

# LA PROBABILITÀ DI AUTOMAZIONE DELLE OCCUPAZIONI IN ITALIA

Emilia Filippi Sandro Trento

*(Dipartimento di Economia e Management, Università di Trento)*

## 1. Introduzione

Sin dalla Prima Rivoluzione Industriale le tecnologie sono state estremamente importanti per favorire la crescita economica e migliorare gli standard di vita umani. Tuttavia le tecnologie hanno anche provocato effetti negativi riguardanti principalmente il lavoro. Ciò ha indotto gli economisti a occuparsi della possibile sostituzione dei lavoratori da parte delle macchine e della cd. «disoccupazione tecnologica», termine coniato da Keynes (1930) e da lui definita come la disoccupazione «dovuta alla scoperta di nuovi mezzi per economizzare l'uso del lavoro che superano il ritmo a cui siamo in grado di trovare nuovi impieghi del lavoro».

La questione ha sin da subito provocato una spaccatura tra gli economisti. Secondo alcuni, tra cui Ricardo (1821) e Keynes (1930), la tecnologia poteva causare una disoccupazione temporanea, che si riassorbiva con il passare del tempo principalmente grazie all'effetto compensazione: parte dei lavoratori inizialmente dislocati da una tecnologia venivano riassunti per soddisfare l'aumento della domanda di beni favorito dall'applicazione della tecnologia che riduce il costo di produzione e il prezzo dei beni. Nel lungo periodo si potevano ottenere grandi benefici, come per esempio una maggiore produttività. Secondo altri economisti, tra cui Rifkin (1995), le tecnologie potevano rendere inutili i lavoratori e causare una disoccupazione tecnologica permanente.

Negli ultimi anni la paura di una diffusa sostituzione dei lavoratori da parte delle macchine è tornata di grande attualità per vari motivi, riaprendo il dibattito tra gli economisti sugli effetti della tecnologia sul lavoro. Mentre fino al 1973 (per quanto riguarda gli Stati Uniti) e al 1980 (nel caso degli altri Paesi avanzati) alla crescita della produttività del lavoro seguiva una crescita nel salario, dagli anni Ottanta esiste un gap crescente tra la crescita della produttività e quella dei salari (Frey e Osborne, 2015). A partire dal 1970 la quota del GDP destinata al lavoro è in diminuzione (Ford, 2015; Frey e Osborne, 2015) e la disuguaglianza (in termini di reddito e di ricchezza) all'interno delle popolazioni dei Paesi avanzati sta aumentando (Frey e Osborne, 2015; Gordon, 2016). La crescita dei posti di lavoro sta rallentando soprattutto dalla crisi finanziaria del 2008 e sembra essere dovuta in misura rilevante ai cambiamenti strutturali di lungo periodo (Brynjolfsson e McAfee, 2011). Dal 1983-1993 al 2010 circa negli Stati Uniti e in molti Paesi europei si è verificato il fenomeno di "hollowing-out" delle occupazioni middle-skill, chiamato anche "job polarization": le occupazioni low-skill/low-wage (addetti alla prestazione di servizi alla persona, di pulizia o di sicurezza) hanno

registrato una crescita dei posti di lavoro poiché i compiti manuali di cui si compongono non sono automatizzabili (sono necessarie sia la flessibilità che l'adattabilità); le occupazioni middle-skill/middle-wage (addetti alla vendita, al supporto amministrativo, alla produzione o riparazione) hanno subito una perdita dato che i compiti di cui si compongono sono facilmente automatizzabili; le occupazioni high-skill/high-wage (professionisti, manager, tecnici) hanno registrato una crescita dei posti di lavoro poiché i compiti cognitivi di cui si compongono non sono automatizzabili.

Infine, dal 2004 ad oggi i progressi tecnologici sono stati particolarmente rapidi e rilevanti. Basta pensare che nel 2004 Levy e Murnane (2004) consideravano i compiti di pattern-recognition e le comunicazioni complesse impossibili o comunque difficili da automatizzare a causa della necessità di codificare i passaggi che dovevano essere seguiti nel loro svolgimento. Gli autori sostenevano che i computer potevano riconoscere le strutture solo in poche situazioni dove non esistevano problemi percettivi complessi ed erano richiesti livelli non elevati di conoscenze contestuali. Invece le comunicazioni complesse che non erano automatizzabili avvenivano in situazioni complicate, emotivamente coinvolgenti e ambigue come l'insegnamento, la vendita e la gestione: in questi casi la possibilità di comunicare con un computer era lontana. I progressi tecnologici recenti hanno però smentito queste previsioni: le capacità delle macchine sono infatti migliorate e oggi è possibile automatizzare, oltre ai compiti di routine, anche alcuni compiti non di routine cognitivi e manuali. Inoltre in alcuni casi la performance delle tecnologie supera notevolmente quella umana, tanto che Ford (2015) non esclude che in futuro le macchine saranno estremamente intelligenti (forse più degli umani) e in grado di migliorarsi autonomamente, dando inizio a un'«esplosione di intelligenza»; Kurzweil (2005) ritiene perfino che si potrà raggiungere la cosiddetta «Singolarità», cioè la fine dell'era umana e il dominio delle macchine sull'uomo.

Anche se questi enormi progressi potrebbero non verificarsi, è evidente già oggi che tecnologie quali l'automazione del lavoro cognitivo, la robotica avanzata, i veicoli autonomi e le stampanti 3D stanno modificando in modo rilevante la produzione di beni e l'erogazione di servizi in molti ambiti economici. Se da un lato queste ed altre tecnologie recenti miglioreranno la qualità della vita di miliardi di persone e avranno un potenziale impatto economico di 14-33 trilioni di dollari annui (McKinsey Global Institute, 2013), dall'altro lato questi benefici potrebbero non essere distribuiti equamente: infatti poiché l'automazione del lavoro colpisce soprattutto i lavoratori meno qualificati e avvantaggia i capitalisti e i lavoratori più istruiti, le disuguaglianze all'interno della popolazione in termini di ricchezza, reddito e opportunità di miglioramento potrebbero aumentare notevolmente (Brynjolfsson e McAfee, 2011 e 2014; McKinsey Global Institute, 2013).

I cambiamenti recenti hanno indotto gli economisti a interrogarsi su come sarà il futuro. Le visioni che sono emerse prevedono esiti contrastanti, alcuni più pessimistici di altri. Mentre gli economisti «massimalisti» (Brynjolfsson e McAfee, 2011 e 2014; McKinsey Global Institute, 2013) pongono grande attenzione alle innovazioni recenti, sono ottimisti sul grado di progresso tecnologico e prevedono grandi aumenti nella produttività a fronte di una disoccupazione elevata e una disuguaglianza crescente, gli esperti «minimalisti» (Gordon, 2016; Summers, 2013b, 2014, 2015) prevedono cambiamenti futuri minimi, sostenendo che il progresso tecnologico sarà minore, che la crescita economica non dipenderà dalla tecnologia e che i lavoratori affronteranno un rischio di sostituzione minore.

Più precisamente, Brynjolfsson e McAfee (2011 e 2014) ritengono che si stia verificando il passaggio da un periodo di cambiamenti lenti a un periodo di cambiamenti rapidi (definito «Second Machine Age»). In futuro le tecnologie recenti consentiranno di produrre un livello di output superiore con una quantità di input minore, le società saranno più ricche e si ridurrà il lavoro noioso e ripetitivo a favore di quello più creativo. Tuttavia già oggi i cambiamenti tecnologici stanno distruggendo posti di lavoro più velocemente di quelli che stanno creando e contribuiscono a fenomeni quali la stagnazione del reddito mediano e la crescita della disuguaglianza negli Stati Uniti e in altri Paesi avanzati. Inoltre le skills richieste ai lavoratori saranno diverse da quelle attuali e ci sarà una lotta tra la tecnologia e la formazione per ottenere un posto di lavoro. L'automazione riguarderà infatti sempre più lavori, incidendo sia sui compiti di routine che su quelli non di routine cognitivi. Di conseguenza in futuro saranno disponibili pochi posti di lavoro per i lavoratori «standard», con skills e abilità più comuni. Complessivamente gli aspetti positivi creati dalla tecnologia (cd. «bounty») non saranno sufficienti a compensare le conseguenze sui lavoratori e sulla popolazione (cd. «spread») (Brynjolfsson e McAfee, 2011 e 2014).

Gordon (2016) ha invece un'opinione diversa da Brynjolfsson e McAfee (2011 e 2014). L'autore osserva che negli ultimi anni l'innovazione è stata minore rispetto al passato, che la Terza Rivoluzione Industriale è stata rivoluzionaria ma ha riguardato solo parte dell'economia (che ha già beneficiato di internet, della digitalizzazione, dell'e-commerce e dei motori di ricerca) e che dal 1970 sono avvenuti unicamente miglioramenti di secondo livello (nel 1970 le grandi invenzioni, le scoperte conseguenti e gli elementi base degli standard di vita attuali erano già stati raggiunti in molti aspetti). Per il futuro Gordon (2016) non esclude cambiamenti, ma ritiene che questi saranno più lenti e che le nuove tecnologie avranno un impatto minore rispetto a quanto avvenuto in passato.

Di fronte agli enormi cambiamenti in corso, alcuni economisti hanno cercato di stimare la probabilità di automazione delle occupazioni e il numero di lavoratori che in futuro potrebbero essere sostituiti da «macchine». Due approcci sono quelli più interessanti. L'occupation-based approach è fondato sull'idea che sono le occupazioni ad essere automatizzabili, mentre secondo il task-based approach sono le attività lavorative ad essere automatizzabili.

Nei prossimi paragrafi analizzeremo i principali studi e applicheremo i metodi proposti da Frey e Osborne (2017) e da Nedelkoska e Quintini (2018) ai dati riguardanti le occupazioni italiane; alla fine dell'articolo offriremo alcuni spunti di politica economica.

