel B**

Percentuale di lavoratori e lavoratrici ad alto rischio di sostituzione secondo il *task-based approach* in alcuni Paesi del mondo



*Fonte:* nostra elaborazione su dati Albuquerque *et al.*, (2019), Arntz *et al.*, (2016), Asian Development Bank (2015), Bannò *et al.*, (2021), Bowles (2014), Brzeski & Burk (2015), Caravella & Menghini (2018), Chang & Phu Huynh (2016), David (2017), Dengler & Matthes (2018), Durrant-Whyte *et al.*, (2015), Egana-delSol *et al.*, (2021), Foster-McGregor *et al.*, (2021), Frenette & Frank (2020), Frey & Osborne (2017), Fuei (2017), Haiss *et al.*, (2021), Haldane (2015), Illéssy *et al.*, (2021), le Roux (2018), Lima *et al.*, (2021), Manyika (2017), Minian & Martinez Monroy (2018), Nedelkoska & Quintini (2018), Pajarinen & Rouvinen (2014), Pajarinen *et al.*, (2015), Pajarinen *et al.*, (2015), Pouliakas (2018), Vitáloš (2019), Yamashita & Cummins (2021), Zemtsov (2017), Zhou *et al.*, (2020).

Per quanto riguarda l'approccio adottato, come visto nella Sezione 2.1.1, i risultati ottenuti applicando il task-based approach mostrano generalmente una probabilità di automazione inferiore rispetto a quelli derivanti dall'occupation-based approach a causa delle assunzioni dei due approcci (Arntz *et al.*, 2016; Egana-delSol *et al.*, 2021).

La struttura industriale è un altro fattore che spiega le differenze tra Paesi nella percentuale di lavoratori e lavoratrici ad alto rischio di sostituzione. In riferimento ai Paesi OCSE, circa il 30% della variazione nazionale nella probabilità di automazione è dovuta alla diversa struttura dei settori economici, mentre il 70% è dovuto alle diverse strutture occupazionali all'interno di questi settori (Nedelkoska & Quintini, 2018).

La diversa organizzazione delle attività lavorative della stessa professione è un altro fattore rilevante (Arntz *et al.*, 2016; Nedelkoska & Quintini, 2018). In particolare, nei Paesi con una probabilità di automazione minore, le attività lavorative che non possono essere automatizzate (poiché richiedono percezione e manipolazione, intelligenza cognitiva e intelligenza sociale) sono svolte più frequentemente (Nedelkoska & Quintini, 2018). Per esempio, i Paesi che danno più importanza alle attività lavorative legate alla comunicazione (per esempio, Stati Uniti e Regno Unito) presentano una probabilità di automazione minore rispetto ai Paesi dove queste attività lavorative sono meno importanti (per esempio, Italia e Germania) (Arntz *et al.*, 2016).

Infine, occorre considerare gli investimenti passati nelle tecnologie di automazione effettuati dai Paesi e il conseguente adattamento della struttura delle attività lavorative all'interno delle occupazioni (Nedelkoska & Quintini, 2018). I Paesi con una probabilità di automazione maggiore presentano un potenziale di automazione non ancora sfruttato, mentre i Paesi con una probabilità di automazione minore hanno già investito in tecnologie di automazione per l'esecuzione di attività lavorative automatizzabili (Arntz *et al.*, 2016).

Gli studi che valutano l'impatto netto dell'automazione offrono evidenze complementari agli studi precedentemente esposti. Le tecnologie di automazione aumentano l'occupazione nel lungo periodo a livello Paese (Autor & Salomons, 2018; Dekle, 2020; Şahin, 2020). La riduzione dell'occupazione provocata nelle industrie adottanti è infatti compensata da guadagni indiretti, dall'aumento della domanda aggregata dei consumatori e delle consumatrici e dall'aumento della domanda di lavoro nelle industrie clienti (Autor & Salomons, 2018) o nelle stesse industrie adottanti (Dekle, 2020). L'effetto positivo sull'occupazione che i robot industriali hanno nei Paesi sviluppati non si riscontra però nei Paesi in via di sviluppo (Fu *et al.*, 2021). Secondo altre stime, i robot industriali riducono l'occupazione a livello mondiale, specialmente nei Paesi in via di sviluppo

(Carbonero *et al.*, 2018). Infine, altri studi rilevano che i robot industriali non aumentano la disoccupazione (Focacci, 2021) e non sostituiscono la manodopera nei Paesi avanzati (de Vries *et al.*, 2020).

### 3.3 Livello regionale

Ci sono differenze sostanziali nella probabilità di automazione tra le regioni europee (Crowley *et al.*, 2021). Le regioni più a rischio si concentrano nell'Europa orientale, nell'area mediterranea e nelle regioni occidentali, mentre le regioni più protette sono quelle dei Paesi settentrionali, del Regno Unito e della Francia (Crowley *et al.*, 2021).

La probabilità di automazione a livello regionale è influenzata da molti fattori quali la struttura occupazionale, il livello di disoccupazione, il livello di sviluppo, la varietà non correlata (cioè il livello di diversità industriale) e la densità di popolazione (Crowley *et al.*, 2021; Illéssy *et al.*, 2021; Zemtsov, 2017). Le regioni specializzate nell'industria manifatturiera, con un alto livello di disoccupazione, meno sviluppate, con un'alta varietà non correlata o con una maggiore densità di popolazione corrono un rischio minore (Crowley *et al.*, 2021; Illéssy *et al.*, 2021; Zemtsov, 2017).

Studi che valutano l'impatto netto dell'automazione sul lavoro mostrano che i robot industriali aumentano l'occupazione regionale (Leigh *et al.*, 2020; Sequeira *et al.*, 2021), poiché quando si raggiunge un certo livello di penetrazione dei robot l'effetto produttività consente di annullare l'effetto di sostituzione provocato (Sequeira *et al.*, 2021). Al contrario, secondo altri studi i robot industriali riducono l'occupazione a livello regionale (Acemoglu & Restrepo, 2020; Aghion, Antonin, & Bunel, 2020), specialmente nel settore manifatturiero e nelle industrie più robotizzate (Acemoglu & Restrepo, 2020).

### 3.4 Livello del mercato del lavoro

L'impatto delle tecnologie di automazione a livello del mercato del lavoro non è chiaro. Secondo alcuni studi, le tecnologie di automazione hanno un impatto positivo sui mercati del lavoro (Koch *et al.*, 2019; Mann & Püttmann, 2018) perché la riduzione dell'occupazione provocata nel settore manifatturiero è minore dell'aumento dell'occupazione che si registra nel settore dei servizi (Mann & Püttmann, 2018). Stime sull'impatto dei robot industriali mostrano che essi favoriscono un aumento dell'occupazione del 10% nei quattro anni successivi alla loro adozione (Koch *et al.*, 2019).

Secondo altri studi i robot industriali diminuiscono l'occupazione nel mercato del lavoro (Chiacchio *et al.*, 2018; Du & Wei, 2021; Faber, 2020), ma l'effetto negativo dura solo nel breve periodo ed è controbilanciato da meccanismi di compensazione nel lungo periodo (Du & Wei, 2021).

Infine, alcuni autori ritengono che i robot industriali non abbiano alcun impatto sull'occupazione nemmeno nei mercati del lavoro altamente robotizzati (Caselli *et al.*, 2021; Dauth *et al.*, 2017, 2018; Dottori, 2021). I robot industriali, infatti, modificano solo la composizione dell'occupazione aggregata, riducendo l'occupazione nel settore manifatturiero e aumentandola nel settore dei servizi e, più in generale, nelle industrie con una minore intensità di robot (Dauth *et al.*, 2017, 2018; Dottori, 2020).

### 3.5 Livello settore

Si registrano differenze significative tra le probabilità di automazione dei vari settori, tra le probabilità di automazione dello stesso settore nei vari Paesi e tra le probabilità di automazione delle occupazioni all'interno dello stesso settore (Chang & Phu Huynh, 2016; Manyika, 2017).

L'automazione interessa soprattutto i settori in cui sono frequenti attività lavorative fisiche prevedibili e perciò facilmente automatizzabili (Manyika, 2017; Nedelkoska & Quintini, 2018). La Tabella 3.2 elenca i settori con una probabilità di automazione bassa o alta.

**Tabella 3.2 Settori con una probabilità di automazione bassa o alta**

| Settori con probabilità di automazione bassa  | Settori con probabilità di automazione alta |
|---|---|
| Agricoltura, silvicoltura e pesca   | Istruzione                                  |
| Industria manifatturiera  | Sanità e assistenza sociale                 |
| Costruzioni e attività estrattive   | Arti, sport e intrattenimento               |
| Operazioni commerciali e finanziarie (tra cui noleggio, attività finanziarie, immobiliari e assicurative) | Gestione, affari e finanza                  |
| Commercio all'ingrosso e al dettaglio   | Servizi                                     |
| Trasporti, magazzinaggio e posta  | Pubblica amministrazione                    |
| Servizi di alloggio e ristorazione  |   |

*Fonte:* nostra elaborazione su Adamczyk *et al.*, (2021), Caravella & Menghini (2018), Chui *et al.*, (2016), Egana-del-Sol *et al.*, (2021), Frenette & Frank (2020), Illéssy *et al.*, (2021), Lima *et al.*, (2021), Minian & Martinez Monroy (2018), Piazzolo & Dogan (2021), van der Zande *et al.*, (2019), Yamashita & Cummins (2021).

I settori con un'alta probabilità di automazione includono l'agricoltura, l'industria manifatturiera, le operazioni commerciali e finanziarie, il commercio e il settore dei trasporti (Frenette & Frank, 2020; Minian & Martinez Monroy, 2018; Piazzolo & Dogan, 2021). Invece i settori con una bassa probabilità di automazione includono l'istruzione, la sanità e la pubblica amministrazione (Caravella & Menghini, 2018; Illéssy *et al.*, 2021; Yamashita & Cummins, 2021).

Il settore dei servizi è generalmente meno minacciato dall'automazione nonostante alcuni dei settori che lo compongono abbiano una probabilità di automazione alta (Pajarinen *et al.*, 2015; Pajarinen & Rouvinen, 2014; Fuei, 2017; Nedelkoska & Quintini, 2018). In questo settore, infatti, le attività lavorative fisiche prevedibili (quindi automatizzabili) sono meno frequenti (Manyika, 2017; Nedelkoska & Quintini, 2018).

Gli studi che stimano l'impatto netto dell'automazione sull'occupazione giungono a risultati contrastanti, identificando un impatto positivo, negativo, nullo o diverso a seconda del settore. In particolare, l'automazione ha un effetto positivo sull'occupazione totale a livello di settore (Aghion, Antonin, Bunel *et al.*, 2020; Aubert-Tarby *et al.*, 2018; Klenert *et al.*, 2020). Tuttavia, l'aumento dell'occupazione riguarda solo i settori più esposti al commercio e alla concorrenza internazionale (Aghion, Antonin, Bunel *et al.*, 2020). Altri studi rilevano che i robot industriali distruggono posti di lavoro (Acemoglu, Lelarge *et al.*, 2020; Borjas & Freeman, 2019; Compagnucci *et al.*, 2019; Webb, 2019). L'impatto è però diverso tra le imprese: le imprese che adottano i robot industriali aumentano la loro occupazione e riducono i costi a scapito dei concorrenti, che subiscono un calo dell'occupazione (Acemoglu, Lelarge *et al.*, 2020). Secondo altri studi, le tecnologie di automazione non impattano sull'occupazione (per esempio, Graetz & Michaels, 2018; Kromann *et al.*, 2020; Krzywdzinski, 2021), ma comportano solo un cambiamento dell'organizzazione del lavoro (Boavida & Candeias, 2021). Infine, alcuni studi concludono che l'automazione riduce l'occupazione nell'industria manifatturiera e, più in generale, nei settori adottanti, mentre aumenta l'occupazione nella maggior parte dei settori dei servizi e nei settori complementari (ovvero i settori che facilitano o inibiscono lo sfruttamento dell'automazione) (Mann & Püttmann, 2018; Vermeulen *et al.*, 2018).

### 3.6 Livello impresa

Varie caratteristiche dell'impresa sono state considerate per valutare l'impatto sul rischio di sostituzione affrontato da lavoratori e lavoratrici. Essere occupati/e in un'impresa che opera nel settore privato o che è un *early adopter* di nuove

tecnologie comporta un rischio di sostituzione maggiore (Chang & Phu Huynh, 2016; McGuinness *et al.*, 2021; Pouliakas, 2018). Invece l'effetto della dimensione dell'impresa sul rischio di sostituzione di lavoratori e lavoratrici non è chiaro. In alcuni Paesi (per esempio, Brasile e Canada), essere occupati/e in un'impresa di grandi dimensioni comporta un rischio di sostituzione minore (Frenette & Frank, 2020; Lima *et al.*, 2021). Invece in altri Paesi (soprattutto europei) i lavoratori e le lavoratrici che affrontano un rischio di sostituzione maggiore tendono a essere occupati in imprese più grandi e con un unico sito (McGuinness *et al.*, 2021; Pouliakas, 2018).

L'impatto netto dell'automazione sull'occupazione a livello di impresa è stato analizzato in molti studi, i quali giungono a risultati contrastanti. Secondo alcuni, l'impatto è positivo ed è ottenuto grazie agli aumenti di produttività, alla riduzione dei prezzi al consumo e all'aumento delle vendite (Aghion, Antonin, Bunel *et al.*, 2020; Aubert-Tarby *et al.*, 2018; Bessen *et al.*, 2020; Domini *et al.*, 2021). Le imprese che automatizzano hanno un'occupazione più elevata e registrano una crescita occupazionale complessiva maggiore rispetto alle imprese che non automatizzano (Bessen *et al.*, 2020). Tuttavia, mentre secondo alcuni autori dopo l'introduzione delle tecnologie di automazione, il livello di occupazione nelle imprese che automatizzano è minore (Bessen *et al.*, 2020), secondo altri, le imprese registrano una crescita dell'occupazione sia prima sia dopo l'introduzione delle tecnologie di automazione (Domini *et al.*, 2021). Anche i robot industriali sono associati a un aumento dell'occupazione a livello di impresa (Acemoglu, Lelarge *et al.*, 2020; Ballestar *et al.*, 2020; Balsmeier & Woerter, 2019; Camiña *et al.*, 2020; Dixon *et al.*, 2019, 2021; Stapleton & Webb, 2020). I robot industriali sono infatti complementari ai lavoratori e alle lavoratrici (Camiña *et al.*, 2020) e la maggiore produttività favorita dall'adozione dei robot industriali porta a una riallocazione della produzione e del lavoro a favore di quelle imprese adottanti che riescono a ridurre i costi rispetto ai loro concorrenti (Acemoglu, Lelarge *et al.*, 2020). Anche gli investimenti nelle tecnologie dell'informazione, tra cui l'intelligenza artificiale e i big data, hanno un piccolo impatto positivo sull'occupazione a livello di impresa (Bessen & Righi, 2019).

Secondo altri autori, però, i robot industriali diminuiscono l'occupazione a livello aziendale (Ballestar *et al.*, 2021; Bonfiglioli *et al.*, 2020; Jung & Lim, 2020; Ni & Obashi, 2021) in quanto favoriscono un aumento dell'efficienza e un calo della domanda di lavoro (Bonfiglioli *et al.*, 2020).

L'impatto a livello di impresa dell'automazione e dei robot industriali è secondo altri autori neutro, nonostante l'impatto positivo sulla produttività del lavoro e sull'efficienza delle operazioni (Commissione europea e Fraunhofer ISI, 2015; Parschau & Hauge, 2020). In alcuni casi, però, l'automazione e i robot industriali

possono aumentare leggermente l'occupazione (Commissione europea e Fraunhofer ISI, 2015; Parschau & Hauge, 2020).

Infine, considerando le caratteristiche dell'impresa, risulta che i robot industriali riducono l'occupazione solo nelle imprese che non li adottano, poiché si verifica una riallocazione della manodopera dalle imprese che non li adottano a quelle che li adottano (Acemoglu, Lelarge *et al.*, 2020; Koch *et al.*, 2019). Invece, l'impatto delle macchine e delle attrezzature innovative è, secondo alcuni autori, negativo solo nelle piccole e medie imprese (Pellegrino *et al.*, 2017), mentre, secondo altri, l'impatto è negativo per le grandi imprese e le imprese ad alta intensità di lavoro e misto per le piccole imprese (Ni & Obashi, 2021).

### 3.7 Livello professione

Molte professioni sono potenzialmente automatizzabili, ma in misura variabile (Jithitikulchai, 2020). Negli Stati Uniti, il 60% delle professioni è composto da più del 30% di attività lavorative automatizzabili, mentre meno del 5% delle professioni può essere completamente automatizzato (Chui *et al.*, 2015).

La Tabella 3.3 mostra alcuni esempi di professioni con una probabilità di automazione bassa o alta.

**Tabella 3.3 Esempi di professioni con una probabilità di automazione bassa o alta**

| Professioni con una probabilità di automazione bassa | Professioni con una probabilità di automazione alta          |
|--|--|
| Accademici/che                                       | Altre professioni elementari/non qualificate                 |
| Agenti di polizia e vigili urbani                    | Cassieri/e di banca  |
| Elettricisti/e                                       | Collaboratori/trici domestici/che e addetti/e/e alle pulizie |
| Infermieri/e   | Commessi/e   |
| Manager e amministratori/trici                       | Conducenti di veicoli  |
| Parrucchieri, barbieri ed estetisti                  | Impiegati/e e segretari/e                                    |
| Professioni nei servizi alla persona                 | Professioni artigianali e commerciali                        |
| Professioni nel campo dell'istruzione                | Produzione e altri operai/e manifatturieri/e                 |
| Professioni nella cultura                            | Professioni nei servizi di ristorazione                      |
| Professionisti della scienza e dell'ingegneria       | Professioni postali, di consegna e di magazzino              |
| Tecnici  |  |

*Fonte:* nostra elaborazione su Brzeski & Burk (2015), Frenette & Frank (2020), Fuei (2017), Haiss *et al.*, (2021), Haldane (2015), le Roux (2018), Lima *et al.*, (2021), Pajarinen & Rouvinen (2014), Pouliakas (2018).

Le professioni con una probabilità di automazione alta sono potenzialmente automatizzabili in tempi relativamente brevi (uno o due decenni) (Frey & Osborne, 2017). Si tratta di professioni caratterizzate da attività lavorative di routine come lo scambio di informazioni, la vendita e l'uso delle dita e delle mani (Arntz *et al.*, 2016; Caravella & Menghini, 2018; David, 2017; van der Zande *et al.*, 2019). Invece le professioni con una bassa probabilità di automazione sono composte da attività lavorative non di routine che richiedono abilità come la percezione, la destrezza manuale, la creatività, l'intelligenza sociale e conoscenze specialistiche (Arntz *et al.*, 2016; Caravella & Menghini, 2018; David, 2017; Durrant-Whyte *et al.*, 2015; Jithitikulchai, 2020; Lee *et al.*, 2020).

La probabilità di automazione diminuisce passando dalle professioni a bassa qualifica e basso salario alle professioni ad alta qualifica e alto salario (si veda, per esempio, Adamczyk *et al.*, 2021; Dengler & Matthes, 2018; Jithitikulchai, 2020). Il motivo è che le persone più istruite svolgono in genere meno attività lavorative automatizzabili rispetto quelle meno istruite (Arntz *et al.*, 2016). Tuttavia, anche in alcune professioni ad alto salario (per esempio, fisici/che, pianificatori/trici finanziari/e), molte attività lavorative possono essere automatizzate, così come ci sono professioni a basso salario (per esempio, addetti/e alla manutenzione) in cui solo alcune attività lavorative sono automatizzabili (Chui *et al.*, 2015). In altri termini, il grado di qualificazione è per lo più misurato in termini di titolo di studio necessario e nella realtà non necessariamente è la qualificazione così definita quella che riduce il rischio di automazione.

Gli studi che valutano l'impatto netto sull'occupazione offrono evidenze complementari a quanto appena visto. Secondo alcuni studi, i robot industriali e l'intelligenza artificiale non hanno alcun impatto sulle professioni (Acemoglu, Autor *et al.*, 2020; Caselli *et al.*, 2021). Al contrario, altri studi concludono che i robot industriali diminuiscono la quota delle professioni di routine (soprattutto per i lavori manuali di routine), mentre aumentano la quota delle professioni analitiche o manuali non di routine (de Vries *et al.*, 2020; Webb, 2019). L'adozione di robot industriali porta a una riduzione del numero di manager nell'impresa e all'aumento del numero di lavoratori e lavoratrici con ruoli non manageriali (Dixon *et al.*, 2019, 2021). Tra queste, mentre il numero di persone impiegate nella produzione (poco qualificate) si riduce, il numero di coloro che si occupano della gestione della tecnologia (altamente qualificate) aumenta (Humlum, 2019; Stapleton & Webb, 2020; Xie *et al.*, 2021). L'intelligenza artificiale aumenta l'occupazione per le professioni ad alto reddito, mentre quelle a basso e medio reddito non ne risentono (Felten *et al.*, 2019). L'intelligenza artificiale aumenta il lavoro non di routine (professioni a bassa o alta qualifica) mentre diminuisce il lavoro di routine (professioni a media qualifica); tuttavia, quando

l'intelligenza artificiale è combinata con altre tecnologie, anche le professioni ad alta qualifica possono subire una riduzione (Tschang & Almirall, 2021). L'adozione dell'intelligenza artificiale impatta negativamente su lavoratori e lavoratrici della produzione (poco qualificati/e) mentre impatta positivamente su coloro che si occupano di tecnologie (altamente qualificati/e) (Xie *et al.*, 2021). Le professioni meno esposte all'intelligenza artificiale prevedono il ragionamento su situazioni complesse, le abilità interpersonali e il lavoro manuale non di routine (Webb, 2019).

In generale, solo poche professioni sembrano essere interessate dalle tecnologie di automazione; queste professioni subiranno una piccola perdita di posti di lavoro, ma si prevede che emergerà un numero maggiore di posti di lavoro nell'economia (Vermeulen *et al.*, 2018).

### 3.8 Livello lavoratore e lavoratrice

Le caratteristiche socio-demografiche di lavoratori o lavoratrici (ovvero genere, età, istruzione e skill) e quelle riguardanti il posto di lavoro (per esempio, salario e tipo di contratto) impattano sul rischio di sostituzione (Zhou *et al.*, 2020).

Per quanto riguarda il genere, in Europa i lavoratori sono più a rischio delle lavoratrici perché tendono a essere impiegati in occupazioni con una maggiore probabilità di automazione e a svolgere attività lavorative automatizzabili (Pouliakas, 2018). Invece nei Paesi OCSE sono le lavoratrici ad affrontare un rischio maggiore in quanto, nonostante siano impiegate in occupazioni con una minore probabilità di automazione, svolgono molte attività lavorative automatizzabili (Nedelkoska & Quintini, 2018).

L'impatto dell'età della persona sul rischio di sostituzione non è chiaro in quanto può essere positivo (Fuei, 2017; Zhou *et al.*, 2020), negativo (Caravella & Menghini, 2018; Egana-delSol *et al.*, 2021), «a forma di U» (Nedelkoska & Quintini, 2018; Pouliakas, 2018) o nullo (Yamashita & Cummins, 2021).

L'impatto dell'istruzione sul rischio di sostituzione della persona è negativo (Frey & Osborne, 2017; Fuei, 2017; Nedelkoska & Quintini, 2018; Pajarinen *et al.*, 2015; Pouliakas, 2018): i livelli di istruzione più bassi (scuola elementare e media) sono associati a un rischio di sostituzione elevato, mentre i livelli di istruzione più alti (scuola superiore e università) sono associati a un rischio di sostituzione minore (Arntz *et al.*, 2016; Caravella & Menghini, 2018; Chang & Phu Huynh, 2016; Zhou *et al.*, 2020).

Anche l'impatto delle skill sul rischio di sostituzione della persona è negativo: i lavoratori e le lavoratrici più a rischio sono quelli/e meno qualificati/e (Minian

& Martinez Monroy, 2018; Pajarinen & Rouvinen, 2014). Invece lavoratori e lavoratrici con un buon livello di capacità di calcolo e con competenze tecniche affrontano un rischio di sostituzione minore (Frenette & Frank, 2020; Pouliakas, 2018).