## **2. L'occupation-based approach: lo studio di Frey e Osborne (2017)**

Frey e Osborne (2017), in un lavoro molto citato in letteratura, hanno stimato la probabilità di automazione delle occupazioni statunitensi applicando l'occupation-based approach. Il loro studio è stato particolarmente importante in quanto è stato il primo ad occuparsi di questo aspetto e, come vedremo in seguito, ha dato origine a una serie di studi riguardanti altri Paesi.

Al fine di stimare la probabilità di automazione delle occupazioni, Frey e Osborne (2017) hanno adottato un punto di vista tecnologico tenendo in considerazione i problemi tecnici da affrontare per automatizzare le singole occupazioni; non sono state considerate la velocità di diffusione e la probabilità di adozione di tecnologie in grado di

sostituire il lavoro umano. Questi studiosi osservano che nonostante i progressi recenti consentano di automatizzare alcuni compiti non di routine che in passato erano considerati di competenza esclusiva dell'uomo, esistono ancora dei «colli di bottiglia» di tipo ingegneristico che impediscono l'automazione di un numero maggiore di attività lavorative non di routine. Questi limiti tecnici all'automazione completa si riferiscono a compiti che non possono essere codificati in regole e sono legati a tre capacità ancora prettamente «umane»: la percezione e la manipolazione, l'intelligenza creativa e l'intelligenza sociale. Per quanto riguarda la percezione e la manipolazione, i robot possiedono capacità di identificazione di base grazie allo sviluppo di sensori e laser sofisticati, ma non la profondità e l'ampiezza della percezione umana. Di conseguenza i compiti che richiedono un livello di percezione più elevato e che devono essere svolti in un ambiente di lavoro non strutturato presentano varie difficoltà di automazione. I compiti di intelligenza creativa riguardano la capacità di produrre idee, teorie o artefatti nuovi e preziosi. Se la creazione di nuove idee è vista come la produzione di nuove combinazioni di idee già esistenti, allora questa creatività è in parte automatizzabile. Tuttavia le idee devono anche essere preziose e quindi potrebbe persistere un disaccordo sulla possibilità o meno di considerare effettivamente creativo un computer. Infine i compiti di intelligenza sociale richiedono la capacità di rispondere intelligentemente ed empaticamente a una controparte umana. Questi compiti, importanti in molte occupazioni, sono solo in parte automatizzabili dai computer. Visti i limiti di automatizzare la percezione, la manipolazione, l'intelligenza creativa e l'intelligenza sociale, è probabile che le occupazioni che richiedono queste capacità non siano automatizzabili nei prossimi venti anni. La probabilità di automatizzare una certa occupazione potrebbe quindi essere descritta come funzione di queste capacità (Frey e Osborne, 2017).

Al fine di determinare la probabilità di automazione delle varie occupazioni, Frey e Osborne (2017) hanno utilizzato il servizio O\*NET (relativo all'anno 2010), che descrive 903 occupazioni statunitensi utilizzando un insieme di variabili standardizzate e misurabili.

Il procedimento di stima seguito da Frey e Osborne (2017) è il seguente. Nella prima fase gli autori, insieme ad alcuni esperti in campo tecnologico, hanno assegnato un'etichetta ad alcune occupazioni (70 su 702) su cui costruire il modello di stima, collegando il valore 1 a quelle automatizzabili (per esempio centralinisti, contabili e addetti alle consegne) e il valore 0 a quelle che non lo sono (come avvocati, medici e cuochi). Al fine di assegnare una probabilità di automazione alle occupazioni, gli autori hanno successivamente costruito un modello di classificazione probabilistico, dove la variabile dipendente è data dalla probabilità di automazione e le variabili esplicative sono le nove variabili O\*NET corrispondenti ai tre colli di bottiglia.

Le occupazioni sono state distinte in base a tre livelli di probabilità di automazione: bassa (0-0,3), media (0,3-0,7) e alta (0,7-1), dove in base a quanto affermato dagli autori il livello alto indica che «l'occupazione associata è potenzialmente automatizzabile dal computer in un numero non specificato di anni, forse un decennio o due». Dallo studio di Frey e Osborne (2017) risulta che negli Stati Uniti il 47% dei lavoratori rientra nella categoria ad alto rischio di sostituzione.

Frey e Osborne (2017) riconoscono che prevedere i progressi tecnologici è estremamente difficile. Per questo motivo i limiti dello studio, riconosciuti dagli stessi autori, sono i seguenti: sono stati considerati unicamente i progressi tecnologici di breve termine e non sono state effettuate previsioni sul periodo di tempo necessario per

superare i colli di bottiglia; non sono state catturate le variazioni all'interno delle occupazioni che risultano dall'automazione di alcune attività lavorative che consentono ai lavoratori di dedicarsi ad altri compiti; non è stato esaminato l'impatto dei guadagni di produttività sul lavoro nelle varie occupazioni e industrie.

Lo studio di Frey e Osborne (2017) ha dato origine a una serie di lavori riguardanti i Paesi europei e il Giappone. Dall'applicazione dei risultati di Frey e Osborne (2017) ai dati occupazionali dei Paesi considerati, risulta che in media il 53,24% delle occupazioni europee sono a rischio di automazione, con una differenza rilevante tra i vari Paesi europei (Bowles, 2014a e 2014b). Seguendo la stessa procedura, emerge che in Germania i lavoratori a rischio di sostituzione da parte delle macchine sono il 59% della forza lavoro totale (Brzeski e Burk, 2015); nel Regno Unito il 35% dei lavoratori presenta un rischio di sostituzione elevato (superiore al 66%) (Haldane, 2015); mentre in Finlandia questa quota è pari al 35,7% (considerando un rischio superiore al 70%) (Pajarinen e Rouvinen, 2014). Poiché secondo David (2017) non è corretto applicare direttamente agli altri Paesi i risultati di Frey e Osborne (2017) validi per gli Stati Uniti in quanto ogni Paese presenta delle caratteristiche proprie riguardo alla struttura industriale e occupazionale, l'autore ha ripetuto il metodo di stima utilizzato da Frey e Osborne (2017), stimando che in Giappone il 55% dei lavoratori presentano un rischio elevato di sostituzione da parte delle macchine.

I risultati dettagliati ottenuti dagli autori citati sono mostrati nella Tabella 1.

**Tabella 1 Distribuzione dei lavoratori per categoria di rischio di sostituzione da parte delle macchine**

Rischio di sostituzione (Probabilità di automazione)	Stati Uniti	Germania	Regno Unito	Finlandia	Giappone
	Frey e Osborne (2017)	Brzeski e Burk (2015)	Haldane (2015)	Pajarinen e Rouvinen (2014)	David (2017)
Rischio basso (0 - 0,30)	33%	59% (livello di rischio non specificato)	37%	-	19%
Rischio medio (0,31 - 0,70)	10%		28%	-	25%
Rischio alto (0,71 - 1)	47%		35%	35,7%	55%

Fonte: Brzeski e Burk (2015), David (2017), Frey e Osborne (2017), Haldane (2015), Pajarinen e Rouvinen (2014)

### 3. Il task-based approach

I risultati ottenuti da Frey e Osborne (2017) per gli Stati Uniti offrono spunti interessanti. Tuttavia vanno considerati con prudenza in quanto si basano, come detto sopra, su un metodo (occupation-based approach) che sovrastima la percentuale di forza lavoro a rischio di sostituzione da parte delle "macchine". Questa sovrastima può in parte essere contenuta applicando un metodo diverso: il task-based approach.

Come accennato in precedenza, a differenza dell'occupation-based approach, il task-based approach si basa sul presupposto che sono le attività lavorative ad essere automatizzabili e non tanto le occupazioni. Di conseguenza esso tiene in considerazione

i seguenti aspetti: le attività lavorative che costituiscono un'occupazione presentano potenziali di automazione diversi e non tutte sono facilmente automatizzabili; i compiti che attualmente sono non di routine e quindi non automatizzabili potrebbero diventare di routine in futuro; a volte la tecnologia è complementare ai lavoratori. La probabilità di automazione ottenuta applicando il task-based approach è minore di quella ricavata con l'occupation-based approach poiché anche le occupazioni che in base all'occupation-based approach presentano una probabilità di automazione elevata sono composte da attività lavorative che sono difficili da automatizzare. La stima della probabilità di automazione delle occupazioni è ricavata dalla probabilità di automazione delle attività lavorative e dal tempo dedicato al loro svolgimento.

Tra gli autori che hanno stimato la probabilità di automazione in base al task based approach, Chui *et al.* (2015 e 2016) e McKinsey Global Institute (2017a, 2017b e 2017c) hanno stimato la probabilità di automazione delle occupazioni statunitensi a partire dalla stima della probabilità di automazione delle attività lavorative e del tempo dedicato al loro svolgimento. Dalla loro analisi emerge che sono automatizzabili sia le attività di routine sia quelle che richiedono l'esperienza e una conoscenza tacita, anche se la probabilità di automazione è diversa. Per esempio la probabilità di automazione è elevata nel caso delle attività fisiche svolte o legate all'operatività delle macchine in ambienti prevedibili (81%) e per le attività di raccolta e analisi dei dati e delle informazioni (64% e 69%), mentre è bassa nel caso dell'interazione con gli stakeholder (20%), dell'applicazione delle competenze nelle decisioni, nella pianificazione o nel lavoro creativo (18%) e delle attività di gestione e formazione delle persone (9%) (Chui *et al.*, 2015 e 2016; McKinsey Global Institute, 2017a, 2017b e 2017c). Per quanto riguarda le occupazioni, tutte presentano un potenziale di automazione che è più o meno elevato, in oltre il 60% delle occupazioni le attività che possono essere automatizzate superano il 30% del totale, mentre solo il 5% delle occupazioni sono interamente automatizzabili (Chui *et al.*, 2015 e 2016; McKinsey Global Institute, 2017a, 2017b e 2017c).

Come Chui *et al.* (2015 e 2016) e McKinsey Global Institute (2017a, 2017b e 2017c), anche Arntz *et al.* (2016, 2017) hanno applicato il task based approach e hanno stimato un impatto sulle occupazioni più modesto. Gli autori criticano l'approccio seguito da Frey e Osborne (2017), osservando che le valutazioni richieste agli esperti riguardo al potenziale di automazione di un'occupazione si basano su informazioni valide, ma considerano un'occupazione rappresentativa e non tengono conto del fatto che i task variano sostanzialmente tra le occupazioni e si adeguano alla computerizzazione. Secondo Arntz *et al.* (2017) ciò comporta una sovrastima del rischio di automazione dell'occupazione. Si pensi per esempio che anche i «book keeping, accounting and auditing clerks», i quali secondo Frey e Osborne (2017) presentano un rischio di sostituzione del 98%, in realtà svolgono attività che sono molto difficili da automatizzare tra cui il problem solving; lo stesso ragionamento vale per altre occupazioni che secondo Frey e Osborne (2017) sono ad alto rischio di automazione. Al fine di correggere questo aspetto e di evitare la sovrastima che ne consegue, Arntz *et al.* (2016, 2017) hanno utilizzato informazioni sul contenuto delle attività di ogni lavoro. In particolare gli autori hanno stimato per gli Stati Uniti la relazione che lega i compiti svolti dai lavoratori impiegati nelle singole occupazioni e le caratteristiche dei

lavori alla probabilità di automazione calcolata da Frey e Osborne (2017). Questa relazione è stata poi applicata agli altri Paesi OECD considerati nello studio.

A tal fine gli autori hanno abbinato i risultati di Frey e Osborne (2017) alle osservazioni contenute nel dataset del PIAAC (Programme for the International Assessment of Adult Competencies) riferite agli Stati Uniti. Poiché la classificazione delle occupazioni utilizzata da Frey e Osborne (2017) è più specifica di quella impiegata nel dataset del PIAAC, Arntz *et al.* (2016) hanno assegnato valori multipli della probabilità di automazione a ogni individuo del dataset del PIAAC e hanno seguito un approccio a imputazione multipla. Per ogni individuo nei dati PIAAC è stato assegnato il risultato relativo all'automazione che presentava la probabilità più alta in base a questo metodo.

Successivamente gli autori hanno seguito un processo a due fasi. Nella prima fase gli autori hanno effettuato una regressione tra la probabilità di automazione e una serie di variabili esplicative tra cui quelle contenute nel dataset del PIAAC, il sesso del lavoratore, il suo livello di istruzione, le sue competenze, il suo reddito, il settore, la dimensione dell'impresa e altre variabili ausiliarie. Nella seconda fase hanno calcolato la probabilità di automazione sulla base dei risultati ottenuti nella fase precedente al fine di migliorare il modello.

Il modello ottenuto e i parametri stimati mostrano come le variabili esplicative utilizzate incidano sulla probabilità di automazione negli Stati Uniti. Al fine di stimare la probabilità di automazione per altri Paesi OECD, Arntz *et al.* (2016) hanno applicato questo modello ai dataset del PIAAC relativi ai Paesi considerati.

Seguendo il task-based approach Arntz *et al.* (2016) sono in grado di considerare l'insieme di attività lavorative che le persone effettivamente eseguono sul loro posto di lavoro e le differenze esistenti tra i vari lavoratori. Inoltre i lavoratori con la stessa struttura delle attività lavorative sono soggetti allo stesso rischio di sostituzione in tutti i Paesi OECD; le differenze nella probabilità di automazione tra i vari Paesi derivano da differenze nella struttura delle attività lavorative o nelle altre variabili esplicative (Arntz *et al.*, 2016).

In base al modello ottenuto da Arntz *et al.* (2016), la probabilità di automazione è bassa quando il livello di istruzione richiesto è elevato o il lavoratore deve formare, influenzare o collaborare con altre persone (attività interattive o cognitive); invece la probabilità di automazione è alta quando l'occupazione prevede lo svolgimento frequente di attività lavorative legate allo scambio di informazioni, alla vendita e all'uso delle mani (attività di routine). Questi risultati sono in parte coerenti con i "colli di bottiglia" di tipo ingegneristico individuati da Frey e Osborne (2017), con la possibilità di automatizzare i compiti di routine e l'impossibilità di affidare alle macchine i compiti interattivi o cognitivi.

Arntz *et al.* (2016, 2017) mostrano come i risultati ottenuti con l'occupation-based approach presentino una struttura bipolare: molte occupazioni presentano una probabilità di automazione alta o bassa, mentre poche rientrano nella categoria intermedia. In base a questo approccio negli Stati Uniti il 38% dei lavoratori presenta un rischio di sostituzione superiore al 70% (Arntz *et al.*, 2017). Invece i risultati ottenuti con il task-based approach mostrano valori meno estremi ai due poli: un numero di occupazioni inferiore presenta una probabilità di automazione bassa o alta, mentre la maggior parte di esse presenta un livello di automazione medio. Seguendo il task-based approach, la quota di lavoratori che presentano un rischio di sostituzione superiore al 70% è pari al 9% negli Stati Uniti (Arntz *et al.*, 2016 e 2017).

Arntz *et al.* (2017) spiegano i motivi della differenza tra i risultati ottenuti con i due approcci: la maggior parte delle occupazioni prevede attività lavorative non automatizzabili più frequentemente rispetto all'occupazione rappresentativa utilizzata nell'occupation-based approach, poiché i lavoratori che svolgono la stessa occupazione si specializzano in attività lavorative non automatizzabili o complementari alla tecnologia.

Per quanto riguarda i principali Paesi OECD, la percentuale di lavoratori ad alto rischio di sostituzione (rischio superiore al 70%) è più elevata in Germania e in Austria, dove è pari al 12%, mentre è minore in Korea e Estonia, dove è all'incirca il 6% (Arntz *et al.*, 2016). In Italia si attesta al 9,5% circa (Arntz *et al.*, 2016).

Arntz *et al.* (2016) hanno individuato i motivi che portano a percentuali diverse di lavoratori ad alto rischio di sostituzione da parte delle macchine nei diversi Paesi. I risultati a cui sono giunti Arntz *et al.* (2016) mostrano che nei diversi Paesi i lavoratori impiegati nella stessa industria, nella stessa occupazione o con un livello di istruzione uguale svolgono attività lavorative automatizzabili in misura diversa. Gli autori riconducono questo fatto a due possibili motivi: i posti di lavoro sono organizzati in modo diverso; le nuove tecnologie sono adottate a un livello diverso.

Per quanto riguarda l'organizzazione del lavoro, due Paesi con tecnologie comparabili possono presentare una percentuale diversa di lavoratori ad alto rischio di sostituzione perché il lavoro svolto nel Paese con la percentuale minore può prevedere una quota maggiore di attività lavorative non automatizzabili. La relazione tra l'incidenza delle attività lavorative di tipo comunicativo (interazione faccia a faccia o lavori di gruppo) e la percentuale di lavoratori ad alto rischio di sostituzione è negativa (Arntz *et al.*, 2016). Di conseguenza nei Paesi come gli Stati Uniti e il Regno Unito dove c'è una maggiore attenzione alle attività comunicative la percentuale di lavoratori ad alto rischio di sostituzione è inferiore (Arntz *et al.*, 2016).

Per quanto riguarda l'adozione delle tecnologie, anche se due Paesi non presentano differenze significative nell'organizzazione del posto di lavoro, la percentuale di lavoratori ad alto rischio di sostituzione può essere minore in un Paese se questo investe o ha già investito molto nelle tecnologie di automazione e quindi ha già sostituito il lavoro con il capitale per lo svolgimento delle attività lavorative automatizzabili (Arntz *et al.*, 2016). Invece i Paesi come la Slovacchia e l'Irlanda che presentano una percentuale elevata di lavoratori ad alto rischio di sostituzione hanno investito poco nelle tecnologie di automazione e presentano un potenziale di automazione non sfruttato (Arntz *et al.*, 2016). La relazione tra investimenti nelle tecnologie di automazione e la percentuale di lavoratori ad alto rischio di sostituzione è negativa (Arntz *et al.*, 2016).

Isolate le differenze tra Paesi in termini di organizzazione del lavoro e adozione delle tecnologie, un aspetto comune a tutti i Paesi considerati consiste nella relazione negativa tra il livello di istruzione e reddito e la percentuale di lavoratori ad alto rischio di sostituzione (Arntz *et al.*, 2016). I lavoratori low-skilled e low-income presentano un rischio di sostituzione più elevato.

Bessen (2016) condivide l'opinione espressa da Arntz *et al.* (2017) e osserva che la sovrastima della percentuale di lavoratori a rischio di sostituzione secondo Frey e Osborne (2017) è legata al fatto che l'automazione di un compito è spesso confusa con l'automazione di un'occupazione (aspetto tenuto in considerazione nel task-based approach). In particolare Bessen (2016) critica le assunzioni di Frey e Osborne (2017) riguardanti l'assegnazione di un'etichetta ad alcune occupazioni, sottolineando che



nessuna delle occupazioni considerate automatizzabili dagli autori (tra cui i centralinisti, i contabili e gli addetti alle consegne) sono in realtà state completamente automatizzate finora. A sostegno della sua affermazione, Bessen (2016) osserva che negli ultimi 60 anni l'automazione è stata elevata ma si è quasi sempre trattata di un'automazione parziale (e non totale); raramente quindi la tecnologia automatizza intere occupazioni. Tuttavia Bessen (2016) non esclude che in futuro le tecnologie di intelligenza artificiale possano essere in grado di automatizzare intere occupazioni.