Il salario, legato all'istruzione e alle skill della persona, ha un impatto negativo sul rischio di sostituzione (Frey & Osborne, 2017; Lima *et al.*, 2021; Nedelkoska & Quintini, 2018; Pajarinen *et al.*, 2015; Pajarinen & Rouvinen, 2014, 2014; Pouliakas, 2018).

Il tipo di contratto ha un impatto diverso sul rischio di sostituzione a seconda del contesto: nei Paesi OCSE e in Canada, le persone con un contratto di apprendistato, temporaneo o part-time affrontano un rischio di sostituzione più elevato (Frenette & Frank, 2020; Nedelkoska & Quintini, 2018). Invece, nei Paesi europei e nel Regno Unito, sono i lavoratori e le lavoratrici con un contratto a tempo indeterminato a essere più a rischio di sostituzione (McGuinness *et al.*, 2021; Pouliakas, 2018).

Gli studi che valutano l'impatto netto sull'occupazione offrono evidenze in linea rispetto a quanto appena visto. Secondo alcuni studi, l'automazione ha un impatto positivo su tutta la forza lavoro, con effetti positivi più pronunciati per le persone altamente qualificate (Aghion, Antonin, Bunel *et al.*, 2020; Koch *et al.*, 2019). Anche i robot industriali non influiscono negativamente sulle persone poco qualificate (Klenert *et al.*, 2020).

Tuttavia, secondo la maggior parte degli studi le tecnologie di automazione hanno un impatto diverso a seconda delle caratteristiche socio-demografiche. Risultano più esposte all'automazione le persone meno istruite (Aghion, Antonin & Bunel, 2020; Balsmeier & Woerter, 2019; Blanas *et al.*, 2019; Borjas & Freeman, 2019; Chiacchio *et al.*, 2018; Graetz & Michaels, 2018; Jung & Lim, 2020; Vermeulen *et al.*, 2018), giovani (Blanas *et al.*, 2019; Chiacchio *et al.*, 2018) e di genere femminile (Blanas *et al.*, 2019; Borjas & Freeman, 2019). Questo effetto negativo si registra soprattutto nelle industrie manifatturiere (Blanas *et al.*, 2019; Faber, 2020). Invece risultano meno esposte all'automazione le persone più istruite (Aghion, Antonin & Bunel, 2020; Balsmeier & Woerter, 2019; Blanas *et al.*, 2019; Bonfiglioli *et al.*, 2020; Fu *et al.*, 2021; Stapleton & Webb, 2020; Tang *et al.*, 2021; Vermeulen *et al.*, 2018), anziane (Blanas *et al.*, 2019) e di genere maschile (Blanas *et al.*, 2019). Questo aumento si verifica soprattutto nelle industrie dei servizi (Blanas *et al.*, 2019).

### 3.9 Livello attività lavorativa

Le tecnologie di automazione sono oggi in grado di svolgere molte attività lavorative, comprese alcune non di routine (van der Zande *et al.*, 2019).

Mediamente il 45% delle attività lavorative svolte può essere automatizzato adattando le tecnologie esistenti e un ulteriore 13% potrebbe essere automatizzato se le tecnologie progettate per comprendere il linguaggio naturale raggiungessero un livello mediano di prestazioni umane (Chui *et al.*, 2015). Più in dettaglio, la probabilità di automazione delle principali attività lavorative è mostrata nella Tabella 3.4.

Le attività lavorative meno suscettibili di automazione richiedono percezione e manipolazione, intelligenza creativa e intelligenza sociale, ovvero capacità che a oggi sono difficili da automatizzare (Chui *et al.*, 2015; Frey & Osborne, 2017; van der Zande *et al.*, 2019).

**Tabella 3.4** Attività lavorative con una probabilità di automazione alta, media o bassa

| Attività lavorativa   | Probabilità di automazione |
|---|----------------------------|
| <i>Attività lavorative con una probabilità di automazione alta</i>                      |                            |
| Lavoro fisico o utilizzo di macchinari in un ambiente prevedibile                       | 78%                        |
| Elaborazione dei dati   | 69%                        |
| Raccolta dei dati   | 64%                        |
| <i>Attività lavorative con una probabilità di automazione media</i>                     |                            |
| Lavoro fisico imprevedibile   | 25%*                       |
| Interazione con gli stakeholder   | 20%                        |
| <i>Attività lavorative con una probabilità di automazione bassa</i>                     |                            |
| Applicazione delle competenze a processi decisionali, pianificazione e compiti creativi | 18%                        |
| Gestione e sviluppo delle persone   | 9%                         |

\* Il potenziale di automazione sarebbe del 67% se la tecnologia progredisse per gestire ambienti imprevedibili con la stessa facilità di quelli prevedibili (Chui *et al.*, 2016).

Fonte: nostra elaborazione su dati Chui *et al.*, (2016) e Manyika (2017).

### 3.10 Riepilogo

La Tabella 3.5 offre un riepilogo delle evidenze sull'impatto dell'automazione sull'occupazione ai vari livelli di analisi esaminati dalla letteratura.

**Tabella 3.5 Evidenze sull'impatto dell'automazione sull'occupazione ai vari livelli di analisi**

| Livello                          | Evidenze   |
|----------------------------------|--|
| Livello sovranazionale           | Il 49% delle attività lavorative globali può essere automatizzato. Circa il 9%-14% dei lavori nei Paesi OECD può essere automatizzato. Il 13,9%/54% di lavoratori e lavoratrici europei/e è a rischio di sostituzione.   |
| Livello Paese                    | Ci sono differenze sostanziali tra Paesi nella percentuale di lavoratori e lavoratrici ad alto rischio di sostituzione. Queste differenze sono dovute a molti fattori, tra cui l'approccio adottato nella stima dell'impatto (occupation-based approach o task-based approach), la struttura industriale, l'organizzazione delle attività lavorative, gli investimenti passati nelle tecnologie di automazione e il livello di istruzione dei lavoratori e delle lavoratrici. L'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione a livello Paese non è chiaro. |
| Livello regionale                | Ci sono differenze sostanziali tra regioni nella probabilità di automazione. Queste differenze sono legate alla struttura occupazionale, al livello di disoccupazione, al livello di sviluppo, alla varietà non correlata (cioè il livello di diversità industriale) e alla densità di popolazione. L'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione non è chiaro.   |
| Livello mercato del lavoro       | L'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione non è chiaro.   |
| Livello industria                | Ci sono differenze sostanziali tra industrie nella probabilità di automazione. Le industrie più esposte all'automazione includono la manifattura e il commercio. Le industrie meno esposte all'automazione includono l'istruzione, l'arte, il management e la sanità. L'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione non è chiaro.   |
| Livello impresa                  | I lavoratori e le lavoratrici che affrontano un rischio di sostituzione maggiore tendono a essere occupati/e in imprese che operano nel settore privato e sono <i>early adopters</i> di nuove tecnologie. L'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione non è chiaro.   |
| Livello professione              | Le professioni più esposte all'automazione richiedono l'esecuzione di molte attività lavorative di routine. Le professioni meno esposte all'automazione richiedono l'esecuzione di molte attività lavorative non di routine. L'impatto delle tecnologie di automazione sull'occupazione non è chiaro.  |
| Livello lavoratore e lavoratrice | Le persone più esposte sono generalmente meno istruite, giovani, donne. Le persone meno esposte sono generalmente più istruite, anziane, uomini.   |
| Livello attività lavorativa      | Il 45% delle attività lavorative può essere automatizzato.   |

Fonte: nostra elaborazione.

La letteratura sull'impatto dell'automazione sull'occupazione è estremamente complessa e incerta. I risultati sono spesso incoerenti, anche quando riguardano lo stesso livello di analisi, la stessa tecnologia di automazione e sono ottenuti applicando lo stesso metodo di stima dell'impatto.

## CAPITOLO 4

### IL CONTESTO ITALIANO

Questo capitolo è dedicato alla presentazione del contesto italiano, facendo riferimento alle caratteristiche generali delle imprese, alla loro attività di innovazione, di adozione di nuove tecnologie e al loro personale. Questo quadro di riferimento consentirà di interpretare al meglio i risultati riguardanti la probabilità di automazione delle classi professionali italiane e il numero di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione esposti nel Capitolo 5.

#### 4.1 Caratteristiche generali delle imprese

Il cambiamento tecnologico è inteso sia come capacità di generare nuova conoscenza e nuove tecnologie sia anche come possesso di competenze e risorse a livello di impresa, di settore e di Paese necessarie per essere in grado di adottare nuova tecnologia (non necessariamente prodotta dall'impresa o dal sistema Paese). Il grado di diffusione e la velocità di adozione di tecnologie dell'automazione sono quindi legati sicuramente sia al «tipo» di impresa sia al contesto nel quale le imprese operano.

Di seguito, sono descritte la composizione dimensionale e settoriale delle imprese, la diffusione territoriale, la proprietà e la gestione, l'estensione territoriale delle vendite e l'internazionalizzazione, il dinamismo strategico e i rapporti e le collaborazioni tra imprese e con altri soggetti.

##### 4.1.1 *Composizione dimensionale e settoriale e diffusione territoriale*

Un primo nodo strutturale è quello della composizione dimensionale e settoriale delle imprese in Italia, al fine di valutare la struttura produttiva.

Nel 2019 in Italia erano attive quasi 4,4 milioni di imprese non agricole, di cui il 94,80% aveva meno di 10 addetti/e (Tabella 4.1).

Occorre notare che la classe 0-9 addetti incorpora, in realtà, anche i semplici lavoratori autonomi (le famose partite IVA) e che non tutti i lavoratori autonomi sono titolari di imprese. Il numero effettivo di imprese attive in Italia, quelle che

**Tabella 4.1** Numero di imprese italiane attive per classe dimensionale dell'impresa, anno 2019

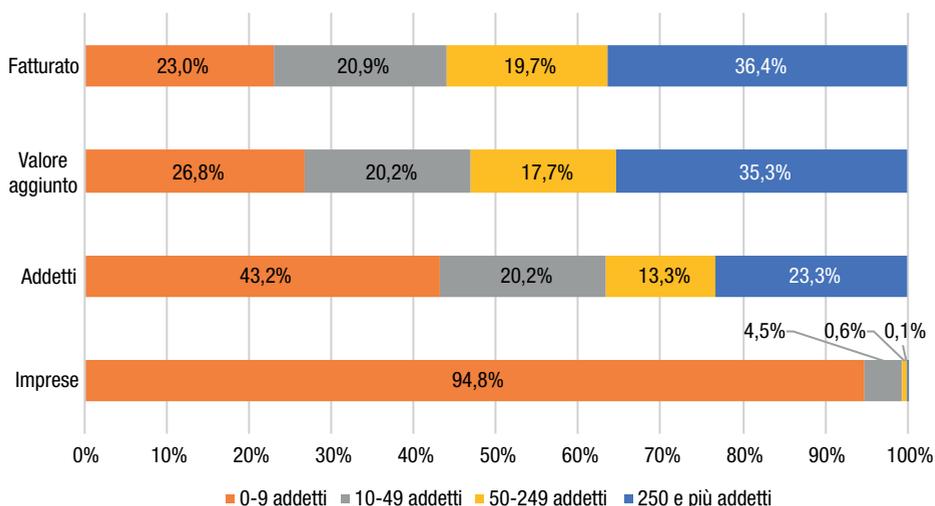
| Classe dimensionale dell'impresa | Numero di imprese attive | Percentuale |
|----------------------------------|--------------------------|-------------|
| 0-9 addetti/e                    | 4.149.572                | 94,80%      |
| 10-49 addetti/e                  | 199.340                  | 4,55%       |
| 50-249 addetti/e                 | 24.288                   | 0,55%       |
| 250 e più addetti/e              | 4.179                    | 0,10%       |
| Totale                           | 4.377.379                | 100,00%     |

Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

hanno almeno un dipendente, è quindi più basso rispetto all'immagine che ci fornisce la Tabella 4.1.

Nel 2019, le imprese italiane con meno di dieci addetti/e occupavano il 43,2% degli addetti/e e contribuivano al 26,8% del valore aggiunto e al 23% del fatturato (Figura 4.1). Invece le imprese con più di 250 addetti/e occupavano il 23,3% degli addetti/e e contribuivano al 35,3% del valore aggiunto e al 36,4% del fatturato (Figura 4.1).

**Figura 4.1** Imprese, addetti/e, valore aggiunto e fatturato per classe dimensionale dell'impresa in Italia, anno 2019, valori percentuali

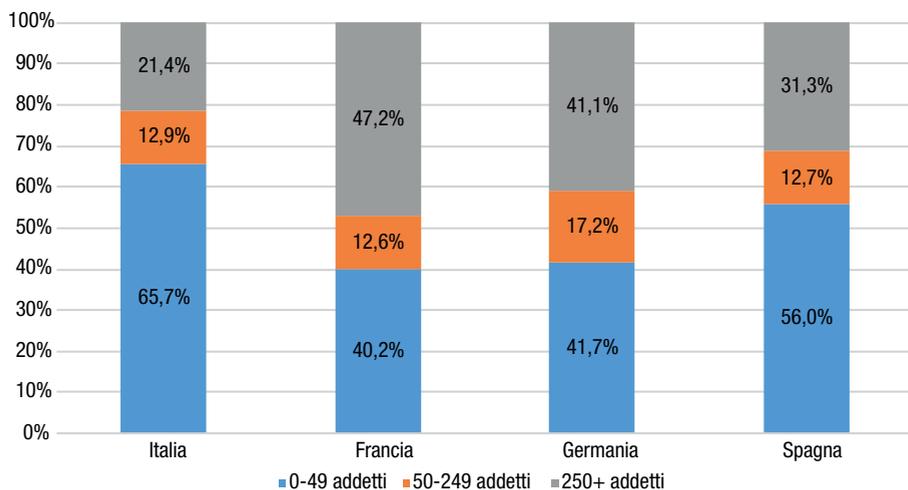


Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

Facendo un confronto con il numero di imprese attive nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee (Italia, Francia, Germania e Spagna), risulta che nel 2020 l'Italia si posizionava (con 3,8 milioni di imprese) al secondo posto tra i Paesi europei con il maggior numero di imprese attive dopo Francia (4,5 milioni) e prima di Spagna (3,1 milioni) e Germania (2,6 milioni) (Eurostat, 2022). Nel 2018 in Italia le imprese piccole rappresentavano il 99,34% delle imprese, quelle medie lo 0,56% e quelle grandi lo 0,10% (Eurostat, 2020). In Germania una quota maggiore di imprese aveva almeno cinquanta addetti/e, mentre in Francia e Spagna la quota era simile a quella italiana (Eurostat, 2020). Infine, focalizzandosi sulla distribuzione degli addetti/e per classe dimensionale nel 2016/2018, emerge che in Italia le piccole imprese impiegavano il 65,7% degli addetti/e, mentre le imprese grandi solo il 21,4% (Eurostat, 2020). Invece in Francia e Germania le piccole imprese impiegavano il 40-41% degli addetti/e, mentre le grandi il 41-47% (Figura 4.2) (Eurostat, 2020). La Spagna presentava invece una situazione intermedia (Figura 4.2) (Eurostat, 2020).

Nel 2019 in Italia, il primo settore per numero di imprese attive era il «Commercio all'ingrosso e al dettaglio, riparazione di autoveicoli e motocicli» (con

**Figura 4.2** Distribuzione di addetti/e per classe dimensionale dell'impresa nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee, anno 2016 (Italia) e 2018 (Francia, Germania e Spagna), valori percentuali



una quota del 24,42%), seguito dalle «Attività professionali, scientifiche e tecniche» (17,14%) e dalle «Costruzioni» (11,13%) (Tabella 4.2) (Istat, 2022). Invece il primo settore per numero di addetti/e erano le «Attività manifatturiere» (con una quota del 21,58%), seguito dal «Commercio all'ingrosso e al dettaglio, riparazione di autoveicoli e motocicli» (19,74%) e dalle «Attività dei servizi di alloggio e di ristorazione» (9,13%) (Tabella 4.2) (Istat, 2022).

Nel 2019, rispetto all'aggregato E4 delle maggiori economie europee, la struttura produttiva dell'Italia si caratterizzava per un peso relativamente maggiore di alcune attività estrattive («Estrazione di minerali da cave e miniere»), primarie («Agricoltura») e terziarie («Attività dei servizi di alloggio e di ristorazione»)

**Tabella 4.2 Quota di imprese attive e di addetti/e delle imprese attive nei settori in Italia, anno 2019, valori percentuali**

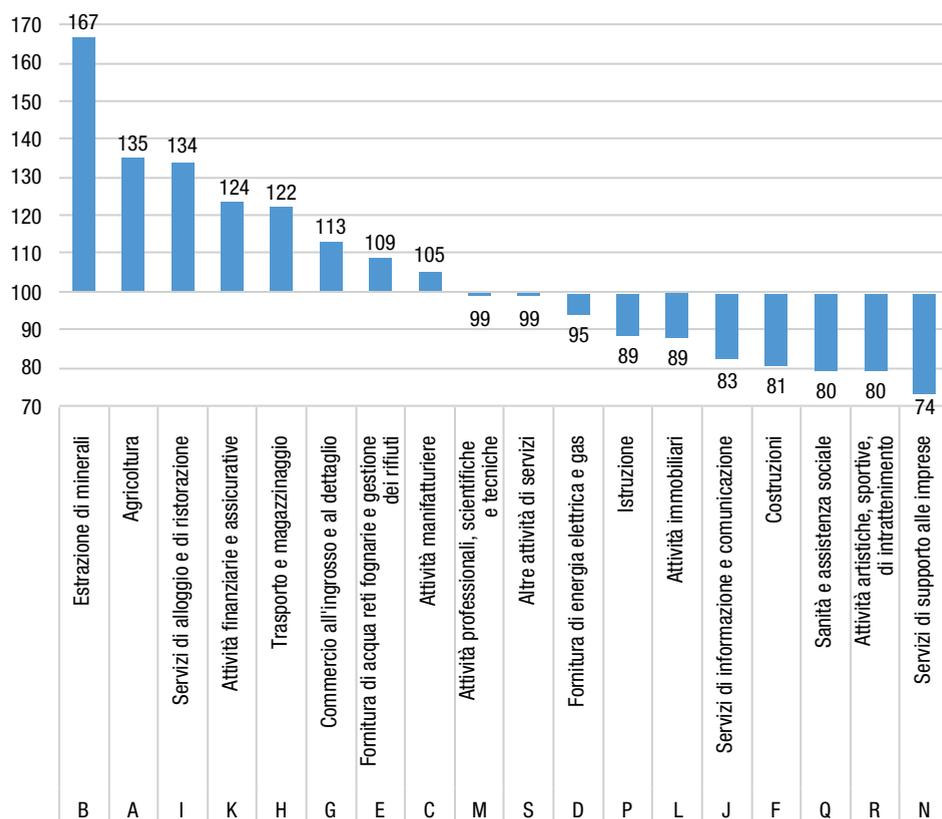
| Settore  | Quota di imprese attive | Quota di addetti/e delle imprese attive |
|--|-------------------------|---|
| B: Estrazione di minerali da cave e miniere  | 0,05%                   | 0,17%                                   |
| C: Attività manifatturiere   | 8,51%                   | 21,58%                                  |
| D: Fornitura di energia elettrica, gas, vapore e aria condizionata                   | 0,28%                   | 0,48%                                   |
| E: Fornitura di acqua, reti fognarie, attività di gestione dei rifiuti e risanamento | 0,22%                   | 1,20%                                   |
| F: Costruzioni   | 11,13%                  | 7,57%                                   |
| G: Commercio all'ingrosso e al dettaglio, riparazione di autoveicoli e motocicli     | 24,42%                  | 19,74%                                  |
| H: Trasporto e magazzinaggio   | 2,73%                   | 6,55%                                   |
| I: Attività dei servizi di alloggio e di ristorazione                                | 7,66%                   | 9,13%                                   |
| J: Servizi di informazione e comunicazione   | 2,48%                   | 3,36%                                   |
| K: Attività finanziarie e assicurative   | 2,25%                   | 3,13%                                   |
| L: Attività immobiliari  | 5,40%                   | 1,77%                                   |
| M: Attività professionali, scientifiche e tecniche                                   | 17,14%                  | 7,43%                                   |
| N: Noleggio, agenzie di viaggio, servizi di supporto alle imprese                    | 3,59%                   | 7,98%                                   |
| P: Istruzione  | 0,83%                   | 0,67%                                   |
| Q: Sanità e assistenza sociale   | 6,93%                   | 5,38%                                   |
| R: Attività artistiche, sportive, di intrattenimento e divertimento                  | 1,68%                   | 1,09%                                   |
| S: Altre attività di servizi   | 4,70%                   | 2,75%                                   |

Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

e «Attività finanziarie e assicurative») e per un peso relativamente minore di alcune attività terziarie quali «Sanità e assistenza sociale», «Attività artistiche, sportive, di intrattenimento e divertimento» e «Noleggio, agenzie di viaggio, servizi di supporto alle imprese». Va però osservato che l'economia italiana si caratterizza anche per il maggior peso del settore manifatturiero rispetto alla media dei grandi paesi europei (Figura 4.3) (Istat, 2022).

La diffusione territoriale delle imprese è un altro aspetto da esaminare in quanto incide sulla possibilità di avviare collaborazioni frequenti e durature con

**Figura 4.3 Specializzazione relativa dell'Italia rispetto all'aggregato E4 delle maggiori economie europee, misurata in valore aggiunto, anno 2019, rapporti tra quote (per cento)**



Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

altre imprese o altri soggetti (per esempio, centri di ricerca e università, pubblica amministrazione), e di conseguenza sull'opportunità di trarre vantaggi economici dalla vicinanza (per esempio, *spillover* tecnologici).

Nel 2019, il maggior numero di imprese e di addetti/e per mille residenti si concentrava nel Nord e Centro Italia. Inoltre, mentre il maggior numero di imprese dell'industria si trovava nel Nord e Centro Italia, le imprese del commercio e degli altri servizi erano presenti in misura simile in tutte le zone italiane, seppur meno concentrate nelle isole (Tabella 4.3) (Istat, 2022).

**Tabella 4.3** Numero di imprese e addetti/e totali per mille residenti tra i 20 e i 65 anni in Italia, per macrosettore e area geografica, anno 2019

| Area geografica | Totale | Industria | Commercio | Altri servizi | Addetti/e (Totale, per mille residenti) |
|-----------------|--------|-----------|-----------|---------------|---|
| Nord-ovest      | 133    | 28        | 28        | 77            | 634                                     |
| Nord-est        | 131    | 30        | 28        | 73            | 593                                     |
| Centro          | 133    | 25        | 30        | 77            | 513                                     |
| Sud             | 103    | 19        | 32        | 52            | 304                                     |
| Isole           | 94     | 17        | 29        | 49            | 260                                     |
| Italia          | 121    | 25        | 30        | 67            | 483                                     |

Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

#### 4.1.2 Proprietà e gestione

Gli assetti proprietari e di gestione delle imprese impattano anch'essi sulla capacità competitiva del sistema produttivo (Bianchi *et al.*, 2005; Istat, 2022). Il sistema produttivo italiano si caratterizza per la presenza diffusa di imprese controllate, direttamente o indirettamente, da una persona fisica o una famiglia (Istat, 2020). Nel 2018, queste imprese rappresentavano il 75,2% delle imprese con almeno tre addetti/e. All'aumentare della dimensione dell'impresa diminuisce la percentuale di imprese controllate da una persona fisica o da una famiglia: nel 2018 si passava dal 78,2% delle microimprese (tre/nove addetti/e) al 37% delle grandi imprese (250 addetti/e e oltre) (Tabella 4.4) (Istat, 2020).

Si rilevano differenze abbastanza ampie nella percentuale di imprese controllate da persona fisica o famiglia nei vari settori (Istat, 2022).

**Tabella 4.4** Percentuale di imprese italiane controllate, direttamente o indirettamente, da una persona fisica o da una famiglia per classe dimensionale dell'impresa, anno 2018, valori assoluti e percentuali

| Classe dimensionale dell'impresa | Totale imprese | Numero di imprese controllate da persona fisica o famiglia | Percentuale di imprese controllate da persona fisica o famiglia |
|----------------------------------|----------------|--|---|
| 3-9 addetti/e                    | 821.341        | 642.069  | 78,2%   |
| 10-49 addetti/e                  | 187.734        | 123.239  | 65,6%   |
| 50-249 addetti/e                 | 21.101         | 10.772   | 51,0%   |
| 250 e più addetti/e              | 3.561          | 1.318  | 37,0%   |
| Totale                           | 1.033.737      | 777.398  | 75,2%   |

Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2020).

#### 4.1.3 Estensione territoriale delle vendite e internazionalizzazione

L'estensione territoriale delle vendite è un indicatore del dinamismo delle imprese, della loro capacità di crescere estendendo la clientela in termini geografici e della loro capacità di confrontarsi con la concorrenza e le esigenze di mercati diversi (Istat, 2022).

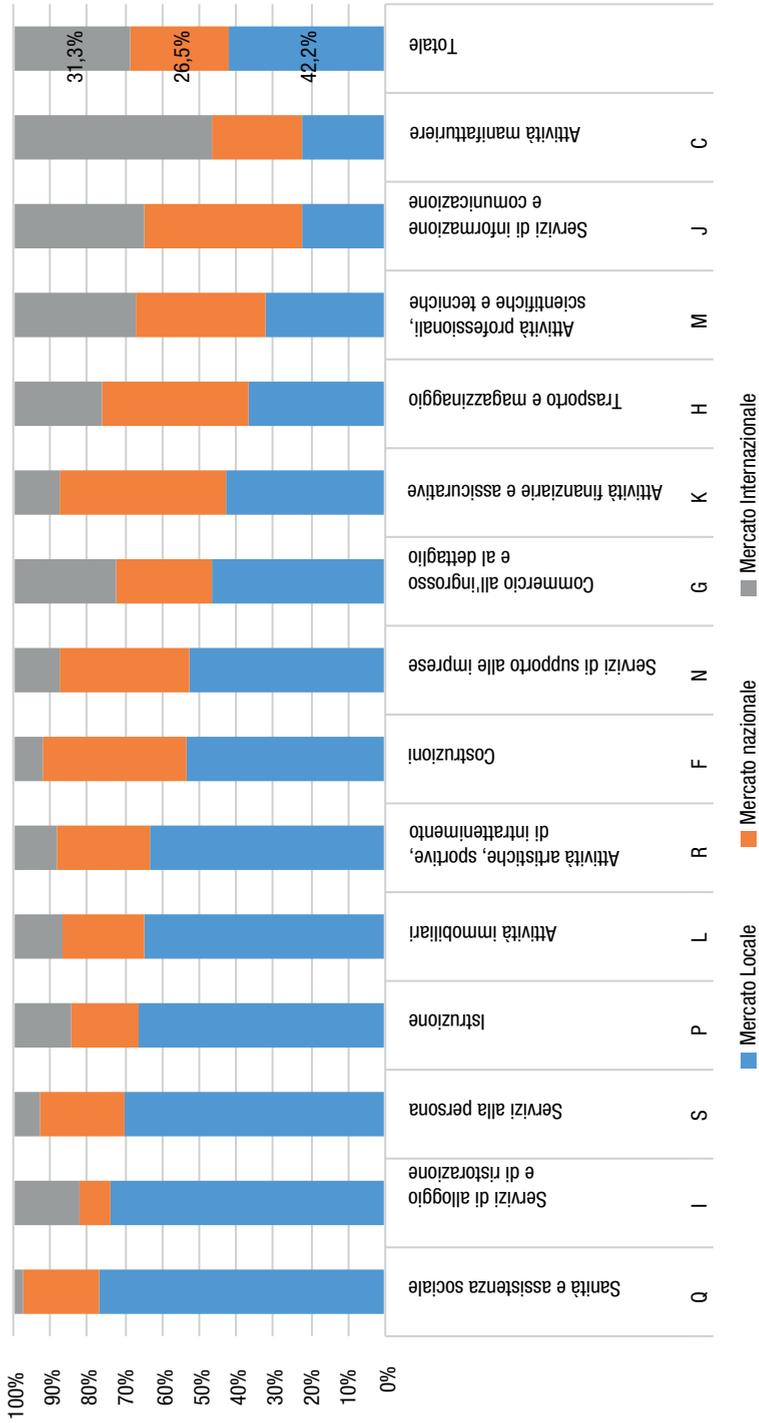
Nel 2018, il 42,2% delle imprese italiane era attiva solo a livello locale, il 26,5% a livello nazionale e il 31,3% a livello internazionale. C'erano, inoltre, notevoli differenze nell'estensione geografica delle vendite delle imprese per settore (Figura 4.4) (Istat, 2022).

L'estensione del mercato a livello internazionale si associa anche a una maggiore produttività dell'impresa: le imprese che operano a livello internazionale sono più frequentemente imprese con alta produttività nel loro settore, ovvero presentano un livello di produttività superiore alla produttività media (e deviazione standard) delle imprese che operano nello stesso settore e con la stessa classe dimensionale (Istat, 2022).

Anche l'internazionalizzazione è un indicatore del dinamismo delle imprese, in quanto consente loro di fronteggiare la competitività, acquisire *know how* e presidiare mercati (Istat, 2022).

Nel 2018, il 2,8% delle imprese italiane con almeno dieci addetti/e era internazionalizzata, principalmente tramite accordi o contratti con altre imprese nei Paesi ospitanti (tipologia adottata dal 64,4% delle imprese). C'erano inoltre differenze nella percentuale di imprese che internazionalizzano a seconda della

**Figura 4.4** Estensione geografica delle vendite delle imprese italiane per settore, anno 2018, valori percentuali



Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

classe dimensionale: nel 2018, solo il 2% delle imprese piccole (10-49 addetti/e) era internazionalizzata, mentre il 14,6% delle imprese grandi (più di 250 addetti/e) lo era. Si riscontravano infine differenze anche nella tipologia di internazionalizzazione prevalente a seconda della classe dimensionale: nel 2018 la maggior parte delle piccole imprese internazionalizzava solo tramite accordi, mentre la maggior parte delle imprese grandi utilizzava solo investimenti diretti esteri (IDE) (Tabella 4.5) (Istat, 2022).

**Tabella 4.5 Percentuale di imprese italiane che internazionalizzano e tipologia di internazionalizzazione per classe dimensionale dell'impresa, anno 2018**

| Classe dimensionale dell'impresa      | Percentuale di imprese con almeno 10 addetti/e che internazionalizzano | Tipologia di internazionalizzazione |               |          |
|---------------------------------------|--|-------------------------------------|---------------|----------|
|                                       |  | Solo accordi                        | Accordi e IDE | Solo IDE |
| Imprese piccole (10-49 addetti/e)     | 2,0%   | 75,3%                               | 1,7%          | 23,0%    |
| Imprese medie (50-249 addetti/e)      | 7,0%   | 48,1%                               | 2,7%          | 49,1%    |
| Imprese grandi (più di 250 addetti/e) | 14,6%  | 28,8%                               | 6,2%          | 65,0%    |
| Totale                                | 2,8%   | 64,4%                               | 2,3%          | 33,2%    |

*Nota:* IDE indica Investimenti Diretti Esteri.

*Fonte:* nostra elaborazione su dati Istat (2022).

Le principali aree di delocalizzazione delle imprese italiane erano i Paesi dell'Unione europea (40% delle imprese), Cina (13,2%) e altri Paesi europei (12,9%). Seguivano altri Paesi asiatici (9,2%), Nord America (7,7%), Centro e Sud America (8,5%) e altri Paesi (8,5%) (Istat, 2022).

#### 4.1.4 *Dinamismo strategico, rapporti e collaborazioni tra imprese e con altri soggetti*

La capacità delle imprese di reagire a shock esogeni avversi e il loro potenziale di crescita sono legati alle loro scelte produttive, organizzative, tecnologiche (comprese quelle di automazione) e di mercato (Istat, 2022). Molto importante è il grado di «dinamismo strategico», ovvero la propensione delle imprese a innovare, investire in tecnologia e formazione del personale e modernizzare l'organizzazione aziendale e i processi produttivi (Istat, 2022). Si possono individuare cinque classi di dinamismo strategico, le cui strategie prevalenti sono riassunte nella Tabella 4.6.

**Tabella 4.6 Strategie prevalenti delle imprese per grado di dinamismo strategico**

| <b>Classe di dinamismo strategico</b> | <b>Strategie prevalenti</b>  |
|---------------------------------------|--|
| Basso                                 | Visione elementare dell'attività d'impresa.<br>Sostanziale assenza di investimenti e strategie.<br>Autofinanziamento.  |
| Medio-basso                           | Strategie difensive della quota di mercato orientate al mercato nazionale.<br>Investimenti modesti in formazione del personale e ICT.<br>Poche relazioni di commessa e subfornitura.<br>Modesta attività innovativa.<br>Ricorso al credito bancario.   |
| Medio                                 | Strategie espansive di accesso a nuovi segmenti di mercato, anche con attività internazionale.<br>Investimenti in digitalizzazione e R&S, in formazione del personale, in macchinari per l'innovazione, in internazionalizzazione e in responsabilità ambientale.<br>Intenso ricorso a credito bancario e commerciale.         |
| Medio-alto                            | Realtà aziendali strutturate, caratterizzate da complessità organizzativa e strategica.<br>Investimenti intensi in R&S, digitalizzazione avanzata, formazione specifica del personale, internazionalizzazione, responsabilità sociale e ambientale.<br>Ricorso a diverse fonti finanziarie con riduzione del peso del credito. |
| Alto                                  | Investimenti ingenti in R&S, innovazione, digitalizzazione avanzata, formazione mirata del personale, internazionalizzazione commerciale e produttiva, responsabilità sociale e ambientale.<br>Massima complessità di fonti finanziarie interne ed esterne.  |

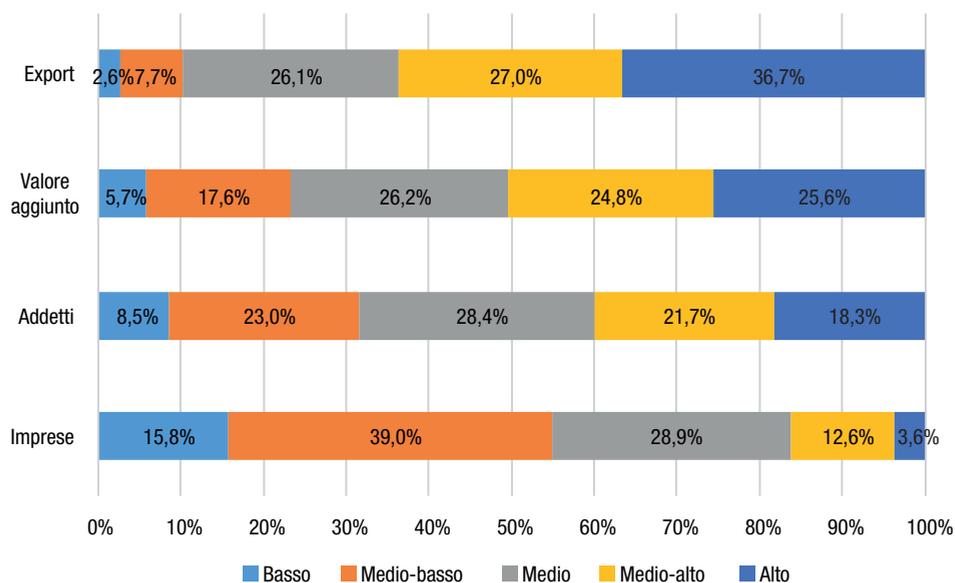
*Fonte:* nostra elaborazione su Istat (2022).

Il diverso grado di dinamismo strategico si associa a differenze in termini strutturali e di performance. Nel 2018, le imprese italiane con un grado di dinamismo strategico basso e medio-basso erano il 54,8% circa del totale, occupavano il 31,5% degli addetti/e, generavano il 23,3% del valore aggiunto e il 10,3% dell'export. Invece le imprese italiane con un grado di dinamismo strategico medio alto e alto erano solo il 16,2% circa del totale, ma occupavano il 40% degli addetti/e, generavano il 50,4% del valore aggiunto e il 63,7% dell'export (Figura 4.5) (Istat, 2022).

Spesso le imprese ricorrono a collaborazioni con altre imprese o soggetti istituzionali (per esempio, pubblica amministrazione, centri di ricerca e università) per svolgere alcune attività o funzioni e migliorare il loro dinamismo strategico (Istat, 2022).

Nel 2018, il 52,6% delle imprese italiane con almeno tre addetti/e aveva una relazione di rete (Istat, 2022). La diffusione delle relazioni tra imprese cresce con la classe dimensionale: nel 2018, l'82% delle imprese con più di 250 addetti/e intratteneva collaborazioni (Istat, 2022).

**Figura 4.5** Imprese, addetti/e, valore aggiunto ed export per classe di dinamismo strategico in Italia, anno 2018, valori percentuali



Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

Se si considera la controparte nella relazione, nel 2018 prevalevano le relazioni con altre imprese o il gruppo di appartenenza dell'impresa (praticate dal 40,4% e dal 13,7% delle imprese con almeno tre addetti/e rispettivamente), mentre erano poco diffuse le relazioni con centri di ricerca e università (2%) (Tabella 4.7).

**Tabella 4.7** Diffusione delle relazioni delle imprese italiane per controparte nella relazione, anno 2018, valori percentuali

| Controparte nella relazione    | Percentuale di imprese |
|--------------------------------|------------------------|
| Impresa                        | 40,4%                  |
| Gruppo                         | 13,7%                  |
| Pubblica amministrazione       | 7,9%                   |
| Centri di ricerca e università | 2,0%                   |
| Totale                         | 52,6%                  |

Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

I rapporti con altre imprese erano avviati principalmente per accedere a nuovi clienti e mercati (per il 38,7% delle imprese italiane con almeno tre addetti/e), ridurre i costi (36,1%), creare nuovi prodotti e processi (22,9%) e accedere a nuove competenze e tecnologie (19,1%) (Istat, 2022). Ottenere una maggiore flessibilità organizzativa e internazionalizzare erano motivazioni secondarie (citate dal 15% e dal 5,7% delle imprese con almeno tre addetti/e rispettivamente) (Istat, 2022).

## 4.2 Innovazione in automazione e adozione di nuove tecnologie

Gli investimenti nell'attività innovativa e nelle nuove tecnologie sono un asset strategico per sviluppare la capacità competitiva delle imprese (Istat, 2022).

### 4.2.1 *Innovazione*

Nel complesso l'Italia si caratterizza per una capacità innovativa relativamente più modesta rispetto ai principali Paesi avanzati. Sia gli indicatori di sforzo innovativo, come le spese in R&S o il numero di ricercatori impiegati, sia gli indicatori di output innovativo, come i brevetti, fotografano un quadro che è meno dinamico rispetto ad altri «sistemi nazionali di innovazione».

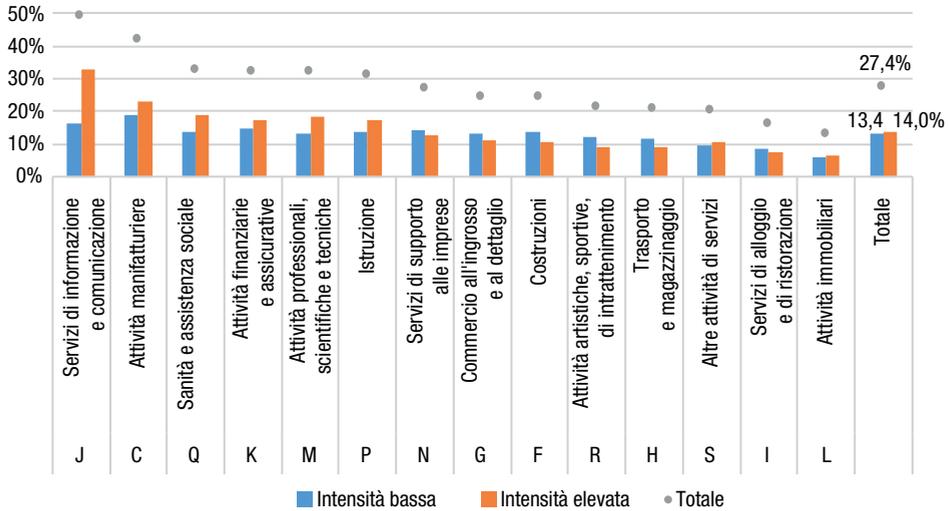
L'innovazione nelle imprese italiane è di seguito esaminata ponendo attenzione agli investimenti in R&S, al personale di ricerca nelle imprese, alle attività svolte nei processi di innovazione e alla loro complessità e alle piccole imprese innovatrici. Un approfondimento è poi condotto in merito alle specifiche innovazioni in automazione tramite l'analisi dei brevetti.

#### 4.2.1.1 *Investimenti in R&S*

Nel periodo 2016-2018, il 13,4% delle imprese italiane ha investito in R&S con intensità bassa e un ulteriore 14,% ha investito con intensità alta. Si riscontrano differenze settoriali: la percentuale di imprese italiane che ha effettuato investimenti in R&S (con intensità bassa o alta) raggiunge il 49% nel settore «Servizi di informazione e comunicazione», ma solo il 12,8% nel settore «Attività immobiliari» (Figura 4.6).

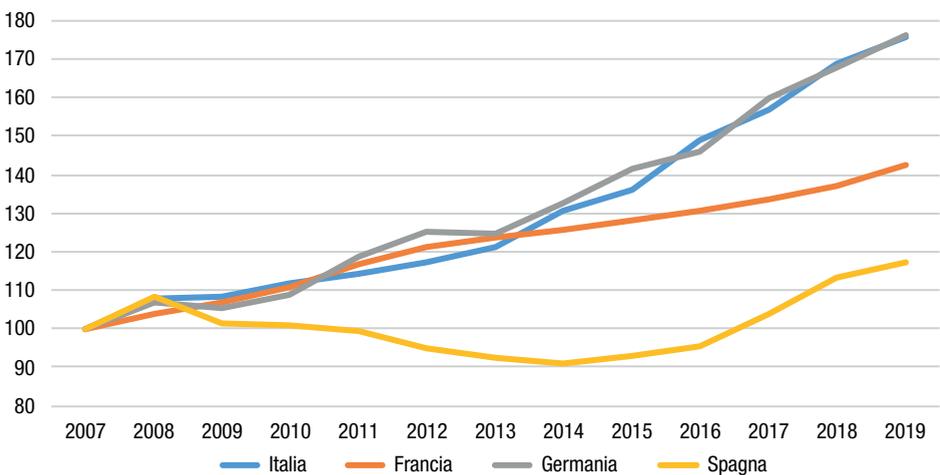
Dal 2007 al 2019, la spesa in R&S delle imprese italiane è aumentata del 75,5%. Facendo un confronto con i Paesi nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee, emerge che la spesa in R&S è cresciuta in linea con la crescita registrata in Germania e più di quella registrata in Francia e Spagna (Figura 4.7).

**Figura 4.6 Investimenti in R&S per intensità e settore delle imprese italiane con almeno tre addetti/e, anni 2016-2018, valori percentuali**



Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

**Figura 4.7 Spesa in R&S delle imprese nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee, anni 2007-2019**



Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

Occorre però notare che, nonostante il trend di crescita registrato dal 2007, il livello assoluto di spesa in R&S rimane sempre relativamente basso: è poco più di un quinto rispetto alla Germania e meno della metà rispetto alla Francia (Istat, 2022).

#### *4.2.1.2 Personale di ricerca nelle imprese*

Dal 2007 al 2019, il personale di ricerca nelle imprese italiane è aumentato del 140%. Rispetto ai Paesi nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee, il personale di ricerca in Italia è cresciuto in misura significativamente maggiore (Istat, 2022).

Occorre però notare che, nonostante il trend di crescita registrato dal 2007, in termini assoluti esiste un divario nel personale di ricerca rispetto ai Paesi europei considerati: il personale di ricerca in Italia è più del doppio rispetto alla Spagna, ma solo l'80% rispetto alla Francia e la metà rispetto alla Germania (Istat, 2022).

#### *4.2.1.3 Attività svolte nei processi di innovazione e loro complessità*

Varie attività sono svolte nei processi di innovazione delle imprese. Nel periodo 2016-2018, il 38,4% delle imprese italiane con almeno tre addetti/e ha svolto almeno un'attività connessa all'innovazione. Le attività connesse all'innovazione più diffuse includevano l'acquisizione di macchinari (svolta dal 15,1% delle imprese), hardware (13,1%) e software (12,2%). L'esecuzione di attività connesse all'innovazione aumenta in modo significativo con la classe dimensionale dell'impresa (Tabella 4.8).

I progetti di innovazione delle imprese sono molto eterogenei riguardo alle strategie e alle modalità in cui si concreta l'innovazione. Tra le imprese con almeno tre addetti/e che hanno svolto attività connesse all'innovazione nel periodo 2016-2018, il 56,2% ha svolto attività con un livello di complessità basso o medio-basso, mentre solo il 24,8% ha svolto attività con un livello di complessità medio-alto o alto (Tabella 4.9). La complessità delle attività connesse all'innovazione varia notevolmente tra settori (Istat, 2022).

**Tabella 4.8** Percentuale di imprese italiane che eseguono attività svolte nei processi di innovazione, anni 2016-2018, valori percentuali

| Attività svolte nei processi di innovazione  | Percentuale sul totale di imprese con almeno 3 addetti/e | Percentuale di imprese con meno di 250 addetti/e | Percentuale di imprese con più di 250 addetti/e |
|--|--|--|---|
| Acquisizione di macchinari, attrezzature e impianti per le innovazioni adottate previste | 15,1%  | 15,0%  | 39,9%   |
| Acquisizione di hardware informatici, apparati di rete e di telecomunicazioni            | 13,1%  | 13,0%  | 52,5%   |
| Acquisizione o sviluppo di software, database e servizi per l'analisi dei dati           | 12,2%  | 12,0%  | 55,3%   |
| Formazione del personale sulle innovazioni adottate e/o previste                         | 11,9%  | 11,8%  | 41,0%   |
| Attività di ricerca e sviluppo   | 10,9%  | 10,8%  | 48,6%   |
| Marketing per il lancio di nuovi beni e/o servizi  | 8,8%   | 8,8%   | 28,8%   |
| Progettazione tecnica ed estetica (design)   | 5,4%   | 5,4%   | 22,7%   |
| Acquisizione di licenze e brevetti   | 3,0%   | 2,9%   | 20,0%   |
| Altre attività   | 4,7%   | 4,7%   | 9,0%  |
| Almeno una attività svolta nell'ambito dei propri progetti di innovazione                | 38,4%  | 38,3%  | 81,8%   |

Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

**Tabella 4.9** Percentuale di imprese italiane che eseguono attività svolte nei processi di innovazione per livello di complessità, anni 2016-2018, valori percentuali

| Livello di complessità | Percentuale di imprese con almeno 3 addetti/e |
|------------------------|---|
| Basso                  | 39,0%   |
| Medio-basso            | 17,2%   |
| Medio                  | 19,0%   |
| Medio-alto             | 12,8%   |
| Alto                   | 12,0%   |

Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

#### 4.2.1.4 Piccole imprese innovatrici

Nel 2018, il 12,2% delle piccole imprese italiane (tra dieci e quarantanove addetti/e) innova. La percentuale di piccole imprese innovatrici variava tra i settori: più del 22% delle piccole imprese nell'industria manifatturiera ad alta e medio-alta tecnologia (per esempio, chimica, farmaceutica, elettronica, macchinari) e nel settore ICT innovava, mentre solo il 5% delle piccole imprese nel settore dei trasporti e del magazzinaggio e negli altri comparti dell'industria lo faceva (Istat, 2022).

#### 4.2.1.5 Innovazione in automazione

Al fine di capire il livello di innovazione in automazione delle imprese italiane è stata condotta un'analisi a livello brevettuale. In particolare, i brevetti in automazione sono stati individuati tramite una ricerca in letteratura dei codici di brevetto corrispondenti. I codici di brevetto sono stati recuperati da questi documenti: Fujii & Managi (2018), IPO (2014a), IPO (2014b), IPO (2019), Keisner *et al.*, (2015), Martinelli *et al.*, (2019), Webb *et al.*, (2018). Le imprese al 2020 che hanno almeno un brevetto in automazione sono oltre 2.600, con una media di circa nove brevetti ciascuna, per un totale di 23.453 brevetti italiani. Il numero di imprese che brevetta in intelligenza artificiale è quasi quattro volte superiore al numero di imprese che brevetta in robot industriali e big data. I brevetti in robot industriali sono in numero pressoché identico a quelli in big data (585 contro 572). Coerentemente, la categoria che registra più brevetti in Italia è quella relativa all'intelligenza artificiale (16.776 brevetti), in una proporzione simile alla distribuzione europea. Seguono i brevetti in robot industriali pari a 5.388 seguiti dai brevetti in big data pari a 1.289 (Tabella 4.10).