La differenza di concetto tra automazione parziale e automazione totale rileva anche se si considerano gli effetti provocati: mentre l'automazione totale implica una perdita netta di posti di lavoro in una certa occupazione, questo non si verifica necessariamente nel caso dell'automazione parziale. L'automazione riduce infatti il prezzo dei beni, aumentando la domanda (elastica) di beni e la domanda di lavoro necessario per produrlo (cd. effetto compensazione); solo quando la domanda è inelastica alla riduzione di prezzo non consegue un aumento della domanda di beni e di lavoro, causando una diminuzione dell'occupazione (Bessen, 2016).

Brandes e Wattenhofer (2016) esprimono un'opinione diversa riguardo allo studio di Frey e Osborne (2017). Pur riconoscendo che gli autori hanno svolto un ottimo lavoro aprendo un dibattito su un tema così importante, criticano i loro risultati definendoli «opachi» e si pongono la seguente domanda: «cosa significa che un'occupazione presenta una probabilità di automazione dell'87%? Che ogni attività lavorativa che la costituisce è automatizzabile all'87% o l'87% delle attività lavorative sono automatizzabili e il restante 13% non lo è?».

Nel loro studio Brandes e Wattenhofer (2016) si pongono l'obiettivo di stimare la probabilità di automazione delle attività lavorative, partendo dalla frequenza con cui sono svolte all'interno di un'occupazione. In particolare, poiché la media ponderata delle probabilità di automazione delle attività lavorative è uguale alla probabilità di automazione dell'occupazione e attività lavorative simili (anche se svolte in occupazioni diverse) devono avere probabilità di automazione uguali, gli autori hanno utilizzato le probabilità di automazione delle occupazioni per stimare la probabilità di automazione di tutte le attività lavorative che le compongono.

L'analisi di Brandes e Wattenhofer (2016) consente di ottenere informazioni ulteriori rispetto ai risultati di Frey e Osborne (2017). Oltre alla probabilità di automazione di un'occupazione, è possibile conoscere quali sono le attività lavorative che la compongono che possono essere automatizzate e quale è la loro probabilità di automazione. Dall'analisi risulta che per la maggior parte delle attività lavorative la probabilità di automazione è molto alta o molto bassa.

Per quanto riguarda le probabilità di automazione delle occupazioni ottenute da Brandes e Wattenhofer (2016), esse si scostano di meno del 20% di quelle di Frey e Osborne (2017) per la maggior parte delle occupazioni. Nei casi in cui la probabilità di automazione delle occupazioni ottenuta da Brandes e Wattenhofer (2016) si discosta in modo rilevante da quella stimata da Frey e Osborne (2017), l'analisi dettagliata delle attività lavorative che compongono queste occupazioni e delle loro probabilità di automazione consente di capire quale risultato è più attendibile. Per esempio nel caso dei «compensation and benefits managers» la probabilità di automazione delle occupazioni ottenuta da Brandes e Wattenhofer (2016) ( $p=9,1\%$ ) è inferiore dell'80% di quella stimata da Frey e Osborne (2017) ( $p=96\%$ ), ma l'osservazione delle attività lavorative permette di affermare che questa occupazione non sarà automatizzabile nei

prossimi decenni. Invece per i «first-line supervisor of production and operating workers» la probabilità di automazione ottenuta da Brandes e Wattenhofer (2016) (p=83%) è superiore dell'80% di quella stimata da Frey e Osborne (2017) (p=1,6%); in questo caso, poiché le attività lavorative che le compongono sono in parte automatizzabili e in parte no, la reale probabilità di automazione dell'occupazione sarà ad un livello intermedio.

L'approccio utilizzato da Brandes e Wattenhofer (2016) consente di individuare eventuali outlier nelle stime di Frey e Osborne (2017) e di approfondire l'analisi delle probabilità di automazione di queste occupazioni, consentendo in questo modo di ottenere stime migliori.

#### Lo studio di Nedelkoska e Quintini (2018)

Anche Nedelkoska e Quintini (2018) hanno cercato di apportare delle correzioni al metodo di Frey e Osborne (2017). Gli autori hanno replicato fedelmente il metodo di Frey e Osborne (2017) utilizzando i dati PIAAC (Survey of Adult Skills) e applicando il metodo alle caratteristiche dei posti di lavoro piuttosto che alle occupazioni. Ciò ha richiesto di: individuare una corrispondenza tra le 70 occupazioni etichettate da Frey e Osborne (2017) e le 440 ISCO-08 classi occupazionali presenti nel database PIAAC; selezionare le variabili nel database PIAAC corrispondenti ai «colli di bottiglia» individuati da Frey e Osborne (2017).

Dallo studio di Nedelkoska e Quintini (2018) emerge che per i 32 Paesi oggetto dello studio, il 14% delle occupazioni presenta una probabilità di automazione elevata (superiore al 70%), il 32% una probabilità media (compreso tra il 50% e il 70%), il 52% una probabilità bassa (inferiore al 30%).

Esistono differenze notevoli tra i Paesi considerati: mentre la quota di occupazioni ad alto rischio di automazione è il 7% circa in Norvegia, Finlandia e Svezia, questa quota raggiunge il 24% circa in Slovenia e Grecia e il 33% in Slovacchia (Nedelkoska e Quintini, 2018). Solo il 10% delle occupazioni statunitensi presenta una probabilità di automazione elevata (Nedelkoska e Quintini, 2018).

I risultati ottenuti dagli autori per i principali Paesi sono mostrati nella Tabella 2.

**Tabella 2 Distribuzione dei lavoratori per categoria di rischio di sostituzione da parte delle macchine**

<b>Rischio di sostituzione (Probabilità di automazione)</b>	<b>Media OECD</b>	<b>Norvegia</b>	<b>Finlandia</b>	<b>Stati Uniti</b>	<b>Regno Unito</b>	<b>Danimarca</b>	<b>Canada</b>
Rischio basso (0 - 0,30)	54%	68%	67%	63%	62%	61%	58%
Rischio medio (0,31 - 0,70)	32%	25%	26%	27%	25%	28%	28%
Rischio alto (0,71 - 1)	14%	7%	7%	10%	13%	11%	14%

<b>Rischio di sostituzione (Probabilità di automazione)</b>	<b>Corea</b>	<b>Francia</b>	<b>Italia</b>	<b>Spagna</b>	<b>Germania</b>	<b>Giappone</b>	<b>Slovacchia</b>
Rischio basso (0 - 0,30)	56%	51%	48%	47%	46%	45%	37%
Rischio medio (0,31 - 0,70)	33%	33%	35%	30%	36%	39%	30%
Rischio alto (0,71 - 1)	11%	16%	17%	23%	18%	16%	33%

Fonte: Nedelkoska e Quintini (2018)

Circa il 70% della varianza delle probabilità di automazione tra i vari Paesi è legata a differenze nel modo in cui sono organizzati le occupazioni nello stesso settore economico, mentre il 30% è dovuto alle differenze nella struttura settoriale dell'economia (Nedelkoska e Quintini, 2018).

#### **4. La probabilità di automazione delle occupazioni in Italia: due diversi approcci**

In questo paragrafo proviamo ad effettuare stime delle probabilità di automazione delle occupazioni italiane utilizzando sia il metodo proposto da Frey e Osborne (2017) sia quello di Nedelkoska e Quintini (2018). La descrizione dettagliata dei procedimenti di stima e dei database utilizzati è contenuta nell'Appendice.

Per quanto riguarda l'approccio di Frey e Osborne (2017), è opportuno sottolineare che anche nella nostra analisi l'approccio adottato è esclusivamente tecnologico e non considera altri aspetti che possono influire sull'automazione delle occupazioni.

Le probabilità di automazione delle occupazioni italiane da noi stimate applicando i metodi di Frey e Osborne (2017) [F-O] e di Nedelkoska e Quintini (2018) [N-Q] sono mostrate nella Tabella 3.

**Tabella 3 Probabilità di automazione di alcune occupazioni italiane**

Occupazione	Probabilità stimata	
	Metodo F-O	Metodo N-Q
Professori di scuola pre-primaria	0,0076	0,2073
Assistenti sociali	0,0151	0,2173
Dentisti e odontostomatologi	0,0186	0,2159
Medici di medicina generale	0,0460	0,2142
Imprenditori e amministratori di grandi aziende nel commercio	0,0641	0,2486
Estetisti e truccatori	0,1098	0,0781
Ingegneri civili e professioni assimilate	0,1149	0,0858
Fotografi e professioni assimilate	0,1390	0,2331
Baristi e professioni assimilate	0,1400	0,0466
Acconciatori	0,1635	0,0781
Idraulici e posatori di tubazioni idrauliche e di gas	0,1925	0,0444
Procuratori legali ed avvocati	0,2105	0,0504
Tecnici programmatori	0,2358	0,4050
Camerieri e professioni assimilate	0,2712	0,0466
Agenti immobiliari	0,3141	0,2163
Allevatori e agricoltori	0,3498	0,2070
Esercenti nelle attività di ristorazione	0,4010	0,1421
Atleti	0,4344	0,2582
Addetti alla gestione dei magazzini e professioni assimilate	0,4486	0,4881
Panettieri e pastai artigianali	0,4607	0,7657
Elettrotecnici	0,5199	0,6565
Addetti ai servizi statistici	0,5367	0,5600
Giornalisti	0,5548	0,4467
Commessi delle vendite al minuto	0,6043	0,4192
Addetti alle buste paga	0,6215	0,5600
Tecnici della vendita e della distribuzione	0,6493	0,8070
Addetti a biblioteche e professioni assimilate	0,6879	0,7145
Agenti di borsa e cambio, tecnici dell'intermediazione titoli e professioni assimilate	0,7154	0,8070
Addetti alla preparazione, alla cottura e alla vendita di cibi in fast food, tavole calde, rosticcerie ed esercizi assimilati	0,7493	0,7310
Agenti di viaggio	0,7616	0,1083
Contabili e professioni assimilate	0,8061	0,7403
Addetti alla gestione del personale	0,8198	0,7145