**Tabella 4.10 Numero di imprese italiane ed europee con brevetto in automazione per categoria di brevetto: situazione al 2020**

| Tecnologia               | Numero di imprese italiane con brevetto | Numero di brevetti corrispondenti | Numero di imprese europee con brevetto |
|--------------------------|---|-----------------------------------|--|
| Automazione              | 2.602                                   | 23.453                            | 26.952                                 |
| Robot industriali        | 585                                     | 5.388                             | 8.961                                  |
| Intelligenza artificiale | 1.889                                   | 16.776                            | 18.195                                 |
| Big data                 | 572                                     | 1.289                             | 7.904                                  |

Fonte: nostra elaborazione su dati Orbis Intellectual Property.

#### 4.2.2 Adozione di nuove tecnologie

Negli ultimi anni si sono verificati notevoli progressi nella digitalizzazione dei processi aziendali nelle imprese italiane (Banca d'Italia, 2022). Il progresso è avvenuto grazie a molti fattori: utilizzo diffuso della fatturazione elettronica, ampio ricorso alle tecnologie *cloud*, maggiore diffusione delle tecnologie digitali di base, adozione di tecnologie digitali da parte delle piccole e medie imprese, ricorso al lavoro agile. Rimane però un significativo ritardo, in Italia, nell'adozione delle tecnologie digitali più avanzate quali i big data, l'intelligenza artificiale e

il commercio elettronico. La digitalizzazione consente alle imprese di aumentare la competitività, anche se sono richieste competenze specifiche e un'organizzazione in grado di sfruttarne al meglio le potenzialità (Istat, 2022).

In Italia la difficoltà a introdurre nuove tecnologie è legata innanzitutto alla composizione dimensionale. Le imprese più piccole, infatti, incontrano ostacoli di tipo finanziario ma soprattutto organizzativo nell'adozione di tecnologie più recenti e innovative. Anche la specializzazione produttiva del sistema italiano spiega in parte la minore diffusione delle tecnologie in questione. La maggiore presenza delle imprese italiane in settori a media e bassa tecnologia costituisce di per sé una barriera all'utilizzo e allo sviluppo di queste tecnologie. La proprietà familiare intesa non solo come proprietà dell'impresa nelle mani delle famiglie ma anche coinvolgimento diretto dei membri della famiglia nella gestione potrebbe essere un fattore che riduce la propensione all'uso di tecnologie innovative.

La rapida evoluzione delle tecnologie digitali sta comunque trasformando rapidamente e irreversibilmente il sistema industriale italiano (Deloitte, 2018). L'Industria 4.0 sta infatti modificando le strategie e i business model delle imprese e sta rendendo i sistemi fisici e digitali sempre più interconnessi (Deloitte, 2018). Alcune imprese sembrano in grado di sfruttare le opportunità offerte dalla tecnologia ed essere in grado di organizzare al meglio la transizione tecnologico-digitale (Istat, 2022).

Nel complesso si osserva un'eterogeneità nei comportamenti delle imprese. Considerando una serie di indicatori per misurare la capacità delle imprese di effettuare tale transizione<sup>2</sup>, emerge che nel 2018 il 25% delle imprese italiane presentava un punteggio elevato, con differenze significative per classe dimensionale (solo il 20,5% delle imprese tra i tre e i nove addetti/e presentava un punteggio elevato a fronte del 74,2% delle imprese con più di 250 addetti/e) e settore (Istat, 2022).

Di seguito sono descritti gli investimenti in tecnologie digitali delle imprese italiane e, successivamente, è offerto un confronto della situazione italiana con l'aggregato E4 delle maggiori economie europee e con il mondo.

---

<sup>2</sup>Gli indicatori utilizzati dall'Istat sono: «investimenti elevati in Ricerca e Sviluppo, Digitalizzazione, Internazionalizzazione; modernizzazione tecnologica dell'impresa; diversificazione dell'attività, transizione verso una nuova area di attività, trasformazione innovativa dell'impresa, attività di Ricerca e Sviluppo interna, acquisizione di servizi di R&S, formazione del personale sulle innovazioni adottate, progettazione tecnica ed estetica, acquisizione di licenze e brevetti, acquisizione o sviluppo di software, database e servizi per l'analisi dei dati, acquisizione di hardware, apparati di rete e di telecomunicazioni, acquisizione di macchinari e attrezzature per le innovazioni adottate, marketing per il lancio di nuovi beni e/o servizi, produzione di tecnologie abilitanti (KET), utilizzo di KET, accordi formali con le università e/o centri di ricerca». (Istat, 2022, p.50).

#### 4.2.2.1 Investimenti in tecnologie digitali delle imprese italiane

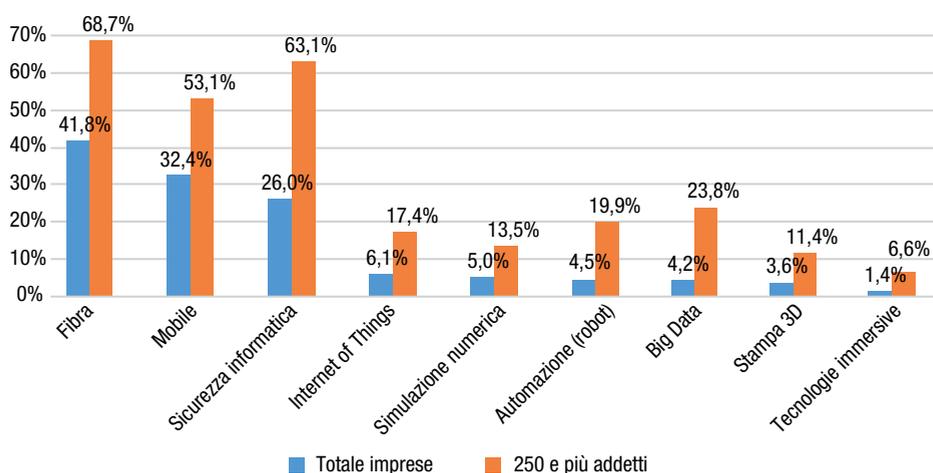
Gli investimenti in tecnologie sono un asset strategico per sviluppare la capacità competitiva delle imprese.

Nel periodo 2016-2018, le imprese italiane avevano investito prevalentemente in tecnologie di base (per esempio, infrastruttura di rete fissa e mobile e sicurezza informatica). Invece le tecnologie avanzate (Internet of Things, simulazione numerica, robot, big data, stampa 3D, tecnologie immersive) erano state adottate da meno del 5% delle imprese italiane. Le imprese con almeno 250 addetti/e avevano adottato in misura maggiore tutte le tecnologie digitali (Figura 4.8).

Nel periodo 2016-2018, il 16,6% delle imprese italiane con almeno dieci addetti/e aveva investito in almeno una tecnologia avanzata, mentre il 5% delle imprese aveva investito in almeno due tecnologie avanzate. C'erano differenze significative tra settori (Figura 4.9).

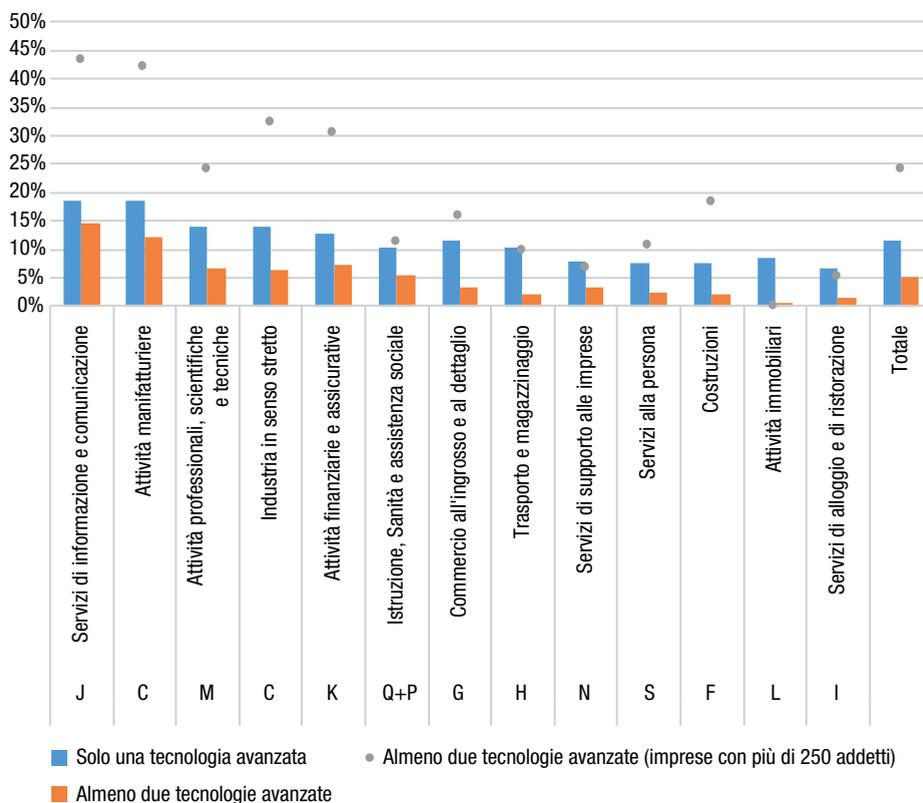
Il ritardo nell'adozione di tecnologie ICT è documentato da tempo. Fabiani *et al.*, (2005) mostrano quanto sia rilevante il ruolo della dimensione dell'impresa nel grado di diffusione di una serie di tecnologie ICT. A distanza di anni, e in particolare nel periodo 2016-2018, il 24,7% delle imprese italiane aveva investito in ICT con intensità bassa e un ulteriore 22,1% aveva promosso investimenti

**Figura 4.8 Investimenti per tecnologia digitale e classe dimensionale delle imprese italiane, anni 2016-2018, valori percentuali**



Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

**Figura 4.9 Investimenti in tecnologie digitali avanzate delle imprese italiane per settore, anno 2018, valori percentuali**

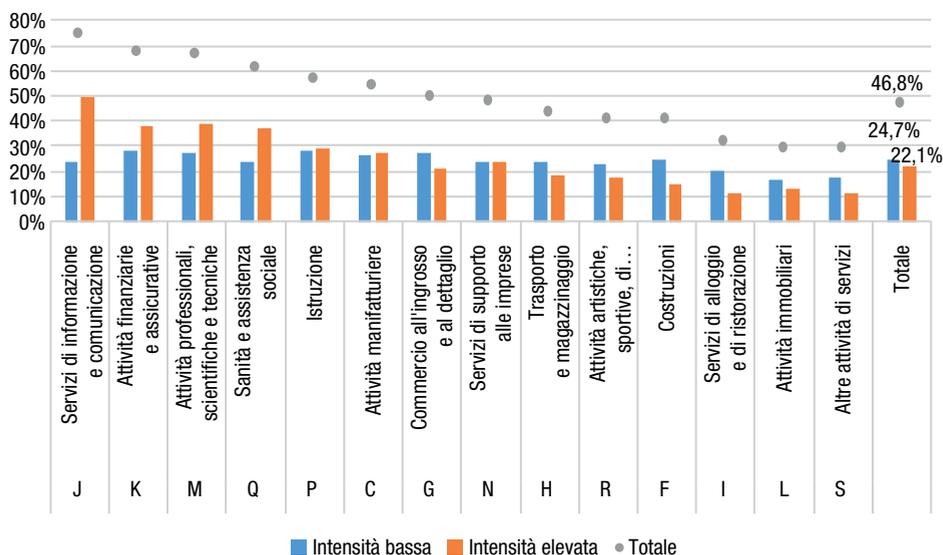


Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

con intensità alta. Si possono riscontrare differenze settoriali: la percentuale di imprese italiane che aveva investito in R&S (con intensità bassa o alta) superava il 70% nel settore «Servizi di informazione e comunicazione», ma non raggiungeva il 30% nei settori «Altre attività di servizi» e «Attività immobiliari» (Figura 4.10).

Nel 2020, le imprese italiane erano complessivamente in ritardo rispetto all'aggregato E4 delle maggiori economie europee e la media europea nell'uso di computer connessi da parte degli addetti/e, nell'occupazione in professioni ICT e nella formazione in ICT (Tabella 4.11).

**Figura 4.10 Investimenti in ICT delle imprese italiane con almeno tre addetti/e per intensità e settore, anni 2016-2018, valori percentuali**



Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

**Tabella 4.11 Uso di computer connessi (% addetti/e), specialisti in professioni ICT (% occupati) e formazione ICT (% imprese) in Italia, UE27 e aggregato E4 delle maggiori economie europee, anno 2020**

| Area/Paese | Computer connessi (% addetti/e nelle imprese con almeno 10 addetti/e) | Specialisti (professioni ICT, % occupati) | Formazione ICT (% imprese con almeno 10 addetti/e) |
|------------|---|---|--|
| Italia     | 53  | 3,6                                       | 15   |
| Francia    | 61  | 4,5                                       | 15   |
| Germania   | 59  | 4,9                                       | 24   |
| Spagna     | 56  | 3,8                                       | 20   |
| Ue27       | 56  | 4,3                                       | 20   |

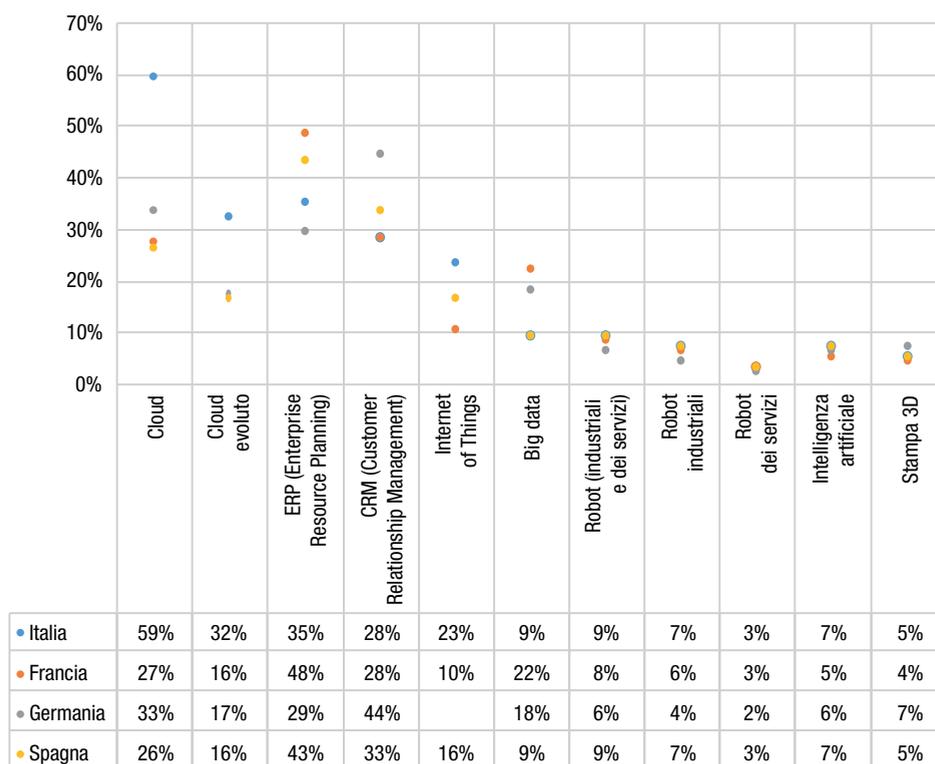
Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

L'uso di tecnologie ICT richiede personale qualificato e nelle piccole imprese italiane il capitale umano dei dipendenti è in media non molto elevato; questo rappresenta un ostacolo all'adozione.

#### 4.2.2.2 Confronto della situazione italiana con l'aggregato E4 delle maggiori economie europee e con il mondo

Se si osserva l'uso di tecnologie avanzate da parte delle imprese con almeno dieci addetti/e nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee, la situazione è eterogenea. Nel 2020, l'Italia era più avanzata rispetto agli altri Paesi per quanto riguarda la diffusione del cloud e del cloud avanzato; l'adozione dei robot (industriali e dei servizi) e dell'intelligenza artificiale era in linea con la media; l'adozione delle tecnologie di CRM (Customer Relationship Management) e dei big data era invece inferiore della media (Figura 4.11). L'adozione meno diffusa dei big data potrebbe essere dovuta alla minore disponibilità delle competenze necessarie per il loro utilizzo.

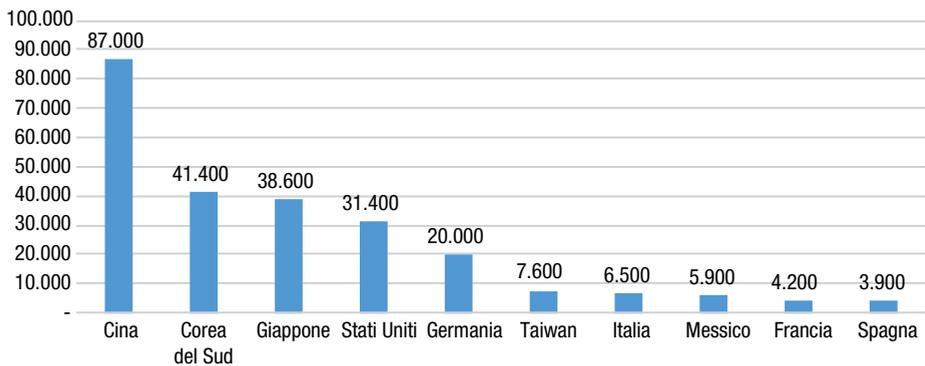
**Figura 4.11** Uso di tecnologie avanzate nelle imprese con almeno dieci addetti/e nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee, anno 2020, valori percentuali



Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

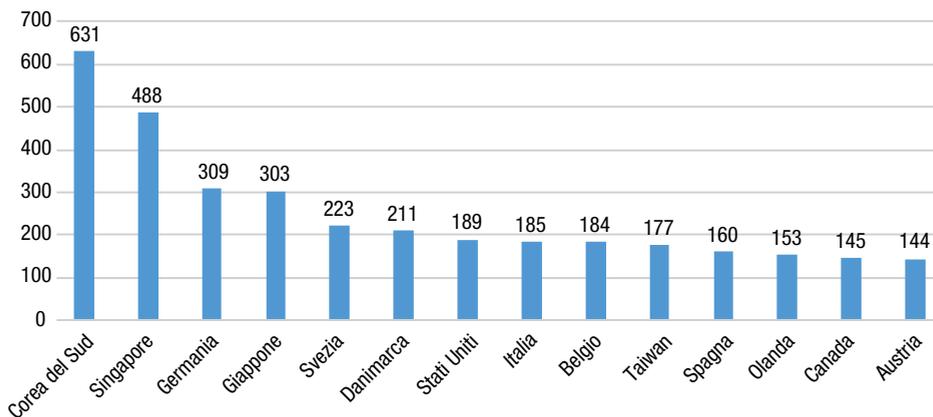
Focalizzando l'attenzione sui robot, nel 2017 l'Italia si posizionava al settimo posto al mondo per la produzione di questa tecnologia (Figura 4.12) e all'ottavo posto al mondo per numero di robot ogni 10.000 addetti/e nell'industria manifatturiera (Figura 4.13) (Deloitte, 2018).

**Figura 4.12 Produzione annua di robot industriali nel mondo, anno 2017, valori assoluti**



Fonte: nostra elaborazione su dati Deloitte (2018).

**Figura 4.13 Numero di robot ogni 10.000 addetti/e nell'industria manifatturiera, anno 2017, valori assoluti**



Fonte: nostra elaborazione su dati Deloitte (2018).

### 4.3 Le risorse umane delle imprese

Di seguito sono descritte l'assunzione di risorse umane da parte delle imprese, la loro formazione e le loro competenze digitali. Come si vedrà di seguito, si tratta di aspetti estremamente importanti per la competitività dell'impresa e l'utilizzo efficace di tecnologie digitali.

#### 4.3.1 Assunzione di risorse umane

L'assunzione di risorse umane consente alle imprese di svilupparsi grazie alla disponibilità di competenze nuove rispetto a quelle già presenti nell'impresa (Istat, 2022). Nel triennio 2016-2018, il 58,1% delle imprese aveva assunto nuovo personale; questa quota raggiungeva il 93,3% per le imprese con più di 250 addetti/e (Istat, 2022).

#### 4.3.2 Formazione delle risorse umane

La disponibilità di nuove tecnologie e la maggiore concorrenza di prezzo dalle economie emergenti hanno aumentato l'importanza della conoscenza per la competitività del sistema produttivo. Di conseguenza, lo sviluppo delle risorse umane assume rilevanza strategica. La formazione del personale consente infatti alle imprese di accrescere la propria capacità competitiva e a lavoratori e lavoratrici di sviluppare le proprie competenze e opportunità. Nel 2018 il 38,3% delle imprese aveva svolto un'attività formativa non obbligatoria. C'erano tuttavia forti differenze nella diffusione della formazione a seconda della dimensione dell'impresa: solo il 18,4% delle microimprese (tre/nove addetti/e) aveva svolto un'attività formativa, mentre più dell'80% delle imprese grandi (con più di 250 addetti/e) lo aveva fatto (Istat, 2022).

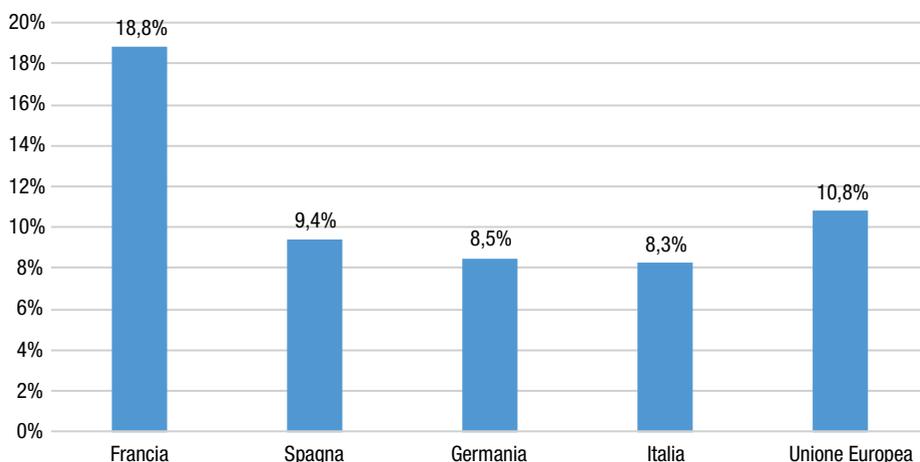
La tipologia di formazione più diffusa era la formazione continua del personale (offerta dal 33% circa delle imprese con almeno dieci addetti/e), seguita dalla formazione per neoassunti (poco meno del 30%) e dalla riqualificazione del personale destinato a nuove attività lavorative (15%) (Istat, 2022).

Le competenze che erano trasmesse maggiormente tramite corsi di formazione sono quelle tecnico-operative o specifiche per il lavoro (trasmesse da quasi l'80% circa delle imprese con almeno dieci addetti/e), seguite dalle competenze organizzative e relazionali (poco meno del 30%) e dalle competenze informatiche di base e di lavoro di gruppo (20% circa) (Istat, 2022).

Focalizzando l'attenzione sui corsi di formazione sulle tecnologie dell'Industria 4.0 nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee, emerge che nel

2017 la quota di forza lavoro italiana che aveva partecipato a questi corsi era inferiore rispetto alla quota negli altri Paesi europei (Deloitte, 2018). In particolare, l'8,3% della forza lavoro italiana aveva preso parte a questi corsi; a livello europeo tale percentuale raggiungeva il 10,8% (Figura 4.14). Rispetto agli altri Paesi europei, l'Italia presentava pertanto un distacco significativo riguardo all'istruzione e alla formazione della forza lavoro.

**Figura 4.14** Partecipazione dei lavoratori fra i 24 e i 65 anni a corsi di formazione in tecnologie dell'Industria 4.0 nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee, anno 2017, valori percentuali



Fonte: nostra elaborazione su dati Deloitte (2018).

### 4.3.3 Competenze digitali delle risorse umane

Le competenze digitali sono essenziali per le imprese per impiegare con successo le tecnologie digitali (Istat, 2022). Nel 2018, molte competenze digitali erano ritenute rilevanti da una percentuale consistente di imprese con almeno dieci addetti/e. In particolare, le competenze digitali legate alla sicurezza erano ritenute importanti da più del 75% delle imprese, seguite dalle competenze digitali comunicative (più del 59% delle imprese), dalle competenze digitali operative di base (più del 48,3% delle imprese) e dalle competenze digitali operative avanzate (più del 42,7% delle imprese) (Tabella 4.11). La percentuale di imprese che riteneva rilevanti le competenze digitali cresce con la classe dimensionale delle imprese (Tabella 4.12).

**Tabella 4.12 Competenze digitali ritenute rilevanti dalle imprese con almeno dieci addetti/e, anno 2018, valori percentuali**

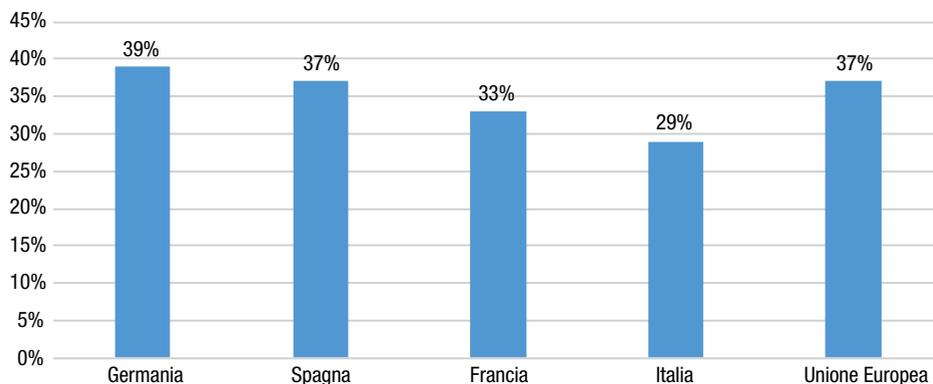
| Competenze digitali  | 10-49 addetti/e | 50-99 addetti/e | 100-249 addetti/e | Più di 250 addetti/e | Totale |
|--|-----------------|-----------------|-------------------|----------------------|--------|
| <i>Sicurezza</i>   |                 |                 |                   |                      |        |
| Proteggere i dati personali e la privacy   | 75,8%           | 86,7%           | 89,2%             | 91,8%                | 77,2%  |
| Proteggere i dispositivi digitali da virus o attacchi esterni  | 73,5%           | 84,7%           | 87,4%             | 91,1%                | 75,0%  |
| <i>Comunicazione</i>   |                 |                 |                   |                      |        |
| Comunicare sul luogo di lavoro via e-mail o mediante altre connessioni digitali                            | 69,6%           | 85,3%           | 88,7%             | 91,4%                | 71,7%  |
| Condividere informazioni di lavoro attraverso le tecnologie digitali                                       | 61,7%           | 76,8%           | 80,7%             | 85,8%                | 63,7%  |
| Collaborare sul lavoro attraverso le tecnologie digitali   | 57,1%           | 70,6%           | 74,8%             | 81,0%                | 59,0%  |
| <i>Operative di base</i>   |                 |                 |                   |                      |        |
| Ricerca, selezione e modifica di documenti digitali in qualsiasi forma                                     | 53,1%           | 63,4%           | 67,4%             | 73,7%                | 54,6%  |
| Valutazione, analisi e utilizzo di dati, informazioni e contenuti digitali, anche scaricati dal web        | 46,9%           | 56,5%           | 60,0%             | 67,8%                | 48,3%  |
| <i>Operative avanzate</i>  |                 |                 |                   |                      |        |
| Risolvere problemi tecnico-informatici sul luogo di lavoro   | 56,8%           | 70,0%           | 75,2%             | 80,8%                | 58,7%  |
| Gestione, elaborazione e classificazione di dati, informazioni e contenuti digitali, anche in ambiente web | 44,0%           | 55,3%           | 60,0%             | 68,6%                | 45,7%  |
| Individuare le esigenze dei colleghi ed elaborare adeguate risposte basate su tecnologie digitali          | 40,4%           | 55,6%           | 62,8%             | 71,7%                | 42,7%  |

Fonte: nostra elaborazione su dati Istat (2022).

La percezione della rilevanza delle competenze digitali era abbastanza omogenea tra i settori. Inoltre, tale percezione era più diffusa tra le imprese che investivano in tecnologie avanzate, riguardanti l'applicazione dell'intelligenza artificiale sia nel settore industriale sia alle tecnologie di uso più generale (Istat, 2022).

Rispetto all'aggregato E4 delle maggiori economie europee e alla media europea, nel 2017 l'Italia presentava una percentuale minore di diffusione delle competenze digitali nella forza lavoro: solo il 29% della forza lavoro italiana possedeva competenze tecnologiche elevate, contro il 37% a livello europeo (Figura 4.15).

**Figura 4.15** Percentuale di competenze tecnologiche elevate nella forza lavoro nell'aggregato E4 delle maggiori economie europee, anno 2017, valori percentuali



Fonte: nostra elaborazione su dati Deloitte (2018).

#### 4.4 Conclusioni

Nelle pagine precedenti abbiamo cercato di fornire un quadro sintetico ma allo stesso tempo ampio di molte peculiarità del sistema produttivo italiano. Si tratta di un sistema molto composito, più frammentato rispetto ad altri Paesi avanzati. Prevalgono, in Italia, le piccole e piccolissime imprese per lo più a controllo familiare e specializzate in lavorazioni a media o bassa tecnologia. Il personale delle imprese italiane è in generale a media qualificazione e gli investimenti in formazione sono minori rispetto ad altri Paesi.

Un dato importante della rivoluzione digitale in corso è che essa consente in primo luogo di delegare le decisioni, favorisce lo sviluppo di modelli organizzativi meno gerarchizzati e l'*empowerment* dei dipendenti. I guadagni di produttività sono spesso legati proprio alla maggiore reattività dell'impresa ai mutamenti di domanda e di contesto. Le imprese di più piccola dimensione finiscono però per avere difficoltà a sfruttare a pieno le opportunità offerte da queste nuove tecnologie per le ragioni che in parte abbiamo citato poco fa. La capacità di delega decisionale e l'*empowerment* possono essere in contrasto con modelli organizzativi semplici nei quali le decisioni sono molto accentrate nell'imprenditore e nei pochissimi dirigenti. La minore qualificazione della manodopera al contempo

---

rende più complesso il ricorso all'empowerment e a forme decentrate di gestione delle attività aziendali. La proprietà familiare induce del resto comportamenti prudentziali nell'introduzione di innovazioni e anch'essa potrebbe ridurre il grado di adozione.

Le considerazioni appena fatte sono valide in buona parte anche se analizza la diffusione delle tecnologie dell'automazione. In linea generale, ci si attende che il ricorso all'automazione dei processi e delle funzioni sia più probabile nelle imprese di grandi dimensioni per una serie di ragioni. Queste tecnologie sono costose, tendono a rimpiazzare il lavoro umano più routinario e richiedono riprogettazioni degli impianti e dei layout aziendali.

Tenendo conto del quadro complessivo presentato in questo capitolo proponiamo nel capitolo successivo una serie di nostre ricerche che cercano di valutare empiricamente la probabilità di sostituzione di lavoratori e lavoratrici italiani/e da parte dei robot e di altre tecnologie similari.



## CAPITOLO 5

# LA PROBABILITÀ DI AUTOMAZIONE DELLE CLASSI PROFESSIONALI E IL NUMERO DI LAVORATORI E LAVORATRICI A RISCHIO DI SOSTITUZIONE IN ITALIA

In questo capitolo presentiamo analisi da noi effettuate per valutare l'impatto dell'automazione a livello italiano. In particolare, è descritta la metodologia da noi seguita per analizzare l'impatto. Successivamente sono esposti i risultati ottenuti: sono presentate le stime delle probabilità di automazione delle classi professionali italiane e del numero di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione per ogni regione italiana. Si tratta di risultati molto interessanti anche perché nuovi; nessun altro – per quanto ci consta – ha infatti mai pubblicato stime recenti sul rischio di automazione dei lavoratori con riferimento all'Italia.

### 5.1 Metodologia

#### 5.1.1 Dati

Per stimare la probabilità di automazione per ogni classe professionale applicando l'occupation-based approach e il task-based approach<sup>3</sup>, sono state utilizzate tre fonti di dati: l'«Indagine Campionaria sulle Professioni», il *Programme for the International Assessment of Adult Competencies* (PIAAC) e l'ISFOL – Fabbisogni Professionali.

L'«Indagine Campionaria sulle Professioni» è stata utilizzata per stimare la probabilità di automazione applicando l'occupation-based approach. Questo da-

---

<sup>3</sup> Come visto nel paragrafo 2.1.1, nella stima della probabilità di automazione delle professioni si possono adottare due approcci. Secondo l'occupation-based approach, intere professioni possono o non possono essere automatizzate (Arntz *et al.*, 2016). Invece secondo il task-based approach, le attività lavorative e non le professioni possono o non possono essere automatizzate (Arntz *et al.*, 2016).

tabase è gestito dall'Istituto Nazionale di Statistica e dall'Istituto Nazionale per l'Analisi delle Politiche Pubbliche (Inapp) e fornisce informazioni sulle unità professionali italiane. In particolare, il database contiene informazioni su due macro aree: le competenze, le conoscenze e le abilità richieste per lo svolgimento della professione; le attività, le mansioni e i compiti generalizzati svolti nella professione. Le professioni sono descritte con oltre trecento variabili. L'«Indagine Campionaria sulle Professioni» ha due peculiarità: è adattata alle caratteristiche della struttura occupazionale italiana e presenta la stessa struttura dell'indagine *Occupational Information Network* (ONET) per gli Stati Uniti. Nella nostra analisi è stata utilizzata l'«Indagine Campionaria sulle Professioni» riferita al 2013, ultima versione disponibile.

Il PIAAC per l'Italia è stato utilizzato per stimare la probabilità di automazione applicando il task-based approach. Il PIAAC è un programma dell'OECD che mira a valutare e analizzare le skill degli adulti in riferimento alle principali abilità di elaborazione delle informazioni (ossia alfabetizzazione, calcolo e problem solving) e a capire come queste competenze sono utilizzate sul posto di lavoro, a casa e nella società. L'indagine è svolta a livello internazionale (quaranta Paesi), consentendo così un'analisi comparativa tra Paesi. Nella nostra analisi è stato utilizzato il PIAAC riferito al 2012, ultima versione disponibile.

L'ISFOL – Fabbisogni Professionali è stato utilizzato per ricavare i dati sui fabbisogni professionali a livello regionale per ogni classe professionale. I dati sono raccolti attraverso un'indagine su un campione nazionale costituito da circa 35.000 imprese private con almeno un dipendente e attive in tutti i settori economici. L'obiettivo dell'indagine è capire quali sono i fabbisogni di specifiche conoscenze e competenze legate alle figure professionali che devono essere soddisfatte nel breve periodo per stare al passo con l'evoluzione del sistema economico e produttivo e migliorare le politiche per la formazione dei lavoratori e delle lavoratrici. Nell'analisi sono stati utilizzati i dati previsionali per il 2019, calcolati sulla base dei dati raccolti in riferimento al periodo 2013-2014.

### 5.1.2 *Metodo di stima*

La probabilità di automazione per ogni classe professionale è stata calcolata a partire dalla probabilità di automazione di ogni professione italiana. Quest'ultima è stata stimata applicando sia l'occupation-based approach sia il task-based approach e seguendo le metodologie proposte da due studi importanti sul tema: lo studio di Frey & Osborne (2017) e quello di Nedelkoska & Quintini (2018).

Per giungere alla probabilità di automazione per ogni classe professionale sono state svolte le seguenti fasi: nella prima fase sono state assegnate ad alcune

professioni un'etichetta pari a 1 per le professioni automatizzabili e a 0 per quelle che non lo sono. Sono state considerate automatizzabili o non automatizzabili le professioni identificate come tali da Frey & Osborne (2017). Poiché questi autori hanno considerato professioni statunitensi, l'assegnazione delle etichette alle professioni italiane si è basata sulle tabelle di conversione delle classificazioni professionali fornita dall'Istat. Alcuni esempi di professioni etichettate come automatizzabili e non, sono elencati nella Tabella 5.1.

Nella seconda fase sono state identificate le variabili dei database relativi all'«Indagine Campionaria sulle Professioni» e PIAAC che descrivono le capacità non automatizzabili: percezione e manipolazione, intelligenza creativa e intelligenza sociale. Come visto nel paragrafo 2.1, queste capacità incidono infatti sulla probabilità di automazione delle professioni (Frey & Osborne, 2017). Le variabili selezionate sono riportate nella Tabella 5.2.

Nella terza fase, sulla base di quanto fatto nelle prime due, è stato costruito un modello di classificazione probabilistico. Nel modello la variabile dipendente è la probabilità di automazione di ogni professione, mentre le variabili esplicative sono quelle che descrivono le capacità non automatizzabili. Il modello è stato costruito utilizzando i dati riguardanti le professioni etichettate come automatizzabili o meno (*training set*) ed è stato poi applicato a tutte le professioni (etichettate e non). La stima è stata elaborata applicando un algoritmo di tipo *Random Forest* (David 2017), ovvero un metodo di *machine learning* che si basa sulla costruzione di diversi *Regression Tree*, i quali vengono poi

**Tabella 5.1 Esempi di professioni etichettate come automatizzabili e non**

| Professioni etichettate come automatizzabili                 | Professioni etichettate come non automatizzabili                              |
|--|---|
| Addetti/e alle consegne                                      | Addetti/e all'assistenza personale  |
| Addetti/e alle vendite e cassieri                            | Addetti/e alle pulizie e aiutanti   |
| Addetti/e ai servizi al cliente                              | Direttori generali, alti funzionari e legislatori                             |
| Analisti di mercato  | Insegnanti  |
| Assistenti alla preparazione di pasti                        | Lavoratori e lavoratrici del settore edile e affini, esclusi gli elettricisti |
| Autisti e operatori di impianti mobili                       | Operatori dei servizi alla persona  |
| Contabili  | Professionisti dell'economia e dell'amministrazione                           |
| Impiegati addetti/e alla registrazione di numeri e materiali | Professionisti della salute   |
| Impiegati generici   | Professionisti della scienza e dell'ingegneria                                |
| Personale addetto alla custodia di edifici                   | Professionisti in ambito legale, sociale e culturale                          |

Fonte: nostra elaborazione su dati Frey & Osborne (2017).

**Tabella 5.2 Variabili che descrivono le capacità non automatizzabili**

| Limiti tecnici all'automazione | Variabile nel database «Indagine Campionaria sulle Professioni»  | Variabile nel database PIAAC  |
|--------------------------------|--|---|
| Percezione e manipolazione     | Identificare oggetti, azioni ed eventi.<br>Maneggiare e muovere oggetti.   | Finger (dexterity).   |
| Intelligenza creativa          | Prendere decisioni e risolvere problemi.<br>Pensare in modo creativo.  | Problem solving, simple.<br>Problem solving, complex.   |
| Intelligenza sociale           | Assistere e prendersi cura di altri.<br>Vendere merci o influenzare altri.<br>Risolvere controversie e negoziare con altre persone.<br>Fornire consulenze e suggerimenti ad altre persone. | Teaching.<br>Advise.<br>Plan for others.<br>Communication.<br>Negotiate.<br>Influence.<br>Sell. |

Fonte: nostra elaborazione da «Indagine Campionaria sulle Professioni» e PIAAC.

uniti per ottenere previsioni accurate e stabili (Breiman *et al.*, 1984). Per ulteriori dettagli sul metodo di stima si rimanda a Frey & Osborne (2017). Nella terza fase sono state ottenute le probabilità di automazione di ogni professione italiana.

Nella quarta fase è stata calcolata la probabilità di automazione di ogni classe professionale come media delle probabilità di automazione di ogni professione appartenente alla classe professionale.

Nella quinta fase è stato calcolato il numero di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione per ogni classe professionale e per ogni regione italiana moltiplicando la probabilità di automazione di ogni classe professionale per il numero di lavoratori e lavoratrici occupati nella classe professionale. Successivamente è stata valutata la distribuzione dei lavoratori e delle lavoratrici in base al rischio di sostituzione per ogni regione italiana, esponendo i risultati per livello di rischio di sostituzione basso (cioè inferiore a 0,3), medio (compreso tra 0,3 e 0,7) e alto (superiore a 0,7).

## 5.2 Risultati

### 5.2.1 *La probabilità di automazione delle classi professionali secondo l'occupation-based approach e il task-based approach*

La probabilità di automazione di ogni classe professionale italiana è mostrata nella Figura 5.1. I risultati ottenuti applicando l'occupation-based approach e il

task-based approach sono generalmente simili; tuttavia, per alcune classi professionali i risultati differiscono di oltre 0,1.

La Tabella 5.3 mostra le cinque classi professionali più e meno esposte all'automazione secondo i due approcci. Secondo entrambi gli approcci, le classi

**Tabella 5.3 Classi professionali più e meno esposte all'automazione secondo l'occupation-based approach e il task-based approach**

*Occupation-based approach*

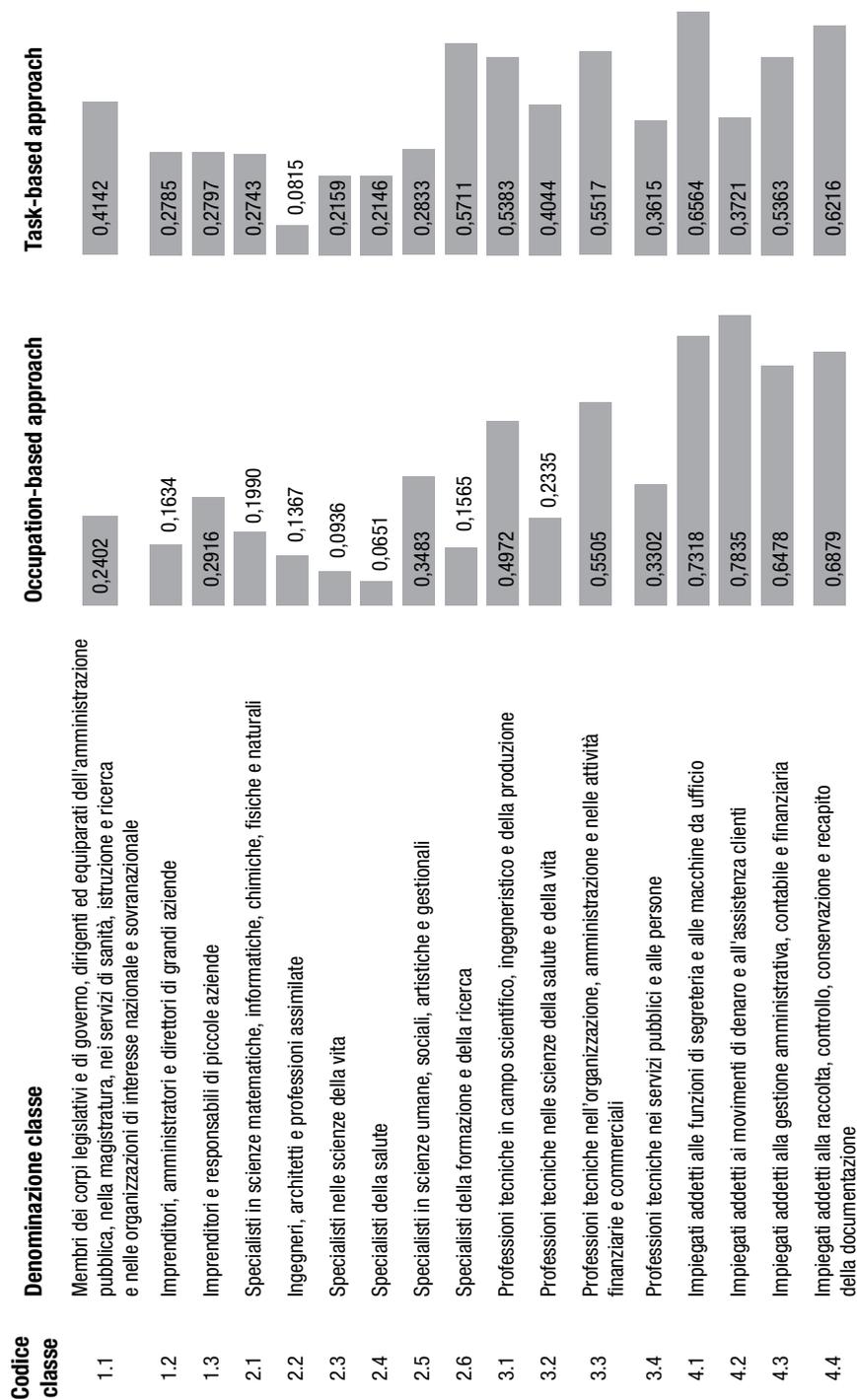
| Codice classe                            | Classe occupazionale   | Probabilità di automazione |
|--|--|----------------------------|
| <i>Classi professionali meno esposte</i> |  |                            |
| 5.3                                      | Professioni qualificate nei servizi sanitari e sociali   | 0,0599                     |
| 2.4                                      | Specialisti della salute   | 0,0651                     |
| 2.3                                      | Specialisti nelle scienze della vita   | 0,0936                     |
| 2.2                                      | Ingegneri, architetti e professioni assimilate   | 0,1367                     |
| 2.6                                      | Specialisti della formazione e della ricerca   | 0,1565                     |
| <i>Classi professionali più esposte</i>  |  |                            |
| 8.4                                      | Professioni non qualificate nella manifattura, nell'estrazione di minerali e nelle costruzioni         | 0,7550                     |
| 4.2                                      | Impiegati addetti/e ai movimenti di denaro e all'assistenza clienti                                    | 0,7835                     |
| 7.3                                      | Operatori di macchinari fissi in agricoltura e nella industria alimentare                              | 0,7999                     |
| 7.4                                      | Conduttori di veicoli, di macchinari mobili e di sollevamento  | 0,8162                     |
| 7.2                                      | Operai semiqualeficati di macchinari fissi per la lavorazione in serie e operai addetti/e al montaggio | 0,8314                     |

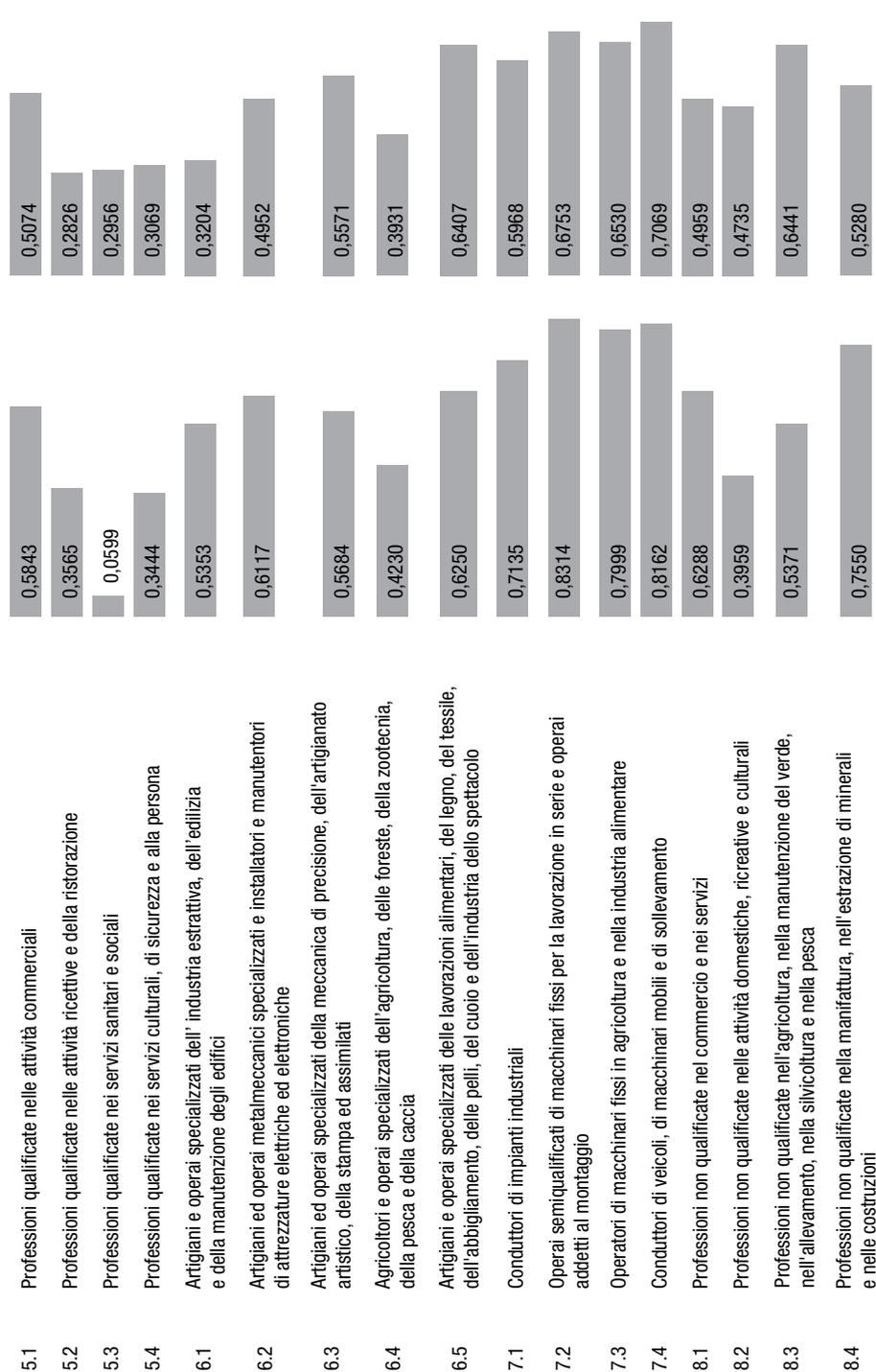
*Task-based approach*

| Codice classe                            | Classe occupazionale   | Probabilità di automazione |
|--|--|----------------------------|
| <i>Classi professionali meno esposte</i> |  |                            |
| 2.2                                      | Ingegneri, architetti e professioni assimilate   | 0,0815                     |
| 2.4                                      | Specialisti della salute   | 0,2146                     |
| 2.3                                      | Specialisti nelle scienze della vita   | 0,2159                     |
| 2.1                                      | Specialisti in scienze matematiche, informatiche, chimiche, fisiche e naturali   | 0,2743                     |
| 1.2                                      | Imprenditori, amministratori e direttori di grandi aziende   | 0,2785                     |
| <i>Classi professionali più esposte</i>  |  |                            |
| 8.3                                      | Professioni non qualificate nell'agricoltura, nella manutenzione del verde, nell'allevamento, nella silvicoltura e nella pesca | 0,6441                     |
| 7.3                                      | Operatori di macchinari fissi in agricoltura e nella industria alimentare  | 0,6530                     |
| 4.1                                      | Impiegati addetti/e alle funzioni di segreteria e alle macchine da ufficio   | 0,6564                     |
| 7.2                                      | Operai semiqualeficati di macchinari fissi per la lavorazione in serie e operai addetti/e al montaggio                         | 0,6753                     |
| 7.4                                      | Conduttori di veicoli, di macchinari mobili e di sollevamento  | 0,7069                     |

Fonte: nostra elaborazione.