Addetti alle consegne	0,8225	0,6393
Cassieri di esercizi commerciali	0,8321	0,8359
Personale non qualificato addetto ai servizi di custodia di edifici, attrezzature e beni	0,8497	0,6393
Rappresentanti di commercio	0,8515	0,8070
Addetti all'informazione e all'assistenza dei clienti	0,8583	0,1083
Uscieri e professioni assimilate	0,9050	0,6393
Autisti di taxi, conduttori di automobili, furgoni e altri veicoli	0,9165	0,6376
Centralinisti	0,9365	0,1083
Assemblatori in serie di parti di macchine	0,9788	0,8596

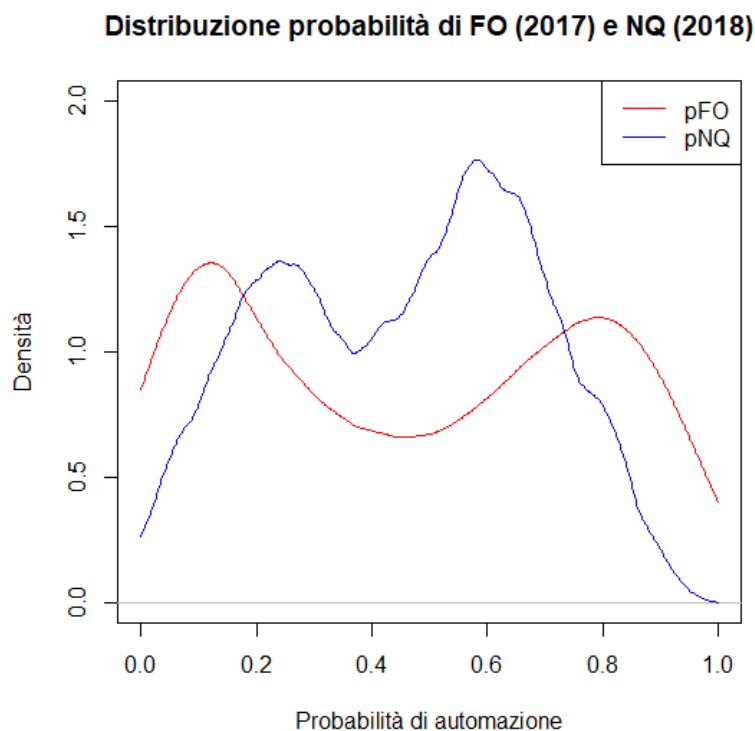
Fonte: Nostre elaborazioni

Come si può osservare nella Tabella 3, per la maggior parte delle occupazioni le probabilità di automazione in base ai due metodi differiscono del 10-20% circa, anche se per alcune di esse la differenza è più rilevante.

In generale le occupazioni che presentano una probabilità di automazione alta richiedono la realizzazione di un numero elevato di attività di routine (automatizzabili). Queste occupazioni riguardano i seguenti settori: trasporti e logistica (es. autisti  $p=0,92/0,64$ , addetti alle consegne  $p=0,82/0,64$ ), supporto d'ufficio e amministrativo (es. contabili  $p=0,81/0,74$ ), produzione. Presentano una probabilità di automazione elevata anche occupazioni che apparentemente sembrano essere immuni, come le occupazioni nel settore dei servizi (es. addetti alla preparazione di pasti  $p=0,75/0,73$ ) e quelle riguardanti la vendita (es. commessi  $p=0,60/0,42$ , cassieri  $p=0,83/0,84$ ). Invece le occupazioni con una probabilità di automazione bassa presentano livelli elevati di percezione, manipolazione, intelligenza creativa e intelligenza sociale. Queste occupazioni riguardano i seguenti settori: management e finanza (es. imprenditori di grandi aziende nel commercio  $p=0,06/0,25$ ), ambito legale (es. avvocati  $p=0,21/0,05$ ), istruzione (es. professori di scuola pre-primaria  $p=0,01/0,21$ ), assistenza sanitaria (es. dentisti  $p=0,02/0,22$ , medici  $p=0,05/0,21$ ), arte (es. fotografi  $p=0,14/0,23$ ). Tra le occupazioni con una probabilità di automazione media si possono citare gli addetti alla gestione dei magazzini ( $p=0,45/0,49$ ), i panettieri ( $p=0,46/0,77$ ) e i giornalisti ( $p=0,55/0,45$ ).

Il Grafico 1 mostra la distribuzione delle probabilità di automazione delle occupazioni ottenute. Viene confermato quanto affermato dalla teoria e visto in precedenza. I risultati ottenuti con l'occupation-based approach (rappresentati dalla linea pFO – metodo di Frey e Osborne) seguono una struttura bipolare, con molte occupazioni che presentano una probabilità di automazione alta o bassa e poche che rientrano nella categoria intermedia. Invece i risultati ottenuti con il task-based approach (rappresentati dalla linea pNQ – metodo di Nedelkoska e Quintini) mostrano valori meno estremi ai due poli: un numero di occupazioni inferiore presenta una probabilità di automazione bassa o alta, mentre la maggior parte di esse è associata a un livello di automazione medio.

**Grafico 1 Distribuzione delle probabilità di automazione delle occupazioni in base ai metodi F-O e N-Q**



Fonte: Nostre elaborazioni

Le probabilità di automazione sono state applicate ai dati occupazionali riguardanti la forza lavoro totale, la percentuale di lavoratori e lavoratrici e la percentuale di lavoratori sopra e sotto i 40 anni (fonte Istat - Sezione Indagine continua sulle forze di lavoro, riguardante il periodo 2014-2016). I risultati ottenuti sono mostrati nella Tabella 4.

**Tabella 4 Distribuzione dei lavoratori italiani per categoria di rischio di sostituzione da parte delle macchine**

Rischio di sostituzione (Probabilità di automazione)	Percentuale di lavoratori (uomini e donne) a rischio		Percentuale di lavoratori a rischio		Percentuale di lavoratrici a rischio	
	M e F		M		F	
	Metodo F-O	Metodo N-Q	Metodo F-O	Metodo N-Q	Metodo F-O	Metodo N-Q
Rischio basso (0 - 0,30)	30,2%	26,4%	20,8%	20,0%	39,5%	30,5%
Rischio medio (0,31 - 0,70)	36,6%	55,5%	37,9%	59,8%	35,7%	52,8%
Rischio alto (0,71 - 1)	33,2%	18,1%	41,2%	20,2%	24,8%	16,7%

Fonte: Nostre elaborazioni

La Tabella 4 ci mostra come i due metodi utilizzati conducano a risultati diversi riguardo alla distribuzione della forza lavoro in base al rischio di sostituzione da parte delle macchine. Mentre applicando il metodo di Frey e Osborne (2017) il 33,2% dei lavoratori italiani presenta un rischio alto, questa percentuale scende al 18,1% in base al metodo di Nedelkoska e Quintini (2018).

È opportuno confrontare i nostri risultati con quelli ottenuti dagli autori citati nei Paragrafi 2 e 3 e riguardanti i principali Paesi, tra cui l'Italia. Nel caso delle stime effettuate applicando il metodo di Frey e Osborne (2017) la quota di lavoratori ad alto rischio di sostituzione da parte delle macchine da noi calcolata è più bassa di quella stimata per gli altri Paesi, ma rimane rilevante. Invece se consideriamo i risultati ottenuti in base al metodo di Nedelkoska e Quintini (2018), abbiamo ottenuto la stessa quota di lavoratori ad alto rischio di sostituzione, mentre le nostre stime differiscono per quanto riguarda le quote di lavoratori a basso e medio rischio di sostituzione. In questo caso l'Italia rientra tra i Paesi in cui la quota di lavoratori ad alto rischio di sostituzione è tra le più elevate.

Se consideriamo il rischio di sostituzione affrontato dai lavoratori e dalle lavoratrici italiani, dalle nostre stime emerge che in base ai due metodi gli uomini affrontano un rischio maggiore rispetto alle donne. Questa differenza è dovuta alla diversa distribuzione dei lavoratori e delle lavoratrici nelle occupazioni che presentano probabilità di automazione più o meno elevate.

Osservando le probabilità di automazione ottenute si può inoltre notare la presenza di una relazione inversa tra skills e salario e la probabilità di automazione, che è stata individuata anche da Frey e Osborne (2015, 2017), Haldane (2015) e Nedelkoska e Quintini (2018). Risulta che le occupazioni che presentano una probabilità di automazione bassa (inferiore al 30%) impiegano in generale lavoratori high-skilled e che ricevono salari elevati. Si pensi per esempio ai dentisti, ai medici, agli avvocati, ai magistrati, agli ingegneri, ai professori e ai docenti universitari. Invece le occupazioni che presentano una probabilità di automazione alta (superiore al 70%) impiegano in generale lavoratori low-skilled e che ricevono salari bassi. Si pensi in questo caso agli agenti di vendita, agli addetti alla gestione dei magazzini, ai commessi delle vendite all'ingrosso e al dettaglio, ai bidelli, ai centralinisti, ai cassieri, agli aiuto cuoco nei ristoranti, ai conduttori di veicoli. Dall'osservazione di questi risultati emerge che a differenza delle ondate di progresso tecnologico avvenute in passato, l'intelligenza artificiale mette a rischio principalmente le occupazioni low-skill mentre le tecnologie passate hanno colpito soprattutto i lavoratori middle-skilled provocando in questo modo la job polarization (Nedelkoska e Quintini, 2018).