**Figura 5.1** Probabilità di automazione per classe professionale secondo l'occupation-based approach e il task-based approach





Fonte: nostra elaborazione.

professionali meno esposte all'automazione includono «Ingegneri, architetti e professioni assimilate», «Specialisti della salute» e «Specialisti nelle scienze della vita». Si tratta di professioni che richiedono livelli elevati di intelligenza creativa e sociale che, insieme alla percezione e alla manipolazione, sono dei limiti all'automazione. Invece le classi professionali più esposte all'automazione includono «Impiegati addetti/e alle funzioni di segreteria e alle macchine da ufficio», «Operatori di macchinari fissi in agricoltura e nella industria alimentare», «Conducenti di veicoli, di macchinari mobili e di sollevamento» e «Operai semiqualeficati di macchinari fissi per la lavorazione in serie e operai addetti/e al montaggio». Si tratta di professioni composte principalmente da attività lavorative automatizzabili quali lo scambio di informazioni e poco da attività lavorative che richiedono capacità non automatizzabili.

### 5.2.2 *Il numero di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione*

La Tabella 5.4 mostra il numero e la percentuale di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione per regione italiana e livello di rischio di sostituzione secondo l'occupation-based approach e il task-based approach. La Figura 5.2 mostra la percentuale di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione nelle regioni italiane sottoforma di cartina geografica, mentre la Figura 5.3 mostra la scomposizione percentuale dei lavoratori e delle lavoratrici a rischio di sostituzione in base al livello di rischio.

Come si può osservare dalla Tabella 5.4 e dalle Figure 5.2 e 5.3, una percentuale rilevante di lavoratori e lavoratrici italiani/e è a rischio di sostituzione. In particolare, secondo l'occupation-based approach, circa il 49% dei lavoratori e delle lavoratrici italiani/e sono a rischio, invece secondo il task-based approach, questa percentuale scende al 46%. Non emergono differenze rilevanti tra le regioni italiane. Tuttavia, mentre applicando l'occupation-based approach, le regioni del Sud Italia sembrano essere più protette dall'automazione, questa differenza non emerge applicando il task-based approach. Focalizzandosi sul livello di rischio di sostituzione affrontato, emerge che una percentuale rilevante di lavoratori e lavoratrici affronta un rischio di sostituzione medio. Tuttavia, applicando l'occupation-based approach, una percentuale minore di lavoratori e lavoratrici affronta un rischio di sostituzione basso mentre una percentuale maggiore affronta un rischio di sostituzione alto rispetto ai risultati ottenuti applicando il task-based approach.

**Tabella 5.4** Numero e percentuale di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione per regione italiana e livello di rischio di sostituzione secondo l'occupation-based approach e il task-based approach

*Occupation-based approach*

| Regione               | Numero di lavoratori/lavoratrici | Numero di lavoratori/lavoratrici a rischio di sostituzione | Percentuale di lavoratori/lavoratrici a rischio di sostituzione | Numero di lavoratori/lavoratrici a rischio di sostituzione |           | Percentuale di lavoratori/lavoratrici a rischio di sostituzione |        | Numero di lavoratori/lavoratrici a rischio di sostituzione medio | Percentuale di lavoratori/lavoratrici a rischio di sostituzione medio | Numero di lavoratori/lavoratrici a rischio di sostituzione alto | Percentuale di lavoratori/lavoratrici a rischio di sostituzione alto |
|-----------------------|----------------------------------|--|---|--|-----------|---|--------|--|---|---|--|
|                       |                                  |  |   | basso  | alto      | basso   | alto   |  |   |   |  |
| <i>Nord-Ovest</i>     |                                  |  |   |  |           |   |        |  |   |   |  |
| Valle d'Aosta         | 57.364                           | 27.583   | 48,08%  | 1.586  | 19.334    | 5,75%   | 70,09% | 6.664  | 24,16%  |   |  |
| Piemonte              | 1.684.141                        | 837.041  | 49,70%  | 47.229   | 572.958   | 5,64%   | 68,45% | 216.854  | 25,91%  |   |  |
| Lombardia             | 4.288.675                        | 2.139.818  | 49,89%  | 119.422  | 1.490.334 | 5,58%   | 69,65% | 530.062  | 24,77%  |   |  |
| Liguria               | 578.211                          | 278.130  | 48,10%  | 15.929   | 201.733   | 5,73%   | 72,53% | 60.467   | 21,74%  |   |  |
| <i>Nord-Est</i>       |                                  |  |   |  |           |   |        |  |   |   |  |
| Trentino Alto Adige   | 480.884                          | 235.049  | 48,88%  | 14.995   | 163.273   | 6,38%   | 69,46% | 56.782   | 24,16%  |   |  |
| Veneto                | 2.059.152                        | 1.062.101  | 51,58%  | 52.078   | 723.907   | 4,90%   | 68,16% | 286.116  | 26,94%  |   |  |
| Friuli Venezia Giulia | 479.952                          | 241.409  | 50,30%  | 12.292   | 163.625   | 5,09%   | 67,78% | 65.493   | 27,13%  |   |  |
| Emilia Romagna        | 1.940.358                        | 973.797  | 50,19%  | 52.860   | 677.860   | 5,43%   | 69,61% | 243.077  | 24,96%  |   |  |
| <i>Centro</i>         |                                  |  |   |  |           |   |        |  |   |   |  |
| Toscana               | 1.516.219                        | 757.069  | 49,93%  | 39.628   | 529.561   | 5,23%   | 69,95% | 187.880  | 24,82%  |   |  |
| Umbria                | 357.452                          | 175.726  | 49,16%  | 9.474  | 122.743   | 5,39%   | 69,85% | 43.509   | 24,76%  |   |  |
| Marche                | 599.391                          | 306.219  | 51,09%  | 14.960   | 210.862   | 4,89%   | 68,86% | 80.397   | 26,25%  |   |  |
| Lazio                 | 2.417.562                        | 1.147.177  | 47,45%  | 72.802   | 798.258   | 6,35%   | 69,58% | 276.117  | 24,07%  |   |  |

(Segue)

*(Continua)*

| <i>Sud</i>   |           |         |        |        |       |         |        |         |        |  |
|--------------|-----------|---------|--------|--------|-------|---------|--------|---------|--------|--|
| Abruzzo      | 490.607   | 244.335 | 49,80% | 12.434 | 5,09% | 168.608 | 69,01% | 63.293  | 25,90% |  |
| Molise       | 108.014   | 52.573  | 48,67% | 3.101  | 5,90% | 35.301  | 67,15% | 14.171  | 26,96% |  |
| Campania     | 1.792.029 | 860.364 | 48,01% | 59.050 | 6,86% | 591.391 | 68,74% | 209.923 | 24,40% |  |
| Puglia       | 1.238.680 | 609.819 | 49,23% | 34.585 | 5,67% | 438.087 | 71,84% | 137.147 | 22,49% |  |
| Basilicata   | 182.585   | 89.411  | 48,97% | 5.200  | 5,82% | 59.752  | 66,83% | 24.459  | 27,36% |  |
| Calabria     | 621.788   | 295.959 | 47,60% | 21.322 | 7,20% | 203.551 | 68,78% | 71.086  | 24,02% |  |
| <i>Isole</i> |           |         |        |        |       |         |        |         |        |  |
| Sicilia      | 1.476.781 | 710.728 | 48,13% | 44.375 | 6,24% | 500.027 | 70,35% | 166.326 | 23,40% |  |
| Sardegna     | 595.327   | 285.015 | 47,88% | 15.832 | 5,55% | 211.365 | 74,16% | 57.818  | 20,29% |  |

*Task-based approach*

| Regione               | Numero di lavoratrici lavoratrici | Numero di lavoratori/ lavoratrici a rischio di sostituzione | Percentuale di lavoratori/ lavoratrici a rischio di sostituzione | Numero di lavoratori/ lavoratrici a rischio di sostituzione basso | Percentuale di lavoratori/ lavoratrici a rischio di sostituzione basso | Numero di lavoratori/ lavoratrici a rischio di sostituzione medio | Percentuale di lavoratori/ lavoratrici a rischio di sostituzione medio | Numero di lavoratori/ lavoratrici a rischio di sostituzione alto | Percentuale di lavoratori/ lavoratrici a rischio di sostituzione alto |
|-----------------------|-----------------------------------|---|--|---|--|---|--|--|---|
| <i>Nord-Ovest</i>     |                                   |   |  |   |  |   |  |  |   |
| Valle d'Aosta         | 57.364                            | 25.641  | 44,70%   | 2.949   | 11,50%   | 21.451  | 83,66%   | 1.241  | 4,84%   |
| Piemonte              | 1.684.141                         | 778.329   | 46,22%   | 73.935  | 9,50%  | 671.866   | 86,32%   | 32.528   | 4,18%   |
| Lombardia             | 4.288.675                         | 2.005.204   | 46,76%   | 193.470   | 9,65%  | 1.738.777   | 86,71%   | 72.956   | 3,64%   |
| Liguria               | 578.211                           | 258.956   | 44,79%   | 26.166  | 10,10%   | 219.537   | 84,78%   | 13.253   | 5,12%   |
| <i>Nord-Est</i>       |                                   |   |  |   |  |   |  |  |   |
| Trentino Alto Adige   | 480.884                           | 222.098   | 46,19%   | 23.496  | 10,58%   | 187.855   | 84,58%   | 10.747   | 4,84%   |
| Veneto                | 2.059.152                         | 978.754   | 47,53%   | 86.695  | 8,86%  | 845.334   | 86,37%   | 46.724   | 4,77%   |
| Friuli Venezia Giulia | 479.952                           | 225.536   | 46,99%   | 19.925  | 8,83%  | 195.907   | 86,86%   | 9.703  | 4,30%   |
| Emilia Romagna        | 1.940.358                         | 908.219   | 46,81%   | 85.860  | 9,45%  | 779.146   | 85,79%   | 43.212   | 4,76%   |
| <i>Centro</i>         |                                   |   |  |   |  |   |  |  |   |
| Toscana               | 1.516.219                         | 708.288   | 46,71%   | 64.322  | 9,08%  | 610.249   | 86,16%   | 33.717   | 4,76%   |
| Umbria                | 357.452                           | 165.928   | 46,42%   | 15.986  | 9,63%  | 141.567   | 85,32%   | 8.375  | 5,05%   |
| Marche                | 599.391                           | 286.201   | 47,75%   | 25.215  | 8,81%  | 249.516   | 87,18%   | 11.471   | 4,01%   |
| Lazio                 | 2.417.562                         | 1.093.707   | 45,24%   | 124.820   | 11,41%   | 924.198   | 84,50%   | 44.689   | 4,09%   |
| <i>Sud</i>            |                                   |   |  |   |  |   |  |  |   |
| Abruzzo               | 490.607                           | 226.670   | 46,20%   | 19.451  | 8,58%  | 196.704   | 86,78%   | 10.516   | 4,64%   |
| Molise                | 108.014                           | 50.133  | 46,41%   | 4.117   | 8,21%  | 43.148  | 86,07%   | 2.869  | 5,72%   |

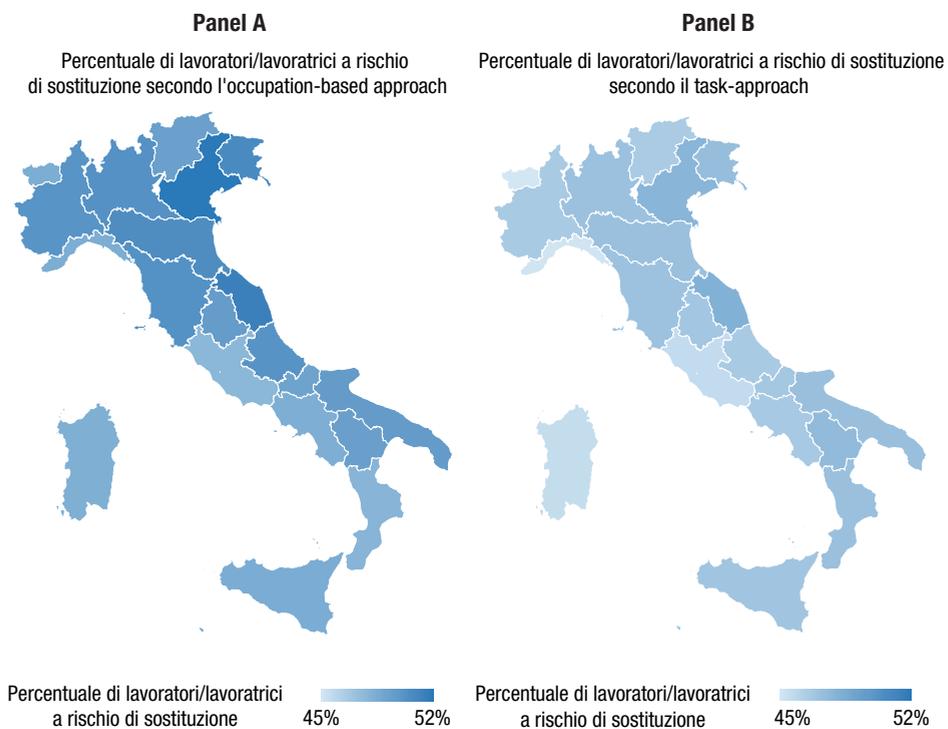
(Segue)

*(Continua)*

|              |           |         |        |        |       |         |        |        |       |
|--------------|-----------|---------|--------|--------|-------|---------|--------|--------|-------|
| Campania     | 1.792.029 | 828.754 | 46,25% | 76.674 | 9,25% | 709.878 | 85,66% | 42.202 | 5,09% |
| Puglia       | 1.238.680 | 580.357 | 46,85% | 47.004 | 8,10% | 502.602 | 86,60% | 30.751 | 5,30% |
| Basilicata   | 182.585   | 86.147  | 47,18% | 7.007  | 8,13% | 74.197  | 86,13% | 4.944  | 5,74% |
| Calabria     | 621.788   | 291.172 | 46,83% | 25.352 | 8,71% | 249.989 | 85,86% | 15.831 | 5,44% |
| <i>Isole</i> |           |         |        |        |       |         |        |        |       |
| Sicilia      | 1.476.781 | 687.533 | 46,56% | 54.238 | 7,89% | 603.576 | 87,79% | 29.718 | 4,32% |
| Sardegna     | 595.327   | 269.170 | 45,21% | 26.255 | 9,75% | 229.470 | 85,25% | 13.445 | 4,99% |

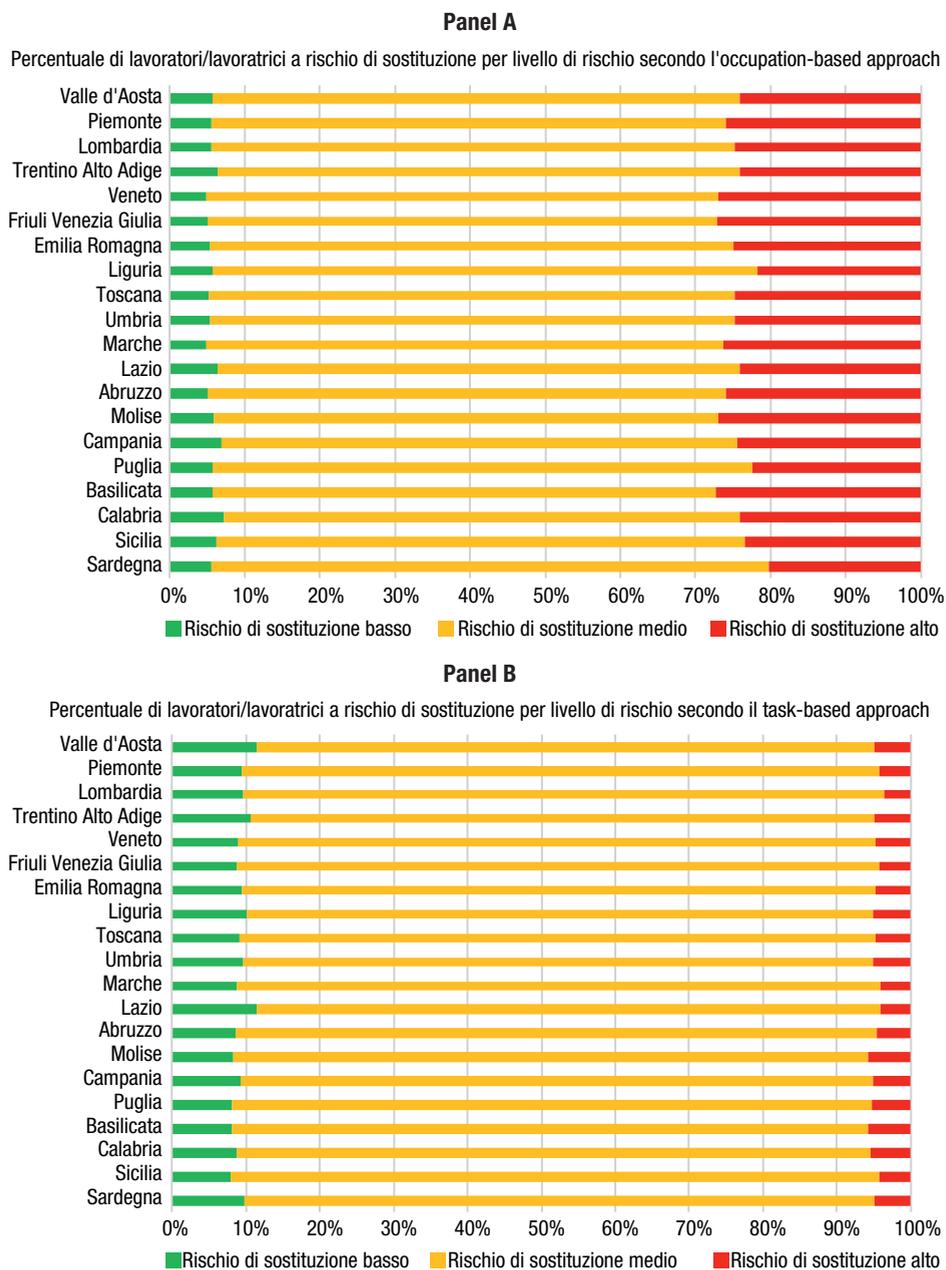
Fonte: nostra elaborazione.

**Figura 5.2** Percentuale di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione secondo l'occupation-based approach (Panel A) e il task-based approach (Panel B)



Fonte: nostra elaborazione.

**Figura 5.3** Percentuale di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione per livello di rischio secondo l'occupation-based approach (Panel A) e il task-based approach (Panel B)



Fonte: nostra elaborazione.

## CAPITOLO 6

# UN MONDO SENZA LAVORO?

Dopo aver presentato un inquadramento teorico dell'impatto dell'automazione sull'occupazione e alcune evidenze sul tema, riferiti anche al contesto italiano, viene presentata la discussione dei risultati ottenuti a livello italiano e delle loro implicazioni teoriche, manageriali e di *policy*.

### 6.1 Discussione dei risultati

Dall'analisi sulla probabilità di automazione delle classi professionali e sul numero di lavoratori e lavoratrici a rischio di sostituzione è emerso che la metà della forza lavoro italiana presenta un rischio di sostituzione (basso, medio o alto), ovvero una quota più o meno rilevante delle attività lavorative svolte possono essere automatizzabili. Più in dettaglio, i lavoratori e le lavoratrici affrontano in misura prevalente un rischio potenziale di sostituzione medio, ovvero compreso tra il 30% e il 70%.

Occorre notare che si tratta di una stima dell'automazione potenziale, ovvero della possibilità (date dalle tecnologie oggi disponibili e dalle ipotesi sul tipo di mansioni oggi automatizzabili) di introdurre tecnologie di automazione per lo svolgimento di determinate attività lavorative. Nulla però garantisce che questa «automazione potenziale» e quindi questa «espulsione potenziale» di manodopera abbia davvero luogo. L'automazione reale, ovvero l'effettiva sostituzione delle persone con le macchine con conseguente perdita di posti di lavoro può essere significativamente minore rispetto a quella potenziale (Arntz *et al.*, 2016; Bessen *et al.*, 2020; Bruno & Polli 2017; David 2017; Frey & Osborne 2015; Manyika 2017a). Questa differenza è dovuta a diversi motivi.

Innanzitutto, esistono dei limiti tecnici all'automazione totale legati alle capacità di percezione e manipolazione, intelligenza creativa e intelligenza sociale che al momento le macchine incontrano (Frey & Osborne, 2017). Questi limiti tecnici riducono le conseguenze negative dell'automazione nel futuro immediato (Frey & Osborne, 2017). Nei prossimi anni o decenni saranno automatizzate

per prime le professioni che oggi presentano una probabilità di automazione alta. Si pensi per esempio alle professioni legate ai trasporti, alla logistica, al lavoro di ufficio e di amministrazione, che risultano tra i settori più suscettibili all'automazione (Frey & Osborne, 2017; Manyika, 2017). Successivamente ci sarà un rallentamento nel processo di automazione delle professioni a causa della presenza di limiti tecnici all'automazione totale legati alle capacità di percezione e manipolazione, intelligenza creativa e intelligenza sociale (Frey & Osborne, 2017). In particolare, una volta superate le barriere relative alla percezione e alla manipolazione, si assisterà all'automazione delle professioni con una probabilità di automazione media (Frey & Osborne, 2017). Si pensi per esempio alle professioni nei settori dell'installazione, della manutenzione e della riparazione di macchinari. Infine, una volta superate le barriere legate all'intelligenza creativa e all'intelligenza sociale, potranno essere automatizzate anche le professioni che oggi sembrano più protette, ovvero le professioni con una probabilità di automazione bassa (Frey & Osborne, 2017). Si pensi per esempio ai settori degli affari e della finanza, dell'istruzione e della sanità (Frey & Osborne, 2017; Manyika, 2017).