Non mancano però eccezioni. Esistono infatti occupazioni che presentano una probabilità di automazione bassa ma che impiegano lavoratori low-skilled e che ricevono salari bassi. Si pensi per esempio ai fotografi, agli addetti allo spostamento di merci, agli assistenti di volo, ai sarti, agli estetisti, agli idraulici, ai parrucchieri e ai camerieri. Inoltre non mancano occupazioni che presentano una probabilità di automazione alta ma che impiegano lavoratori middle-skilled o high-skilled e che ricevono salari medi o alti. Si pensi in questo caso ai contabili, ai fiscalisti e agli addetti alle buste paga.

La presenza di queste eccezioni è legata alla capacità o all'incapacità della tecnologia di automatizzare le varie attività lavorative. È soprattutto la presenza di colli di bottiglia di tipo ingegneristico, che Frey e Osborne (2017) individuano nella percezione, nella manipolazione, nell'intelligenza creativa e nell'intelligenza sociale, a determinare

queste eccezioni. Infatti le occupazioni che presentano una probabilità di automazione bassa ma che impiegano lavoratori low-skilled e che ricevono salari bassi prevedono in misura rilevante attività non automatizzabili come l'identificazione e lo spostamento di oggetti, il pensiero creativo e l'assistenza e la cura di altre persone. Lo svolgimento di queste attività protegge i lavoratori che le eseguono dal rischio di sostituzione da parte delle macchine.

## **5. I fattori che incidono sull'automazione effettiva**

A prescindere dal metodo applicato per la stima della probabilità di automazione delle occupazioni, occorre tenere presente che l'automazione effettiva dipende da molti fattori.

Il requisito della fattibilità tecnica è l'aspetto più importante (ma non l'unico) da considerare per capire se un'attività lavorativa sarà automatizzata o meno in futuro. Esso implica la necessità di progettare e adattare una tecnologia che sia in grado di svolgere un'attività lavorativa al livello di performance richiesto. Al riguardo, la necessità di programmare le istruzioni per lo svolgimento dei compiti sembra essere un vincolo all'automazione. Inoltre, come osservato da Nedelkoska e Quintini (2018), «il percorso tra l'introduzione commerciale di una tecnologia e il suo uso diffuso è lungo e incerto» e «il fatto che una tecnologia abbia un valore commerciale non garantisce che si diffonda a un grado tale da distruggere il modo in cui le persone lavorano».

La scelta di un'impresa relativa all'automazione di un'attività lavorativa impone di considerare anche i seguenti aspetti: il costo da sostenere per sviluppare e impiegare la tecnologia; i benefici di tipo economico e non che possono essere ottenuti, il cui ammontare può essere rilevante e superare il risparmio derivante dalla riduzione del costo di lavoro; le caratteristiche del mercato del lavoro in termini di skills dei lavoratori, domanda e offerta di lavoro, che possono rendere più conveniente assumere lavoratori rispetto ad automatizzare i compiti da svolgere. Mentre le imprese di grandi dimensioni potrebbero essere più preparate all'adozione di nuove tecnologie (Nedelkoska e Quintini, 2018), con riferimento al contesto italiano, caratterizzato da imprese di piccole dimensioni, Bruno e Polli (2017) osservano che l'adozione di processi produttivi automatizzati è limitata dalle ridotte capacità di investimento delle imprese e che, nei casi in cui avvenga, «potrebbe condurre alla ridefinizione delle figure professionali all'interno delle singole imprese, più che alla perdita di posti di lavoro».

A volte l'adozione di una tecnologia non ha successo: questo processo richiede infatti dei cambiamenti rilevanti nella struttura e nella gestione che non tutte le imprese sono in grado di implementare, come per esempio l'attuazione di innovazioni parallele nel modello di business e nella struttura organizzativa dell'impresa, la ridefinizione dei ruoli e dei processi, la selezione sul mercato di personale esperto o la formazione dei lavoratori già impiegati.

Esistono poi fattori esterni che possono ostacolare la scelta di automazione delle imprese. Le questioni sociali possono rendere essenziale la figura del lavoratore, soprattutto nei casi in cui rileva un aspetto estetico nell'erogazione del servizio o il suo destinatario si trova in uno stato psicologico particolare (si pensi, in quest'ultimo caso, alle prestazioni mediche). I lavoratori possono poi aggiornare le proprie skills al fine di proteggersi contro il rischio di sostituzione da parte delle macchine, cosa che, come si vedrà in seguito, sarà sempre più difficile in futuro. Infine le attività lavorative possono essere modificate ed essere rese complementari alla tecnologia.



D'altro lato, la tecnologia stessa può portare alla creazione di nuovi posti di lavoro attraverso quattro meccanismi principali. Primo, le macchine devono essere sviluppate, prodotte, installate, monitorate e aggiustate e la produzione delle tecnologie può creare una domanda di lavoro in nuovi settori e occupazioni. Le nuove tecnologie possono, in secondo luogo, consentire la riduzione dei costi di produzione e dei prezzi di beni e servizi, cosa che favorisce l'aumento della domanda espressa dai consumatori e l'aumento della domanda di lavoro necessario per la produzione (cd. effetto compensazione). Terzo, le tecnologie complementari ai lavoratori ne aumentano la produttività, cui consegue un aumento dei salari o dell'occupazione o di entrambi; ciò favorisce a sua volta una crescita del reddito da lavoro e della domanda di beni e servizi, che l'impresa soddisfa con una maggiore produzione e domanda di lavoro. Infine, le tecnologie possono favorire la creazione di nuovi prodotti, settori e occupazioni.

Si deve però notare che in futuro le tecnologie potrebbero creare un numero di posti di lavoro sempre più ridotto e allo stesso tempo aumentare i lavori che possono essere automatizzati. I posti di lavoro futuri sorgeranno in settori che ora non esistono, così come avvenuto in passato. Si pensi per esempio che negli Stati Uniti un terzo dei posti di lavoro creati negli ultimi 25 anni non esistevano in precedenza e hanno riguardato settori come lo sviluppo delle tecnologie informatiche, la costruzione di hardware, la creazione di app e la gestione dei sistemi informatici (McKinsey Global Institute, 2017b). Inoltre dall'invenzione del computer sono stati creati più di 1.500 tipi di lavoro, tra cui gli amministratori di database e i web designer, e nuove industrie, come l'industria dei streaming audio e video. Tuttavia, come osservano Frey e Osborne (2015), la quantità di nuovi lavori creati è estremamente piccola: complessivamente i lavoratori impiegati in queste industrie rappresentano lo 0,23% dei lavoratori totali, anche se questa percentuale aumenterà in futuro. I lavoratori occupati in queste industrie presentano un livello di istruzione superiore rispetto alla media dei lavoratori e il salario medio corrisposto a questi lavoratori è più del doppio del salario mediano statunitense (Frey e Osborne, 2015).

Le tecnologie di business attualmente esistenti consentono inoltre di gestire una grande impresa e creare una ricchezza rilevante con pochi lavoratori. Nella Tabella 5 sono mostrate alcune società ordinate in base al reddito per lavoratore creato. Come si può osservare, alcune società riescono a realizzare un reddito annuo di miliardi di dollari con meno di 60.000 lavoratori. Questo fatto è particolarmente evidente nelle società altamente tecnologiche che forniscono servizi immateriali attraverso internet, come Facebook, Google, Twitter e LinkedIn. La possibilità di impiegare tecnologie avanzate nella produzione, nella gestione del magazzino e nella distribuzione consente anche alle società che producono beni fisici (che a volte si aggiungono a quelli immateriali) di realizzare un reddito annuo di miliardi di dollari con una forza lavoro ridotta. Si pensi in questo caso a società quali Apple, Microsoft, Sony, Intel e Amazon. In tutti i casi si tratta di colossi in termini di fatturato ma con un numero di dipendenti piuttosto ridotto se rapportato al fatturato stesso.

**Tabella 5 Esempi di società in base al reddito per lavoratore creato**

<b>Società</b>	<b>Fatturato per addetto (dollari USA)</b>	<b>Fatturato</b> (miliardi di dollari USA, anno 2015/ 2016)	<b>Dipendenti</b>
Apple	1.858.957	215,64	116.001
Facebook	1.621.187	27,64	17.048
Google	1.569.474	89,46	57.000
Microsoft	725.403	85,32	117.617
Twitter	706.006	2,52	3.583
Sony	571.450	75,26	131.700
Intel	523.618	55,87	106.700
Amazon	398.322	135,99	341.407
Samsung	385.440	188,48	489.000
HP	369.040	111,45	302.000
Linkedin	319.142	2,99	9.372
IBM	244.447	92,79	379.591

Fonte: [www.businessinsider.com](http://www.businessinsider.com), [www.statista.com](http://www.statista.com)

## **6. Alcune implicazioni di politica economica**

Anche se per effetto dei fattori citati l'automazione effettiva potrebbe essere minore di quella temuta, occorre comunque intervenire sin da subito. I governi devono adottare alcune politiche al fine di ottenere i benefici offerti dalle nuove tecnologie e limitare gli effetti negativi riguardanti soprattutto i lavoratori sostituiti dalle macchine. Le soluzioni che possono essere adottate sono molte, ma tre sono particolarmente importanti e riguardano la creazione di posti di lavoro, la formazione dei lavoratori, il sostegno ai salari e ai redditi.

Attualmente è molto importante creare posti di lavoro sia perché la crescita dei posti di lavoro dal 2000 è stata molto bassa sia perché la tecnologia consente di automatizzare un numero sempre maggiore di attività lavorative. I posti di lavoro creati dovranno essere in numero sufficiente ed essere di buona qualità (offrire cioè un salario elevato e una protezione contro il licenziamento, le variazioni del salario e la disoccupazione). Inoltre si dovrà favorire la creazione di posti di lavoro che prevedono lo svolgimento di molte attività lavorative non automatizzabili al fine di offrire un posto di lavoro ai lavoratori dislocati dalla tecnologia e proteggerli contro il rischio di sostituzione futuro. Di conseguenza i settori in cui dovrà avvenire la creazione di posti di lavoro riguardano per esempio i servizi alla persona, il turismo, la sanità e l'istruzione.

La creazione di posti di lavoro può essere ottenuta o favorita con varie misure, che possono essere adottate anche congiuntamente. È possibile colmare la domanda insufficiente prevedendo l'intervento dello Stato. Questa misura si scontra però con i vincoli del disavanzo pubblico e può provocare l'inflazione prima che si raggiunga la piena occupazione. In alternativa si può ridurre la regolamentazione del lavoro per raggiungere la flessibilità ideale. Alcuni economisti ritengono che una regolamentazione

eccessiva del lavoro aumenti il costo del lavoro e riduca il numero di posti di lavoro di qualità. Altri economisti hanno un'opinione diversa: Bourguignon (2005) afferma che una minore regolamentazione potrebbe provocare la scomparsa di posti di lavoro di qualità; Ruffolo (1985) sottolinea che non è sufficiente dare un lavoro a chiunque lo chiede (cioè raggiungere la piena occupazione) riducendo la regolamentazione del lavoro, mentre si dovrebbe offrire un lavoro il più possibile qualificato e gratificante. È possibile favorire la creazione di posti di lavoro sostenendo la crescita economica tramite l'imprenditorialità, che è essenziale per la creazione di nuovi posti di lavoro anche se, come sottolineato in precedenza, le tecnologie di business esistenti consentono di gestire imprese capital intensive invece che labor-intensive. In ogni caso è utile stimolare gli investimenti e semplificare il processo previsto per la costituzione di nuove imprese, promuovere nuove forme di imprenditorialità basate sulle tecnologie recenti e favorire il lavoro autonomo. L'innovazione e il sostegno alla ricerca devono continuare a essere promossi, in quanto in passato hanno portato all'invenzione di tecnologie che hanno creato effetti positivi rilevanti. È auspicabile un intervento sulla tassazione. Attualmente la capacità delle tecnologie di svolgere molte attività lavorative in modo efficace ed efficiente è estremamente attraente e in futuro l'economia potrà diventare meno labor-intensive. Per evitare che le imprese preferiscano adottare la tecnologia invece di assumere lavoratori o che decidano di impiegare lavoratori solo se possono corrispondere loro un salario molto basso, si dovrà ridurre la tassazione sul lavoro e aumentare quella sul capitale.

È forse venuto il momento di pensare, anche, a una riduzione degli orari di lavoro in modo da ripartire il lavoro in modo più equo. Come si può osservare nella Tabella 6, questo fenomeno, iniziato durante la Prima Rivoluzione Industriale, è stato particolarmente evidente tra gli anni Venti e Quaranta (passando da 57 ore settimanali nel 1913 a 45,4 nel 1950) grazie all'aumento di produttività consentito dalle invenzioni manageriali degli anni Venti, a una maggiore sindacalizzazione e all'introduzione di leggi sul lavoro. A partire dagli anni Quaranta la riduzione della settimana lavorativa ha però subito un rallentamento a causa della resistenza delle imprese.

**Tabella 6 Durata media della settimana lavorativa dal 1870 al 2000**

Anno	1870	1880	1890	1900	1913	1929	1938	1950	1960	1970	1980	1990	2000
Durata (ore)	64,3	62,5	60,9	59,5	57,0	47,8	46,1	45,4	43,2	41,7	40,1	38,9	38,2

Fonte: Nostre elaborazioni su dati Huberman e Minns (2007)

Nota: *I Paesi considerati nella media sono: Austria, Belgio, Canada, Danimarca, Francia, Germania, Irlanda, Italia, Paesi Bassi, Regno Unito, Spagna, Stati Uniti, Svezia, Svizzera.*

In passato la riduzione della settimana lavorativa non è stata uniforme all'interno della forza lavoro, dato che al crescere della ricchezza il numero di ore lavorate è aumentato per i lavoratori con livelli di salario superiori (Summers, 2013a). Inoltre questa soluzione non ha permesso in passato di aumentare l'occupazione in quanto la riduzione della durata del lavoro è stata compensata dalla crescita della produttività (Ruffolo, 1985). È chiaro che una riduzione una tantum della settimana lavorativa potrebbe non risolvere la disoccupazione tecnologica, in quanto il suo effetto positivo sul numero di occupati potrebbe essere annullato dagli aumenti di produttività futuri.

Per quanto riguarda l'istruzione e la formazione dei lavoratori, in passato, quando la tecnologia riusciva ad eseguire un numero elevato di attività lavorative di routine, gli

enormi investimenti in istruzione hanno aumentato il livello educativo medio dei lavoratori americani, hanno impedito un aumento della disuguaglianza economica e hanno consentito ai lavoratori di proteggersi contro il rischio di sostituzione da parte delle macchine (Brynjolfsson e McAfee, 2011). Attualmente l'istruzione e la formazione dei lavoratori rimangono importanti (Brynjolfsson e McAfee, 2014; Frey e Osborne, 2015), ma dato che i progressi tecnologici come il machine learning e l'intelligenza artificiale consentono di automatizzare anche i lavori non di routine, istruirsi non protegge necessariamente contro il rischio di sostituzione (Ford, 2015). In ogni caso non si deve trascurare l'importanza dell'istruzione e della formazione dei lavoratori per il futuro. Inoltre, come osservano Nedelkoska e Quintini (2018), è necessario tenere presente che «gli effetti dei cambiamenti tecnologici sull'occupazione e sui salari dipendono da come le istituzioni formative anticipano i cambiamenti nella domanda e da quanto velocemente rispondono ad essi; mentre può essere difficile controllare la diffusione delle tecnologie, è certamente possibile mitigare gli effetti collaterali progettando risposte istituzionali tempestive e adeguate».

I cambiamenti da attuare nei sistemi formativi sono i seguenti. Si dovranno trasmettere ai lavoratori le competenze che saranno necessarie per operare in un ambiente lavorativo altamente automatizzato e smart: il lavoratore avrà una maggiore autonomia, potrà accedere a tutte le informazioni aziendali e condividerà con l'impresa i rischi e i risultati ottenuti. Di conseguenza i sistemi di istruzione e formazione non dovranno più focalizzarsi unicamente sullo sviluppo delle competenze di base (lettura, scrittura e capacità di calcolo), che rimarranno fondamentali ma che non saranno più sufficienti; dovranno invece porre maggiore enfasi su aspetti quali la creatività, la flessibilità, la leadership, l'imprenditorialità, le capacità di problem solving, le capacità sociali. I sistemi di istruzione superiore dovranno intensificare la relazione con il mondo del lavoro, prevedendo in misura maggiore periodi di alternanza scuola-lavoro. Inoltre tutti i sistemi di istruzione dovranno essere in grado di adattarsi velocemente ai cambiamenti tecnologici e favorire un apprendimento continuo durante tutta la vita lavorativa: per i lavoratori sarà infatti essenziale possedere le skills giuste e aggiornarle costantemente al fine di ottenere un posto di lavoro, mantenerlo o spostarsi verso un lavoro meno automatizzabile. Purtroppo, sembra che sia la possibilità di partecipare a corsi di formazione on-the-job o fuori dal lavoro sia la loro durata siano significativamente inferiori proprio per i lavoratori che sono ad alto rischio di sostituzione da parte delle macchine (Nedelkoska e Quintini, 2018).

Per quanto riguarda il sostegno ai salari e ai redditi, l'obiettivo è ridurre la disuguaglianza economica causata dalla tecnologia perché essa provoca vari effetti negativi. Tra questi la riduzione dei consumi determina a sua volta un calo della domanda che colpisce tutti i settori economici e che frena la crescita economica complessiva. Si provoca inoltre un rallentamento nello sviluppo e nell'adozione di nuove tecnologie. Al fine di sostenere i salari e i redditi è possibile introdurre un sistema di previdenza sociale adatto alle nuove condizioni del mercato del lavoro, effettuare una distribuzione dei redditi o erogare un reddito di base universale o un reddito minimo garantito. Occorre però notare che le politiche di sostegno ai salari e ai redditi devono essere accompagnate da altre misure poiché non consentono da sole di risolvere il problema alla radice.

Adottare queste politiche, soprattutto quelle finalizzate alla creazione di nuovi posti di lavoro, è particolarmente importante per i Paesi europei rispetto agli Stati Uniti. Gli Stati Uniti sono infatti un Paese tecnologicamente avanzato, dove vengono ideate e

sviluppate molte tecnologie che poi si diffondono nel resto del mondo. In futuro le tecnologie ideate negli Stati Uniti saranno particolarmente attraenti per le imprese europee e la loro diffusione in Europa potrà provocare molti effetti negativi. I Paesi europei non potranno infatti beneficiare pienamente degli effetti positivi sui posti di lavoro collegati all'invenzione di nuove tecnologie e che compensano parte della distruzione di posti di lavoro conseguente alla loro diffusione. Per limitare gli effetti negativi si dovranno creare nuovi posti di lavoro e si dovranno formare i lavoratori nello stesso momento in cui queste tecnologie si diffonderanno.

## **Appendice metodologica**

### Metodo di Frey e Osborne (2017)

Il metodo di Frey e Osborne (2017) utilizzato per la stima della probabilità di automazione delle occupazioni italiane si compone delle fasi descritte in seguito.