In secondo luogo, diversi fattori attenuano la velocità e la portata dell'adozione delle tecnologie di automazione e i loro effetti negativi. Alcuni di questi fattori riguardano la disponibilità commerciale e il costo delle tecnologie di automazione, il costo del lavoro, la regolamentazione del lavoro, le preferenze sociali per i lavoratori e le lavoratrici umani/e e l'attivismo politico (Frey & Osborne, 2017; Kim *et al.*, 2017; Nedelkoska & Quintini, 2018; van der Zande *et al.*, 2019). Questi fattori interagiscono con le decisioni e le caratteristiche delle imprese. Nelle scelte di adozione delle tecnologie di automazione, le imprese considerano il costo dell'investimento, i benefici economici ottenibili, le skill dei lavoratori e delle lavoratrici e la domanda e l'offerta di lavoro. Rispetto alle imprese di grandi dimensioni, le imprese più piccole potrebbero affrontare con più difficoltà l'adozione di tecnologie di automazione a causa della loro ridotta capacità di investimento (Bruno & Polli, 2017). Questo aspetto, come abbiamo già osservato nelle pagine precedenti, è da tenere in considerazione nel caso dell'Italia, le cui imprese sono principalmente di piccole dimensioni (si veda il Capitolo 4). L'adozione di tecnologie di automazione può richiedere, inoltre, cambiamenti rilevanti nella struttura, nell'organizzazione e nella gestione dell'impresa. Per esempio, i processi decisionali, gestionali e produttivi devono essere adattati, i lavoratori e le lavoratrici devono essere formati/e ed eventualmente deve essere assunto nuovo personale esperto. Occorre poi considerare che in Italia, come abbiamo già notato nel capitolo precedente, la grande maggioranza delle imprese sono familiari. Il carattere della familiarità porta questa categoria di imprese a

porre una maggiore attenzione alle persone: dopo l'introduzione di tecnologie di automazione, il personale, anziché essere sostituito dalle macchine, viene salvaguardato attraverso una riorganizzazione delle attività lavorative e delle professioni (Bruno & Polli 2017). Per lo stesso motivo, le imprese familiari presentano inoltre una minore propensione a innovare in tecnologie di automazione (Bannò *et al.*, 2022). Infine, il carattere della familiarità rende i cambiamenti della struttura d'impresa ancora più difficili da attuare a causa della scarsa managerialità e della rigidità organizzativa delle imprese familiari.

In terzo luogo, il cambiamento tecnologico genera nuova domanda di lavoro attraverso alcuni meccanismi (Arntz *et al.*, 2016). L'utilizzo delle tecnologie di automazione richiede lo sviluppo, la produzione, l'installazione e la manutenzione delle macchine, cosa che porta alla creazione di nuovi posti di lavoro nei settori che si occupano di tali attività. Inoltre, l'utilizzo delle tecnologie consente la riduzione dei costi di produzione, con conseguente calo del prezzo di beni e servizi, aumento della domanda per tali beni e servizi e aumento della domanda di lavoro necessario per produrli (il cosiddetto «effetto produttività»). Le nuove tecnologie possono poi portare a innovazioni di prodotto o alla nascita di nuove professioni e nuovi settori che offriranno opportunità di lavoro (Kim *et al.*, 2017). Quindi, per una valutazione dell'impatto netto sull'occupazione della diffusione di robot e di altre macchine andrebbe valutata non solo la probabilità di espulsione di lavoratori ma anche la probabilità di creazione di nuovi posti di lavoro.

Infine, negli anni, i lavoratori e le lavoratrici si adattano al cambiamento tecnologico acquisendo nuove skill e cambiando attività lavorative, focalizzandosi su quelle non automatizzabili (Arntz *et al.*, 2016). In questo modo si proteggono dal rischio di essere sostituiti/e dalle tecnologie di automazione.

Per concludere, è evidente che la tecnologia sta avanzando molto velocemente e sta influenzando il mercato del lavoro. L'automazione potrebbe portare a disoccupazione e aggiustamenti nel mercato del lavoro nel breve termine, ma è meno probabile che provochi disoccupazione nel lungo periodo (van der Zande *et al.*, 2019).

## 6.2 Alcune implicazioni analitiche

Questo libro arricchisce la conoscenza sull'automazione da un punto di vista analitico, fornendo un quadro sulla letteratura recente in materia e sui diversi approcci utilizzati per analizzare il tema; fornisce inoltre una serie di evidenze. In particolare, questo studio mostra alcune stime sui rischi di automazione dei lavoratori in Italia.

Nella prima parte del volume, abbiamo analizzato i due principali approcci teorici utilizzati nella letteratura recente per spiegare l'impatto dell'automazione sul lavoro, ovvero la *skill-biased technological change* (SBTC) hypothesis e la *routine-biased technological change* (RBTC) hypothesis. Sono stati poi presentati i due principali metodi adottati per stimare l'impatto: il primo incentrato sulla stima della probabilità di automazione delle professioni e quello che cerca di stimare l'impatto netto sull'occupazione. Infine, abbiamo descritto le evidenze che sono state prodotte sul tema a partire dal livello sovranazionale fino a raggiungere il livello di attività lavorativa. La presentazione e la descrizione di questi tre aspetti consente di ottenere una visione completa del tema, utile al fine di comprendere come le tecnologie di automazione impattano sulle attività lavorative e sulle professioni e, più in generale, sul mondo del lavoro. Il volume può essere una base utile per chi voglia avvicinarsi al tema.

### 6.3 Implicazioni manageriali

Questo libro può aiutare inoltre le imprese a comprendere l'impatto dell'automazione sulla loro forza lavoro. In particolare, le imprese possono capire quali attività lavorative, professioni e settori possono essere automatizzati in misura maggiore con le tecnologie di automazione esistenti. Ciò sia con riferimento al mercato del lavoro complessivo sia anche all'impresa stessa. Le imprese possono poi identificare le categorie di lavoratori e lavoratrici che affrontano un rischio di sostituzione maggiore a causa dell'automazione.

Per salvaguardare i propri lavoratori e le proprie lavoratrici dal rischio di sostituzione, le imprese potrebbero intervenire con due soluzioni principali: una riorganizzazione delle attività lavorative che dia maggiore importanza a quelle non automatizzabili e la formazione delle persone che si focalizzi sulle skill non automatizzabili (ovvero principalmente intelligenza creativa e intelligenza sociale e, in misura minore, percezione e manipolazione).

### 6.4 Implicazioni di policy

L'automazione pone grandi sfide ai decisori pubblici (Bessen *et al.*, 2020a). Una conoscenza più approfondita degli effetti delle tecnologie di automazione è pertanto essenziale per progettare politiche che «possano portare a un funzionamento efficiente del mercato del lavoro a beneficio dei lavoratori e delle lavoratrici, dei datori di lavoro e della società nel suo complesso» (nostra traduzione

da Chiacchio *et al.*, 2018, p. 2). Le politiche dovrebbero mirare a cogliere i benefici dell'automazione, tra cui la crescita delle imprese e della loro competitività (Acemoglu, Lelarge *et al.*, 2020; World Economic Forum, 2018), proteggendo al contempo le persone da eventuali effetti negativi quali la perdita del posto di lavoro o l'instabilità occupazionale. L'obiettivo a cui dobbiamo puntare è infatti un futuro in cui le persone dovranno svolgere un lavoro meno ripetitivo e noioso, potendo così concentrarsi su attività lavorative più creative e interattive (Brynjolfsson & McAfee, 2014).

Come abbiamo già osservato, i risultati offerti in questo volume sono relativi al grado di sostituzione potenziale, cioè alla percentuale di lavoratori e lavoratrici che in ciascun comparto potrebbero in teoria essere sostituiti/e date le valutazioni che oggi siamo in grado di considerare rispetto alle «capacità» delle macchine di replicare e rimpiazzare il lavoro umano. Non è detto che effettivamente questa possibilità di automazione si traduca in milioni di nuovi/e disoccupati/e. Da un lato, ci sono ostacoli all'effettiva introduzione di robot e di macchine. Dall'altro, per valutare l'effetto netto in termini di posti di lavoro andrebbe stimato anche il numero di nuovi posti di lavoro che nei prossimi anni verranno creati grazie al cambiamento tecnologico. In molte occasioni storiche, l'innovazione tecnologica ha dato vita a nuovi prodotti che poi hanno creato un vasto indotto occupazionale. Un ipotetico osservatore nel 1885 non avrebbe forse immaginato che a partire dai primi decenni del XX secolo sarebbe comparso un nuovo prodotto – l'automobile – e che, in gran parte dei Paesi avanzati, sarebbe nato un grande settore, quello dell'automotive e dei comparti contigui, che per un secolo e più avrebbe dato lavoro a milioni di lavoratori e lavoratrici, pur distruggendo i posti di lavoro legati al trasporto con i cavalli. Così oggi è molto difficile capire quali saranno questi nuovi prodotti e servizi e quindi quale potrebbe essere il numero potenziale di nuovi posti di lavoro legati alla rivoluzione tecnologica in corso.

In sintesi, il nostro obiettivo non è quello di diffondere allarmismi. Qui ci focalizziamo sui potenziali rischi di sostituzione del lavoro umano a seguito dell'introduzione di robot e di altre macchine.

Va quindi detto che le politiche pubbliche dovrebbero promuovere l'invenzione e l'adozione di tecnologie di automazione, salvaguardando al contempo i lavoratori e le lavoratrici attraverso politiche di istruzione, formazione e mercato del lavoro. Questo libro può supportare i decisori pubblici nella progettazione delle opportune politiche. Sono infatti necessari interventi specifici riguardanti il mercato del lavoro o i lavoratori e le lavoratrici.



## BIBLIOGRAFIA

- Acemoglu, D. (2002), «Technical change, inequality, and the labor market», *Journal of Economic Literature*, 40(1), 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), Elsevier, [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5)
- Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., & Restrepo, P. (2020), *AI and jobs: Evidence from online vacancies* (No. w28257), National Bureau of Economic Research, <https://doi.org/10.3386/w28257>
- Acemoglu, D., Lelarge, C., & Restrepo, P. (2020), *Competing with robots: Firm-level evidence from France*, AEA Papers and Proceedings, 110, 383–388. <https://doi.org/10.1257/pandp.20201003>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018a), *Artificial intelligence, automation and work* (No. w24196), National Bureau of Economic Research, <https://doi.org/10.3386/w24196>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018b), «The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment», *American Economic Review*, 108(6), 1488–1542. <https://doi.org/10.1257/aer.20160696>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019a), «Artificial intelligence, automation, and work», in A. Agrawal, J. Gans, & A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 197–236), Chicago, The University of Chicago Press.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019b), «Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor», *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020a), «Robots and jobs: Evidence from us labor markets», *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188–2244. <https://doi.org/10.1086/705716>
- Adamczyk, W. B., Monasterio, L., & Fochezatto, A. (2021), «Automation in the future of public sector employment: The case of Brazilian Federal Government», *Technology in Society*, 67. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101722>
- Adams, A. (2018), Technology and the labour market: The assessment. *Oxford Review of Economic Policy*, 34(3), 349–361. <https://doi.org/10.1093/oxrep/gry010>
- Aghion, P., Antonin, C., & Bunel, S. (2019), «Artificial intelligence, growth and employment: The role of policy», *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 510-511–512, 149–164. <https://doi.org/10.24187/ecostat.2019.510t.1994>

- Aghion, P., Antonin, C., & Bunel, S. (2020), «Artificial intelligence, growth and employment: The role of policy», *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 510-511–512, 149–164. <https://doi.org/10.24187/ecostat.2019.510t.1994>
- Aghion, P., Antonin, C., Bunel, S., & Jaravel, X. (2020), *What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France* (Discussion Paper No. DP14443), Centre for Economic Policy Research (CEPR).
- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (Eds.), (2019), *The economics of artificial intelligence: An agenda*, Chicago, The University of Chicago Press.
- Antón, J.-I., Klenert, D., Fernández-Macías, E., Urzì Brancati, M. C., & Alaveras, G. (2020), *The labour market impact of robotisation in Europe* (JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology), Bruxelles, European Commission.
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016), *The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis* (OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189), [https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-risk-of-automation-for-jobs-in-oecd-countries\\_5jzl9h56dvq7-en](https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-risk-of-automation-for-jobs-in-oecd-countries_5jzl9h56dvq7-en)
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2020), «Digitization and the future of work: Macroeconomic consequences», in K. F. Zimmermann (Eds.), *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics* (pp. 1–29), Springer International Publishing, [https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6\\_11-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6_11-1)
- Aubert-Tarby, C., Escobar, O. R., & Rayna, T. (2018), «The impact of technological change on employment: The case of press digitization», *Technological Forecasting and Social Change*, 128, 36–45. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.10.015>
- Autor, D. H. (2010), *The polarization of job opportunities in the US labor market: Implications for employment and earnings*, No. 6, Center for American Progress and The Hamilton Project, 11–19.
- Autor, D. H. (2015), «Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation», *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Autor, D. H., & Dorn, D. (2013), «The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market», *American Economic Review*, 103(5), 1553–1597, <https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553>
- Autor, D. H., & Handel, M. (2013), «Putting tasks to the test: Human capital, job tasks, and wages», *Journal of Labor Economics*, 31(S1), S59–S96. <https://doi.org/10.1086/669332>
- Autor, D. H., Katz, L. F., & Kearney, M. S. (2006), «The polarization of the U.S. labor market», *American Economic Review*, 96(2), 189–194, <https://doi.org/10.1257/00028280677212620>
- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003), «The skill content of recent technological change: An empirical exploration», *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333, <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>
- Autor, D. H., & Salomons, A. (2018), *Is automation labor share–displacing? Productivity growth, employment, and the labor share*, Brookings Papers on Economic Activity, 49(1), 1–87.

- Ballestar, M. T., Camiña, E., Díaz-Chao, Á., & Torrent-Sellens, J. (2021), «Productivity and employment effects of digital complementarities», *Journal of Innovation and Knowledge*, 6(3), 177–190, Scopus, <https://doi.org/10.1016/j.jik.2020.10.006>
- Ballestar, M. T., Díaz-Chao, Á., Sainz, J., & Torrent-Sellens, J. (2020), «Knowledge, robots and productivity in SMEs: Explaining the second digital wave», *Journal of Business Research*, 108, 119–131, Scopus, <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.11.017>
- Balsmeier, B., & Woerter, M. (2019), «Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction», *Research Policy*, 48(8), 103765, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.03.010>
- Banca d'Italia, (2022), *Relazione annuale sul 2021*, <https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/relazione-annuale/2021/index.html>
- Bannò, M., D'Allura, G. M., Filippi, E., & Trento, S. (2022), «How do non-economic goals and priorities affect family firm's propensity to innovate in automation? The role of ownership, board of director, young successor and generation», *European Journal of Innovation Management*, 25(6), 961–983, <https://doi.org/10.1108/EJIM-02-2022-0069>
- Bannò, M., Filippi, E., & Trento, S. (2021), «Rischi di automazione delle occupazioni: una stima per l'Italia», *Stato e mercato*, 3, 315–350, <https://doi.org/10.1425/103268>
- Barbieri, L., Mussida, C., Piva, M., & Vivarelli, M. (2020), «Testing the employment and skill impact of new technologies». in K. F. Zimmermann (Eds.), *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics* (pp. 1–27), Springer International Publishing, [https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6\\_1-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6_1-1)
- Bessen, J. (2016), *How computer automation affects occupations: Technology, jobs, and skills* (Research Paper No. 15–49), Boston Univ. School of Law, Law and Economics, <http://www.ssrn.com/abstract=2690435>
- Bessen, J., Goos, M., Salomons, A., & van den Berge, W. (2020a), *Automation: A guide for policymakers*, Brookings Institution.
- Bessen, J., Goos, M., Salomons, A., & van den Berge, W. (2020b), *Firm-level automation: Evidence from the Netherlands*, AEA Papers and Proceedings, 110, 389–393, <https://doi.org/10.1257/pandp.20201004>
- Bessen, J., & Righi, C. (2019), *Shocking technology: What happens when firms make large IT investments?* (Research Paper No. 19–6; Law & Economics Series Paper), Boston University School of Law.
- Biagi, F., & Sebastian, R. (2020), «Technologies and “routinization”», in K. F. Zimmermann (Eds.), *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics* (pp. 1–17), Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6\\_8-2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6_8-2)
- Bianchi, M., Bianco, M., Giacomelli, S., Paces, A.M. & Trento, S. (2005), *Proprietà e controllo delle imprese in Italia. Alle radici delle difficoltà competitive della nostra industria*, Bologna, il Mulino.
- Blanas, S., Gancia, G., & Lee, S. Y. (Tim). (2019), «Who is afraid of machines?», *Economic Policy*, 34(100), 627–690. <https://doi.org/10.1093/epolic/eiaa005>

- Boavida, N., & Candeias, M. (2021), «Recent automation trends in Portugal: Implications on industrial productivity and employment in automotive sector», *Societies*, 11(3). <https://doi.org/10.3390/SOC11030101>
- Bonfiglioli, A., Crinò, R., Fadinger, H., & Gancia, G. (2020), *Robot imports and firm-level outcomes* (Working Paper No. 8741), Center for Economic Studies and ifo Institute (CESifo).
- Borjas, G., & Freeman, R. (2019), *From immigrants to robots: The changing locus of substitutes for workers* (No. w25438), National Bureau of Economic Research, <https://doi.org/10.3386/w25438>
- Bowles, J. (2014), *The computerization of European jobs*, Bruegel.
- Bruno, M., & Polli, A. (2017), «Impatti dell'automazione sul mercato del lavoro. Prime stime per il caso italiano», *Rivista Italiana Di Economia, Demografia e Statistica*, LXXI(3), 53–64.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2011), *Race against the machine: How the digital revolution is accelerating innovation, driving productivity, and irreversibly transforming employment and the economy*, Digital Frontier Press.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014), *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*, New York, W.W. Norton & Company.
- Brzeski, C., & Burk, I. (2015), *Die Roboter kommen. Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt* (ING DiBa Economic Research), ING.
- Bugamelli, M., Cannari, L., Lotti, F., & Magri, S. (2012), «Il gap innovativo del sistema produttivo italiano: Radici e possibili rimedi», *Questioni di Economia e Finanza*, 121, 203–279.
- Calvino, F., & Virgillito, M. E. (2018), «The innovation-employment nexus: A critical survey of theory and empirics», *Journal of Economic Surveys*, 32(1), 83–117, <https://doi.org/10.1111/joes.12190>
- Camiña, E., Díaz-Chao, Á., & Torrent-Sellens, J. (2020), «Automation technologies: Long-term effects for Spanish industrial firms», *Technological Forecasting and Social Change*, 151, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119828>
- Caravella, S., & Menghini, M. (2018), «Race against the Machine. The effects of the fourth industrial revolution on the professions and on the labor market», *Industria*, 39(1), 43–68, <https://doi.org/10.1430/90437>
- Carbonero, F., Ernst, E., & Weber, E. (2018), *Robots worldwide: The impact of automation on employment and trade* (Working Paper No. 36), International Labour Office (ILO).
- Carnoy, M. (1997), «The new information technology - international diffusion and its impact on employment and skills: A review of the literature», *International Journal of Manpower*, 18(1/2), 119–159. <https://doi.org/10.1108/01437729710169319>
- Cascio, W. F., & Montealegre, R. (2016), «How Technology Is Changing Work and Organizations», *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 3, 349–375. <https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-041015-062352>
- Caselli, M., Fracasso, A., Scicchitano, S., Traverso, S., & Tundis, E. (2021), *Stop worrying and love the robot: An activity-based approach to assess the impact of robotization on*

- employment dynamics* (Working Paper No. 67), Istituto Nazionale per l'Analisi delle Politiche Pubbliche (INAPP).
- Castellano, R., & Rocca, A. (2018), «Gender disparities in European labour markets: A comparison of conditions for men and women in paid employment», *International Labour Review*, 157(4), 589–608, <https://doi.org/10.1111/ilr.12122>
- Chang, J.-H. & Phu Huynh. (2016), *The future of jobs at risk of automation*, International Labour Office Bureau for Employers Activities Regional Office for Asia and the Pacific, [http://www.ilo.org/public/english/dialogue/actemp/downloads/publications/2016/asean\\_in\\_transf\\_2016\\_r2\\_future.pdf](http://www.ilo.org/public/english/dialogue/actemp/downloads/publications/2016/asean_in_transf_2016_r2_future.pdf)
- Chiacchio, F., Petropoulos, G., & Pichler, D. (2018), *The impact of industrial robots on EU employment and wages: A local labour market approach* (Working Paper Issue 2), Bruegel.
- Chui, M., Manyika, J., & Miremadi, M. (2015), «Four fundamentals of workplace automation», *McKinsey Quarterly*, 29(3), 1–9.
- Chui, M., Manyika, J., & Miremadi, M. (2016), «Where machines could replace humans, and where they can't (yet)», *McKinsey Quarterly*, 30(2), 1–9.
- Cirillo, V., Evangelista, R., Guarascio, D., & Sostero, M. (2019), *Digitalization, routineness and employment: An exploration on Italian task-based data* (No. 18; LEM Working Paper Series), Institute of Economics Scuola Superiore Sant'Anna.
- Clark J. B. (1907), *Essentials of economic theory*, London, MacMillan.
- Compagnucci, F., Gentili, A., Valentini, E., & Gallegati, M. (2019), «Robotization and labour dislocation in the manufacturing sectors of OECD countries: A panel VAR approach», *Applied Economics*, 51(57), 6127–6138, Scopus, <https://doi.org/10.1080/0036846.2019.1659499>
- Crowley, F., Doran, J., & McCann, P. (2021), «The vulnerability of European regional labour markets to job automation: The role of agglomeration externalities», *Regional Studies*, 55(10–11), 1711–1723. <https://doi.org/10.1080/00343404.2021.1928041>
- Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J., & Wößner, N. (2017), *German robots. The impact of industrial robots on workers* (Discussion Paper No. 30), IAB Institute for Employment Research.
- Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J., & Wößner, N. (2018), *Adjusting to robots: Worker-level evidence* [Preprint]. Federal Reserve Bank of Minneapolis, Opportunity and Inclusive Growth Institute. <https://doi.org/10.21034/iwp.13>
- David, B. (2017), «Computer technology and probable job destructions in Japan: An evaluation», *Journal of the Japanese and International Economies*, 43, 77–87. <https://doi.org/10.1016/j.jjie.2017.01.001>
- de Vries, G. J., Gentile, E., Miroudot, S., & Wacker, K. M. (2020), «The rise of robots and the fall of routine jobs», *Labour Economics*, 66, 101885. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2020.101885>
- Dekle, R. (2020), «Robots and industrial labor: Evidence from Japan», *Journal of the Japanese and International Economies*, 58. <https://doi.org/10.1016/j.jjie.2020.101108>