Nella prima fase è stata assegnata un'etichetta ad alcune occupazioni italiane sulla base delle quali è stato costruito il modello di stima. Le etichette consistono nel valore 1 per le occupazioni automatizzabili e nel valore 0 per quelle che non lo sono. Le occupazioni italiane etichettate sono quelle corrispondenti alle occupazioni statunitensi considerate da Frey e Osborne (2017): la conversione delle etichette tra occupazioni statunitensi e internazionali è quella proposta da Nedelkoska e Quintini (2018); la conversione tra occupazioni internazionali e italiane è invece quella fornita dall'Istat.

Successivamente è stato utilizzato il database denominato "Sistema informativo sulle professioni" relativo all'anno 2012. Si tratta di un database promosso congiuntamente da Isfol e Istat e che fornisce informazioni riguardanti le 800 unità professionali individuate in Italia. Le professioni sono descritte con oltre 300 variabili, raggruppate nelle seguenti categorie: conoscenze, skills, attitudini, valori, stili di lavoro, attività (lavorative) generalizzate, condizioni di lavoro. Le informazioni contenute nel database sono fornite direttamente dai lavoratori tramite interviste.

Sono state individuate le variabili di questo database riguardanti le attività generalizzate corrispondenti ai colli di bottiglia (percezione e manipolazione, intelligenza creativa e intelligenza sociale) che secondo Frey e Osborne (2017) incideranno sul livello di automazione futuro.

In seguito è stato costruito un modello di classificazione probabilistico, dove la variabile dipendente è data dalla probabilità di automazione e le variabili esplicative sono le nove variabili del database che sono state selezionate. Al fine di assegnare una probabilità di automazione a tutte le occupazioni è stato costruito un modello sulla base delle etichette assegnate alle occupazioni del training set; questo modello è stato poi utilizzato per stimare la probabilità di automazione di tutte le occupazioni.

Le probabilità di automazione ottenute sono state poi applicate ai dati riguardanti il numero di lavoratori impiegati in ogni occupazione. I dati sono quelli forniti dall'Istat (Sezione Indagine continua sulle forze di lavoro) e consistono nella media del periodo 2014-2016. Nei casi in cui l'Istat non fornisce i dati occupazionali, questi sono stati ricavati da altre fonti, tra cui gli studi di settore, i siti internet degli ordini occupazionali, gli articoli disponibili in internet.

### Metodo di Nedelkoska e Quintini (2018)

Il metodo proposto da Nedelkoska e Quintini (2018) è stato applicato ai dati PIAAC (Programme for the International Assessment of Adult Competencies) riguardanti l'Italia. Si tratta di un programma ideato dall'OCSE con l'obiettivo di conoscere le abilità fondamentali della popolazione adulta, che esamina anche l'istruzione e lo status occupazionale degli individui.

Poiché per una stessa occupazione internazionale il database PIAAC contiene più osservazioni e a ogni occupazione internazionale corrispondono più occupazioni italiane, per ogni occupazione internazionale contenuta nel database è stata costruita un'osservazione «tipo» calcolando la media delle osservazioni di ogni variabile. Alle occupazioni così ottenute è stato applicato il metodo proposto da Nedelkoska e Quintini (2018).

In particolare nella prima fase è stata assegnata un'etichetta ad alcune occupazioni internazionali sulla base delle quali è stato costruito il modello di stima. Le etichette consistono nel valore 1 per le occupazioni automatizzabili e nel valore 0 per quelle che non lo sono. Le occupazioni internazionali etichettate sono quelle utilizzate da Nedelkoska e Quintini (2018).

Successivamente sono state individuate le variabili del database PIAAC corrispondenti ai colli di bottiglia (percezione e manipolazione, intelligenza creativa e intelligenza sociale).

È stato poi costruito un modello di classificazione probabilistico, seguendo lo stesso procedimento adottato per la stima in base al metodo di Frey e Osborne (2017).

Infine le probabilità di automazione ottenute per le occupazioni internazionali sono state assegnate alle occupazioni italiane corrispondenti e applicate ai dati riguardanti il numero di lavoratori impiegati in ogni occupazione.

## **Bibliografia e sitografia**

Arntz M., Gregory T. e Zierahn U. (2016), "The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis", *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, n. 189, OECD Publishing, Paris.

Arntz M., Gregory T. e Zierahn U. (2017), "Revisiting the risk of automation", in *Economics Letters*, 2017, vol. 159, n. C, pp. 157-160.

Bessen J. (2016), *How Computer Automation Affects Occupations: Technology, jobs, and skills*, in Boston University School of Law, Law & Economics Research Paper n. 15-49.

Bourguignon F. (2005), *Development strategies for more and better jobs*, presentazione alla conferenza "Help wanted: More and better jobs in a Globalized Economy" organizzata da Carnegie Endowment for International Peace, 14 aprile 2005, Washington, DC.

Bowles J. (2014a), *Chart of the week: 54% of EU jobs at risk of computerization*, 24 luglio 2014, Bruegel, Brussels.

- Bowles J. (2014b), *The computerization of European jobs*, 24<sup>th</sup> July 2014, Bruegel, Brussels, <http://bruegel.org/2014/07/the-computerisation-of-european-jobs/>
- Brandes P. e Wattenhofer (2016), "Opening the Frey-Osborne black box - Which tasks of a job are susceptible to computerization" <https://arxiv.org/pdf/1604.08823>
- Bruno M. e Polli A. (2017), "Impatti dell'automazione sul mercato del lavoro. Prime stime per il caso italiano", in *Rivista Italiana di Economia, Demografia e Statistica*, vol. LXXI, n. 3, luglio-settembre 2017.
- Brynjolfsson E. 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, Lexington, (MA).
- Brynjolfsson E. e McAfee A. (2014), *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*, W.W. Norton & Company, New York, London.
- Brzeski C. e Burk I. (2015), *Die Roboter kommen. Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt*, ING DiBa Economic Research, <https://www.ing-diba.de/pdf/ueber-uns/presse/publikationen/ing-diba-economic-research-die-roboter-kommen.pdf>
- Chui M., Manyika J. e Miremadi M. (2015), "Four fundamentals of workplace automation", in *McKinsey Quarterly*, November 2015.
- Chui M., Manyika J. e Miremadi M. (2016), "Where machines could replace humans - and where they can't (yet)", in *McKinsey Quarterly*, luglio 2016.
- David B. (2017), "Computer technology and probable job destructions in Japan: An evaluation", in *Journal of the Japanese and International Economies*, vol. 43, pp. 77-87.
- Frey C. B. e Osborne M. A. (2015), *Technology at work: The future of innovation and employment*, Citi GPS: Global Perspectives & Solutions, february 2015, [https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/reports/Citi\\_GPS\\_Technology\\_Work.pdf](https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/reports/Citi_GPS_Technology_Work.pdf)
- Frey C. B. e Osborne M. A. (2017), "The future of employment: How susceptible are jobs to computerization", in *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, pp. 254-280.
- Ford M. (2015), *Rise of the robots*, Basic Books, New York.
- Gordon R. (2016), *The rise and fall of American growth*, Princeton University Press, Princeton.
- Haldane A. G. (Bank of England) (2015), *Labour's Share*, Speech given by Andrew G Haldane, Chief Economist, Bank of England, Trades Union Congress, London, 12 November 2015.

- Keynes J. M. (1930), "Economic possibilities for our grandchildren", in Keynes, J.M., *Essays in persuasion*, pp. 321-332, MacMillan and Co. Limited, London.
- McKinsey Global Institute (2013), *Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy*, McKinsey Global Institute.
- McKinsey Global Institute (2017a), *A future that works: Automation, employment, and productivity*, Executive Summary, 332 McKinsey Global Institute.
- McKinsey Global Institute (2017b), *Technology, jobs, and the future of work*, Briefing Note, May 2017, McKinsey Global Institute.
- McKinsey Global Institute (2017c), *What's now and next in analytics, AI, and automation*, Briefing Note, May 2017, McKinsey Global Institute.
- Nedelkoska L. e Quintini G. (2018), "Automation, skills use and training", *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, n. 202, OECD Publishing, Paris.
- Pajarinen M. e Rouvinen P. (2014), "Computerization threatens one third of Finnish employment", *ETLA Brief*, n. 22, 13 January 2014, pp. 1-6.
- Ricardo D. (1821), *On the principles of political economy and taxation*, Library of Economics and Liberty Online.
- Rifkin J. (1995), *The end of work: Technology, jobs, and your future*, Putnam, New York.
- Ruffolo G. (1985), *La qualità sociale. Le vie dello sviluppo*, Editori Laterza, Bari.
- Summers L. H. (2013a), Economic possibilities for our children. *The 2013 Martin Feldstein Lecture*. NBER reporter, n. 4 (2013), pp. 1-6.
- Summers L. H. (2013b), *Why stagnation might prove to be the new normal*, Financial Times, 15 dicembre 2013.
- Summers L. H. (2014), "U.S. economic prospects: Secular stagnation, hysteresis, and the zero lower bound", in *Business Economics*, vol. 49, n. 2, pp. 65-73.
- Summers L. H. (2015), "Demand side secular stagnation", in *American Economic Review*, vol. 105, n.5, pp. 60-65.

[www.businessinsider.com](http://www.businessinsider.com)

[www.statista.com](http://www.statista.com)



## **AUTORI**

**EMILIA FILIPPI** ha studiato Management all'Università di Trento e si occupa di tematiche legate al cambiamento tecnologico.

**SANDRO TRENTO** è professore ordinario di Strategie d'impresa presso l'Università di Trento; Direttore generale della Fondazione ERGO; in passato ha diretto il Centro studi Confindustria e ha lavorato presso il Servizio studi della Banca d'Italia.