- Deloitte (2018), *Italia 4.0: Siamo pronti? Il percepito degli executive in merito agli impatti economici, tecnologici e sociali delle nuove tecnologie*.
- Dengler, K., & Matthes, B. (2018), «The impacts of digital transformation on the labour market: Substitution potentials of occupations in Germany», *Technological Forecasting and Social Change*, 137, 304–316. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.09.024>
- Dixon, J., Hong, B., & Wu, L. (2019), «The employment consequences of robots: Firm-level evidence», *SSRN Electronic Journal*, <https://doi.org/10.2139/ssrn.3422581>
- Dixon, J., Hong, B., & Wu, L. (2021), «The robot revolution: Managerial and employment consequences for firms», *Management Science*, 67(9), 5586–5605. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2020.3812>
- Domini, G., Grazzi, M., Moschella, D., & Treibich, T. (2021), «Threats and opportunities in the digital era: Automation spikes and employment dynamics», *Research Policy*, 50(7). <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104137>
- Dottori, D. (2020), «Robots and employment: Evidence from Italy» (*Occasional Papers* No. 572; Questioni Di Economia e Finanza), Banca d'Italia.
- Dottori, D. (2021), «Robots and employment: Evidence from Italy», *Economia Politica*, 38(2), 739–795, *Scopus*, <https://doi.org/10.1007/s40888-021-00223-x>
- Drucker P. F. (1954), *The practice of management*, New York, Harper.
- Du, Y., & Wei, X. (2021), «Technological change and unemployment: Evidence from China», *Applied Economics Letters*, 1–4. <https://doi.org/10.1080/13504851.2021.1896666>
- Durrant-Whyte, H., McCalman, L., O'Callaghan, S., Reid, A., & Steinberg, D. (2015), «The impact of computerisation and automation on future employment», in *Committee for Economic Development of Australia, Australia's future workforce?* (pp. 56–64), Committee for Economic Development of Australia.
- Egana-delSol, P., Bustelo, M., Ripani, L., Soler, N., & Viollaz, M. (2021), «Automation in Latin America: Are Women at Higher Risk of Losing Their Jobs?», *Technological Forecasting and Social Change*, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121333>
- Elliott, S. W. (2017), *Computers and the future of skill demand*, OECD Publishing, <https://doi.org/10.1787/9789264284395-en>
- European Commission & Fraunhofer ISI (2015), *Analysis of the impact of robotic systems on employment in the European Union: Final report*, Bruxelles, European Commission, <https://data.europa.eu/doi/10.2759/516348>
- Eurostat (2022), *Business demography statistics*, [https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Business\\_demography\\_statistics#General\\_overview](https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Business_demography_statistics#General_overview)
- Eurostat, (2020), *Entrepreneurship—Statistical indicators*, [https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Entrepreneurship\\_-\\_statistical\\_indicators#Small.2C\\_medium-sized\\_and\\_large\\_enterprises](https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Entrepreneurship_-_statistical_indicators#Small.2C_medium-sized_and_large_enterprises)
- Faber, M. (2020), «Robots and reshoring: Evidence from Mexican labor markets», *Journal of International Economics*, 127, <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2020.103384>
- Fabiani, S., Schivardi, F. & Trento, S. (2005), «ICT Adoption in Italian manufacturing: firm-level evidence», *Industrial and Corporate Change*, 14(2), pp. 225-249. <https://doi:10.1093/icc/dth050>

- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2019), *The occupational impact of artificial intelligence: Labor, skills, and polarization*, NYU Stern School of Business.
- Filippi, E., Bannò, M., & Trento, S. (2023), «Automation technologies and their impact on employment: A review, synthesis and future research agenda», *Technological Forecasting and Social Change*, 191, 122448, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122448>
- Focacci, C. N. (2021), «Technological unemployment, robotisation, and green deal: A story of unstable spillovers in China and South Korea (2008-2018)», *Technology in Society*, 64, 101504, <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101504>
- Ford, M. (2016), *Rise of the robots: Technology and the threat of a jobless future* (First paperback edition), Basic Books.
- Foster-McGregor, N., Nomaler, Ö., & Verspagen, B. (2021), «Job Automation Risk, Economic Structure and Trade: A European Perspective», *Research Policy*, 50(7), <https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104269>
- Frenette, M., & Frank, K. (2020), *Automation and job transformation in Canada who's at risk?* Statistics Canada = Statistique Canada.
- Frey, C. B., & Osborne, M. (2015), *Technology at work. The future of innovation and employment*, Citi GPS: Global Perspectives & Solutions.
- Frey, C. B., & Osborne, M. (2017), «The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?», *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Fu, X., Bao, Q., Xie, H., & Fu, X. (2021), «Diffusion of industrial robotics and inclusive growth: Labour market evidence from cross country data», *Journal of Business Research*, 122, 670–684. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.05.051>
- Fuei, L. K. (2017), «Automation, computerization and future employment in Singapore», *Journal of Southeast Asian Economies*, 34(2), 388–399. <https://doi.org/10.1355/ae34-2h>
- Fujii, H., & Managi, S. (2018), «Trends and priority shifts in artificial intelligence technology invention: A global patent analysis», *Economic Analysis and Policy*, 58, 60–69, <https://doi.org/10.1016/j.eap.2017.12.006>
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009), «Job polarization in Europe», *The American Economic Review: Papers & Proceedings*, 99(2), 58–63.
- Goos, M., & Manning, A. (2007), «Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain», *The Review of Economics and Statistics*, 89(1), 118–133.
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009), «Job polarization in Europe», *The American Economic Review: Papers & Proceedings*, 99(2), 58–63.
- Gordon, R. (2017), *The rise and fall of American growth: The U.S. standard of living since the Civil War*, Princeton, New Jersey, Princeton University Press.
- Graetz, G., & Michaels, G. (2018), «Robots at work», *The Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753–768, [https://doi.org/10.1162/rest\\_a\\_00754](https://doi.org/10.1162/rest_a_00754)
- Grossman, R. L., & Siegel, K. P. (2014), «Organizational models for big data and analytics», *Journal of Organization Design*, 3(1), 20. <https://doi.org/10.7146/jod.9799>
- Haiss, P., Mahlberg, B., & Michlits, D. (2021), «Industry 4.0. The future of Austrian jobs», *Empirica*, 48(1), 5–36, Scopus, <https://doi.org/10.1007/s10663-020-09497-z>

- Haldane, A. (2015), *Labour's share. Speech given by Andrew G. Haldane, Chief Economist, Bank of England*, London, Trades Union Congress.
- Hogarth, T. (2017), *Automation, artificial intelligence, on-demand labour and other flexible forms of labour in the new IDB employer survey «Skills at Work in LAC»* (Technical Note IDB-TN-1332), Inter-American Development Bank.
- Humlum, A. (2019), *Robot adoption and labor market dynamics*, Princeton University.
- Hunt, W., Sarkar, S., & Warhurst, C. (2022), «Measuring the impact of AI on jobs at the organization level: Lessons from a survey of UK business leaders», *Research Policy*, 51(2), <https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104425>
- Illéssy, M., Huszár, Á., & Makó, C. (2021), «Technological development and the labour market: How susceptible are jobs to automation in Hungary in the international comparison?», *Societies*, 11(3), Scopus, <https://doi.org/10.3390/soc11030093>
- IPO. (2014a), *Eight great technologies. Big data. A patent overview*, Intellectual Property Office (IPO).
- IPO. (2014b), *Eight great technologies. Robotics and autonomous systems. A patent overview*, Intellectual Property Office (IPO).
- IPO. (2019), *Artificial Intelligence. A worldwide overview of AI patents and patenting by the UK AI sector*, Intellectual Property Office (IPO).
- Istat (2020), *Censimento permanente delle imprese 2019. I primi risultati*, <https://www.istat.it/it/files/2020/02/Report-primi-risultati-censimento-imprese.pdf>
- Istat. (2021), *Rapporto sulle imprese 2021 (A. de Panizza, Eds.)*, <https://doi.org/10.1481/Istat.Rapportoimprese.2021>
- Jithitikulchai, T. (2020), «Labor skills, economic returns, and automatability in Thailand», *Southeast Asian Journal of Economics*, 8(2), 43–76, Scopus.
- Josten, C., & Lordan, G. (2020), «Robots at work: Automatable and non-automatable jobs», in K. F. Zimmermann (Eds.), *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics* (pp. 1–24), Springer International Publishing, [https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6\\_10-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6_10-1)
- Jung, J. H.G. (2020), «Industrial robots, employment growth, and labor cost: A simultaneous equation analysis», *Technological Forecasting and Social Change*, 159, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120202>
- Keisner, C.A., Raffo, J., & Wunsch-Vincent, S. (2015), *Breakthrough technologies. Robotics, innovation and intellectual property* (Working Paper No. 30; Economics & Statistics Series), World Intellectual Property Organization (WIPO).
- Keynes, J. M. (1930), «The economic possibilities for our grandchildren», in *Essays in persuasion* (pp. 358–373).
- Kim, Y. J., Kim, K., & Lee, S. (2017), «The rise of technological unemployment and its implications on the future macroeconomic landscape», *Futures*, 87, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2017.01.003>
- Klenert, D., Fernández-Macías, E., & Antón, J.-I. (2020), *Do robots really destroy jobs? Evidence from Europe* (Technical Report No. 2020/01; JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology), European Commission.

- Koch, M., Manuylov, I., & Smolka, M. (2019), *Robots and firms* (Working Paper No. 7608), Center for Economic Studies and ifo Institute (CESifo).
- Kromann, L., Malchow-Møller, N., Skaksen, J. R., & Sørensen, A. (2020), «Automation and productivity. A cross-country, cross-industry comparison», *Industrial and Corporate Change*, 29(2), 265–287. <https://doi.org/10.1093/icc/dtz039>
- Krzywdzinski, M. (2021), «Automation, digitalization, and changes in occupational structures in the automobile industry in Germany, Japan, and the United States: A brief history from the early 1990s until 2018», *Industrial and Corporate Change*, 30(3), 499–535. <https://doi.org/10.1093/icc/dtab019>
- le Roux, D. B. (2018), «Automation and employment: The case of South Africa», *African Journal of Science, Technology, Innovation and Development*, 10(4), 507–517. <https://doi.org/10.1080/20421338.2018.1478482>
- Lee, S. H., Park, S.-G., Lee, C. K., & Lim, Y. (2020), «Statistical analysis of the employment future for Korea», *Communications for Statistical Applications and Methods*, 27(4), 459–468. <https://doi.org/10.29220/CSAM.2020.27.4.459>
- Leigh, N. G., Kraft, B., & Lee, H. (2020), «Robots, skill demand and manufacturing in US regional labour markets», *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1), 77–97. <https://doi.org/10.1093/cjres/rsz019>
- Leontief, W. (1983), «Technological advance, economic growth, and the distribution of income», *Population and Development Review*, 9(3), 403. <https://doi.org/10.2307/1973315>
- Lima, Y., Strauch, J. C. M., Esteves, M. G. P., de Souza, J. M., Chaves, M. B., & Gomes, D. T. (2021), «Exploring the future impact of automation in Brazil», *Employee Relations*, 43(5), 1052–1066. <https://doi.org/10.1108/ER-08-2020-0364>
- Lloyd, C., & Payne, J. (2019), «Rethinking country effects: Robotics, AI and work futures in Norway and the UK», *New Technology, Work and Employment*, 34(3), 208–225. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12149>
- Lu, Y., & Zhou, Y. (2021), «A review on the economics of artificial intelligence», *Journal of Economic Surveys*, 35(4), 1045–1072. <https://doi.org/10.1111/joes.12422>
- Mann, K., & Püttmann, L. (2018), «Benign effects of automation: New evidence from patent texts», *SSRN Electronic Journal*, <https://doi.org/10.2139/ssrn.2959584>
- Manyika, J. (2017), *A future that works: AI, automation, employment, and productivity* (Technical Report No. 60). McKinsey Global Institute.
- Manyika, J., Chui, M., Bughin, J., Dobbs, R., Bisson, P., & Marrs (2013), *Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy* (No. 180), McKinsey Global Institute.
- Manyika, J., Lund, S., Chui, M., Bughin, J., Woetzel, J., Batra, P., Ko, R., & Sanghvi, S. (2017), *Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation* (No. 150), McKinsey Global Institute.
- Marx K. (1844), *The economic and philosophic manuscripts of 1844*, Amherst, Massachusetts, Prometheus Books.
- Martinelli, A., Mina, A., & Moggi, M. (2019), «The enabling technologies of industry 4.0: Examining the seeds of the fourth industrial revolution» (No. 2019/09; LEM

- Working Paper Series), *Laboratory of Economics and Management (LEM)*, Scuola Superiore Sant'Anna.
- McGuinness, S., Pouliakas, K., & Redmond, P. (2021), «Skills-displacing technological change and its impact on jobs: Challenging technological alarmism?», *Economics of Innovation and New Technology*, Scopus, <https://doi.org/10.1080/10438599.2021.1919517>
- Mill J.S. (1848), *Principles of political economy with some of their applications to social philosophy*, London, W. J. Ashley, Longmans, Green and Co.
- Minian, I., & Martinez Monroy, Á. (2018), «The impact of new technologies on jobs in Mexico. Problemas Del Desarrollo», *Revista Latinoamericana de Economía*, 49(195), <https://doi.org/10.22201/iiec.20078951e.2018.195.64001>
- Mokyr J., Vickers C. e Ziebarth N. L. (2015), «The history of technological anxiety and the future of economic growth: Is this time different?», *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 31-50, <http://dx.doi.org/10.1257/jep.29.3.31>
- Mondolo, J. (2021), «The composite link between technological change and employment: A survey of the literature», *Journal of Economic Surveys*, joes.12469, <https://doi.org/10.1111/joes.12469>
- Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018), *Automation, skills use and training* (OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 202), OECD Publishing, [https://www.oecd-ilibrary.org/employment/automation-skills-use-and-training\\_2e2f4eea-en](https://www.oecd-ilibrary.org/employment/automation-skills-use-and-training_2e2f4eea-en)
- Ni, B., & Obashi, A. (2021), «Robotics technology and firm-level employment adjustment in Japan», *Japan and the World Economy*, 57. <https://doi.org/10.1016/j.japwor.2021.101054>
- Pajarinen, M., & Rouvinen, P. (2014), *Computerization threatens one third of Finnish employment*, ETLA Brief, 22, <http://pub.etla.fi/ETLA-Muistio-Brief-22.pdf>
- Pajarinen, M., Rouvinen, P., & Ekeland, A. (2015), *Computerization threatens one-third of Finnish and Norwegian employment*, ETLA Brief, 34.
- Pantea, S., Sabadash, A., & Biagi, F. (2017), «Are ICT displacing workers in the short run? Evidence from seven European countries», *Information Economics and Policy*, 39, 36–44. <https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2017.03.002>
- Parschau, C., & Hauge, J. (2020), «Is automation stealing manufacturing jobs? Evidence from South Africa's apparel industry», *Geoforum*, 115, 120–131, <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2020.07.002>
- Pellegrino, G., Piva, M., & Vivarelli, M. (2017), *Are robots stealing our jobs?* (Discussion Paper No. 10540), IZA Institute of Labor Economics.
- Piazolo, D., & Dogan, U. C. (2021), «Impacts of digitization on real estate sector jobs», *Journal of Property Investment and Finance*, 39(2), 47–83, <https://doi.org/10.1108/JPIF-09-2019-0125>
- Pouliakas, K. (2018), *Determinants of automation risk in the EU labour market: A skills-needs approach* (Discussion Paper No. 11829), IZA Institute of Labor Economics.

- Raj, M., & Seamans, R. (2019), «AI, labor, productivity, and the need for firm-level data», in A. Agrawal, J. Gans, & A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 553–565), Chicago, The University of Chicago Press.
- Ramos, M. E., Garza-Rodríguez, J., & Gibaja-Romero, D. E. (2022), «Automation of employment in the presence of industry 4.0: The case of Mexico», *Technology in Society*, 68, <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101837>
- Ricardo D. (1821), *On the principles of political economy and taxation*, Library of Economics and Liberty Online.
- Rifkin, J. (1995), *The end of work: The decline of the global labor force and the dawn of the post-market era*, GP Putnam's Sons.
- Şahin, L. (2020), «Impacts of industrial robot usage on international labor markets and productivity: Evidences from 22 oecd countries», *Journal of International Studies*, 13(3), 59–67, <https://doi.org/10.14254/2071-8330.2020/13-3/4>
- Schlogl, L., Weiss, E., & Prainsack, B. (2021), «Constructing the 'Future of Work': An analysis of the policy discourse», *New Technology, Work and Employment*, ntw.12202, <https://doi.org/10.1111/ntwe.12202>
- Sequeira, T. N., Garrido, S., & Santos, M. (2021), «Robots are not always bad for employment and wages», *International Economics*, 167, 108–119. <https://doi.org/10.1016/j.inteco.2021.06.001>
- Simon H. A. (1960), «The corporation: Will it be managed by machines?», in Anshen M. L. e Bach G. L. (1985), *Management and the corporations*, McGraw-Hill, New York.
- Skrbiš, Z., & Laughland-Booÿ, J. (2019), «Technology, change, and uncertainty: Maintaining career confidence in the early 21st century», *New Technology, Work and Employment*, 34(3), 191–207, <https://doi.org/10.1111/ntwe.12151>
- Sostero, M. (2020), «Automation and robots in services», *Review of data and taxonomys*, Bruxelles, European Commission.
- Spitz-Oener, A. (2006), «Technical change, job tasks, and rising educational demands: Looking outside the wage structure», *Journal of Labor Economics*, 24(2), 235–270, <https://doi.org/10.1086/499972>
- Spencer, D. A. (2018), «Fear and hope in an age of mass automation: Debating the future of work», *New Technology, Work and Employment*, 33(1), 1–12, <https://doi.org/10.1111/ntwe.12105>
- Stapleton, K., & Webb, M. (2020), «Automation, trade and multinational activity: Micro evidence from Spain», *SSRN Electronic Journal*, <https://doi.org/10.2139/ssrn.3681143>
- Steuart J. (1767), *An inquiry into the principles of political economy*, A. Millar and T. Cadell, London.
- Tang, C., Huang, K., & Liu, Q. (2021), «Robots and skill-biased development in employment structure: Evidence from China», *Economics Letters*, 205, <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2021.109960>
- Tschang, F. T., & Almirall, E. (2021), «Artificial intelligence as augmenting automation: Implications for employment», *Academy of Management Perspectives*, 35(4), 642–659. <https://doi.org/10.5465/amp.2019.0062>

- Upchurch, M. (2018), «Robots and AI at work: The prospects for singularity», *New Technology, Work and Employment*, 33(3), 205–218. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12124>
- van der Zande, J., Teigland, K., Siri, S., & Teigland, R. (2019), «The substitution of labor. From technological feasibility to other factors influencing the potential of job automation», in A. Larsson & R. Teigland (Eds.), *The digital transformation of labor. Automation, the gig economy and welfare* (pp. 31–73), London, Routledge.
- Vermeulen, B., Kesselhut, J., Pyka, A., & Saviotti, P. (2018), «The impact of automation on employment: Just the usual structural change?», *Sustainability*, 10(5), 1661, <https://doi.org/10.3390/su10051661>
- Vivarelli, M. (2014), «Innovation, employment and skills in advanced and developing countries: A survey of economic literature», *Journal of Economic Issues*, 48(1), 123–154. <https://doi.org/10.2753/JEI0021-3624480106>
- Wajcman, J. (2017), «Automation: Is it really different this time?», *The British Journal of Sociology*, 68(1), 119–127. <https://doi.org/10.1111/1468-4446.12239>
- Webb, M. (2019), «The impact of artificial intelligence on the labor market», *SSRN Electronic Journal*, <https://doi.org/10.2139/ssrn.3482150>
- Webb, M., Short, N., Bloom, N., & Lerner, J. (2018), *Some facts of high-tech patenting* (No. w24793; p. w24793), National Bureau of Economic Research, <https://doi.org/10.3386/w24793>
- Wicksell K. (1901), *Lectures on political economy*, vol. I, *General theory*, trad. it. di E. Classen, London, George Routledge.
- World Economic Forum (2018), *The future of jobs report 2018*.
- Xie, M., Ding, L., Xia, Y., Guo, J., Pan, J., & Wang, H. (2021), «Does artificial intelligence affect the pattern of skill demand? Evidence from Chinese manufacturing firms», *Economic Modelling*, 96, 295–309, Scopus, <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2021.01.009>
- Yamashita, T., & Cummins, P. A. (2021), «Jobs at Risk of Automation in the USA: Implications for Community Colleges», *Community College Journal of Research and Practice*. <https://doi.org/10.1080/10668926.2021.1876782>
- Zemtsov, S. (2017), «Robots and potential technological unemployment in the Russian regions: Review and preliminary results», *Voprosy Ekonomiki*, 7, 142–157, <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2017-7-142-157>
- Zhou, G., Chu, G., Li, L., & Meng, L. (2020), «The effect of artificial intelligence on China's labor market», *China Economic Journal*, 13(1), 24–41, <https://doi.org/10.1080/17538963.2019.1681201>

## LE AUTRICI E L'AUTORE

**Mariasole Bannò** è professoressa associata presso l'Università degli Studi di Brescia, dove insegna nei settori dell'economia e del management. Ha conseguito il dottorato di ricerca in Economia e gestione delle tecnologie nel 2009 presso l'Università di Bergamo. Dal 2017 è esperta europea nella valutazione di progetti presentati a finanziamenti pubblici, Horizon 2020 e strumenti per le piccole e medie imprese. È presidente della Commissione di Genere dell'Università di Brescia e Equity manager per l'azione di costo CA20101 PRIORITY. I suoi interessi di ricerca riguardano le imprese familiari, l'internazionalizzazione delle imprese, le questioni di genere e la valutazione delle politiche pubbliche. Ha pubblicato diversi articoli, due monografie e capitoli di libri in pubblicazioni internazionali nel campo dell'economia e del management. In particolare, i suoi lavori sono stati pubblicati su riviste come *Journal of Small Business Management*, *Journal of Policy Modeling*, *Technological Forecasting and Social Change*, *European Journal of Innovation Management* e *Family Business Review*.

**Emilia Filippi** è assegnista di ricerca presso l'Università di Brescia. Ha conseguito con lode il dottorato di ricerca in Economia e Management nel 2023 presso l'Università di Trento, con una tesi sull'impatto dell'automazione sull'occupazione. I suoi studi utilizzano metodi quantitativi e qualitativi. I suoi interessi di ricerca includono l'automazione e il cambiamento tecnologico, l'internazionalizzazione delle imprese e le questioni di genere. I suoi lavori sono stati pubblicati in riviste come *Technological Forecasting and Social Change*, *European Journal of Innovation Management*, *TQM Journal* e *Journal of Management and Governance*.

**Sandro Trento** è professore ordinario di management all'Università di Trento ed è direttore della School of Innovation dell'Università di Trento. Ha studiato economia all'Università di Roma «La Sapienza» e alla Northwestern University (Evanston, Illinois). È stato un visiting scholar alla Stanford University. È stato ricercatore senior e dirigente presso il Servizio Studi della Banca d'Italia e Chief Economist presso Confindustria. Dal 2017 al 2022 è stato direttore della Fondazione ERGO-MTM. Ha pubblicato oltre 160 articoli e vari libri. I suoi interessi di ricerca sono legati al cambiamento industriale, alla gestione dell'innovazione, al governo societario e alle imprese familiari.





## **Automazione e lavoro: una ricerca su cambiamento tecnologico e impatto sull'occupazione**

Le tecnologie di automazione sembrano sempre più in grado di sostituire il lavoro umano. Ci aspetta una «disoccupazione tecnologica» di massa? Quali categorie di lavoratori e lavoratrici sono più a rischio?

In questo libro si prova a rispondere in modo sintetico ma rigoroso a queste domande, fornendo al lettore tutte le conoscenze e gli strumenti necessari.

La paura per le «macchine» ha una storia che risale alla Rivoluzione Industriale. Il tema è oggi tornato di grande attualità. La ricerca economica recente tenta di stimare l'impatto dell'automazione sull'occupazione cercando di calcolare la probabilità di automazione delle varie professioni.

Questo libro fornisce per la prima volta una stima dei rischi di sostituzione da parte delle macchine dei lavoratori e delle lavoratrici in Italia e discute di quali sono i fattori strutturali che potrebbero influire sull'effettiva introduzione di robot e di altre forme di tecnologie di automazione nell'economia italiana.

**Mariasole Bannò** è professoressa associata di management all'Università di Brescia. I suoi interessi di ricerca riguardano le imprese familiari, l'internazionalizzazione delle imprese, le questioni di genere e la valutazione delle politiche pubbliche.

**Emilia Filippi** è assegnista di ricerca all'Università di Brescia. I suoi interessi di ricerca includono l'automazione e il cambiamento tecnologico, l'internazionalizzazione delle imprese e le questioni di genere.

**Sandro Trento** è professore ordinario di management all'Università di Trento ed è direttore della School of Innovation dell'Università di Trento. I suoi interessi di ricerca sono legati al cambiamento industriale, alle imprese familiari, all'innovazione e alla corporate governance.