



Corso di laurea in Strategic Management

Cattedra Dinamiche Industriali

Innovazione tecnologica e trasformazioni
occupazionali: evidenze sulla polarizzazione del
mercato del lavoro

Prof. Fabrizio Pompei

RELATORE

Prof.ssa Valentina Meliciani

CORRELATRICE

Ylenia Landolfo Matr. 784801

CANDIDATA

Anno Accademico 2024/2025

INDICE

INTRODUZIONE.....	3
CAPITOLO PRIMO.....	5
1.1 <i>La quarta rivoluzione industriale e i cambiamenti nel mercato del lavoro</i>	5
1.2 <i>Lo Skill-Biased Technical Change</i>	8
1.3 <i>L'approccio basato sulle mansioni: l'impatto dell'evoluzione tecnologica sulla struttura occupazionale</i>	12
1.4 <i>Dimensione settoriale e geografica della polarizzazione del mercato del lavoro</i>	14
CAPITOLO SECONDO.....	19
2.1 <i>Il mercato del lavoro europeo e la struttura salariale</i>	19
2.2 <i>Analisi dei dati Eurostat per 5 paesi europei</i>	24
2.2.1 <i>Metodologia</i>	25
2.2.2 <i>Salari orari nell'intera industria distinti per tipo di occupazione</i>	26
2.2.3 <i>Salari orari in tutta l'industria distinti per fasce d'età</i>	29
2.2.4 <i>Salari orari in tutta l'industria distinti per genere</i>	31
2.3 <i>Il settore manifatturiero</i>	34
2.3.1 <i>Salari orari nella manifattura e nell'intera economia nel 2022</i>	36
2.3.2 <i>Salari orari nella manifattura distinti per livello di formazione</i>	39
2.3.3 <i>Salari orari nella manifattura distinti per genere</i>	41
2.4 <i>Conclusioni sulle dinamiche salariali europee</i>	43
CAPITOLO TERZO	47
3.1 <i>I dati usati per l'analisi</i>	47
3.2 <i>Metodologia seguita nell'analisi</i>	49
3.2.1 <i>Statistiche descrittive delle variabili presenti nell'analisi</i>	50

3.3 <i>Modello 1: il ruolo delle caratteristiche individuali e aziendali sulla determinazione dei salari</i>	52
3.4 <i>L'influenza dell'esposizione ai robot sulle diverse categorie di lavoratori</i>	55
3.4.1 <i>Esposizione ai robot, livello di skill e istruzione</i>	56
3.4.2 <i>Esposizione ai robot e impatto sul lavoro femminile</i>	58
3.4.3 <i>Esposizione ai robot e impatto sulle diverse classi d'età</i>	60
3.5 <i>Conclusioni dell'analisi</i>	62
CONCLUSIONE	64
BIBLIOGRAFIA	67

INTRODUZIONE

Negli ultimi decenni, l'innovazione tecnologica ha trasformato in profondità le economie e le società contemporanee, modificando non solo i processi produttivi, ma anche il significato stesso del lavoro. La fase attuale si distingue per la convergenza di tecnologie fisiche, digitali e biologiche, che agiscono in maniera trasversale sull'organizzazione delle imprese, sulla distribuzione delle competenze e più in generale sulla qualità della vita.

L'intelligenza artificiale, l'Internet of Things, la robotica avanzata e l'automazione stanno infatti ridisegnando le dinamiche occupazionali: da un lato si ampliano le opportunità per i lavoratori altamente qualificati, in grado di interagire con questi sistemi complessi, dall'altro aumentano i rischi di sostituzione per le professioni intermedie, soprattutto quelle basate su compiti routinari. Parallelamente, cresce la domanda di figure impiegate in settori non automatizzabili, come l'assistenza e i servizi alla persona. Ne emerge così un mercato del lavoro segmentato e polarizzato, nel quale si rafforzano i rischi di disuguaglianza e tensione sociale.

La letteratura economica ha offerto diversi strumenti interpretativi di tali fenomeni. Inizialmente, il modello dello *Skill-Biased Technical Change* (SBTC) ha messo in evidenza come il progresso tecnologico favorisca i lavoratori con alte competenze, ampliando i divari salariali. Successivamente, l'approccio basato sulle mansioni (*task-based model*) ha consentito di analizzare con maggiore precisione l'impatto dell'automazione, distinguendo tra attività sostituibili e attività complementari alla tecnologia.

A partire da queste premesse, la presente tesi intende analizzare il legame tra trasformazioni tecnologiche, polarizzazione occupazionale e disuguaglianze salariali. L'obiettivo è duplice: da un lato comprendere le dinamiche che governano la distribuzione dei redditi da lavoro in un contesto di rapida innovazione; dall'altro evidenziare i rischi e le opportunità che accompagnano l'adozione delle nuove tecnologie, con un'attenzione particolare al caso europeo.

Il presente lavoro si articola in tre capitoli. Il primo, di carattere teorico, introduce la Quarta Rivoluzione Industriale e i suoi effetti sul mercato del lavoro, con particolare riferimento al fenomeno della polarizzazione occupazionale. Il secondo capitolo si concentra invece sulle dinamiche salariali, attraverso un'analisi empirica basata sui dati della *Structure of Earnings Survey* per cinque paesi europei. Infine, il terzo capitolo approfondisce il ruolo specifico

dell'automazione, valutando se l'aumento della diffusione dei robot industriali abbia effettivamente contribuito a un processo di polarizzazione salariale.

In questo percorso, la tesi intende offrire un contributo al dibattito sull'impatto della tecnologia sul futuro del lavoro e sulle politiche pubbliche necessarie per accompagnare la transizione tecnologica, garantendo al contempo crescita economica, coesione sociale e inclusione.

CAPITOLO PRIMO

LE TRASFORMAZIONI DEL MERCATO DEL LAVORO: TRA PROGRESSO TECNOLOGICO E POLARIZZAZIONE OCCUPAZIONALE

1.1 La quarta rivoluzione industriale e i cambiamenti nel mercato del lavoro

Ogni rivoluzione industriale ha portato profondi cambiamenti che hanno trasformato ogni aspetto della società, influenzando la quotidianità e ridefinendo il mondo del lavoro. Quella che si sta vivendo in questo periodo storico è quella che Klaus Schwab (2016) ha definito Quarta Rivoluzione Industriale, "caratterizzata da una fusione di tecnologie che sta annullando i confini tra il fisico, il digitale e il biologico". Tutto questo ha ovviamente dei risvolti sia positivi che negativi sulla qualità della vita della popolazione mondiale. Se da un lato l'interconnessione totale a cui si sta andando incontro, crea molte opportunità per semplificare la gestione in molti ambiti, dall'altro lato può creare non poche tensioni, soprattutto per quanto riguarda il mondo del lavoro.

A differenza delle rivoluzioni industriali precedenti, che hanno introdotto innovazioni meccaniche (Prima Rivoluzione Industriale), elettriche e chimiche (Seconda) o digitali (Terza), la Quarta Rivoluzione Industriale si distingue per l'integrazione di tecnologie avanzate che combinano insieme il mondo fisico e quello digitale. Intelligenza artificiale (AI), Internet of Things (IoT), robotica avanzata e biotecnologie stanno trasformando non solo la produzione, ma anche il modo in cui le persone vivono e lavorano. Inoltre, rispetto alle precedenti rivoluzioni, caratterizzate da transizioni relativamente lente, la Quarta Rivoluzione Industriale si distingue per la rapidità esponenziale del progresso tecnologico. L'automazione e l'intelligenza artificiale stanno ridisegnando interi settori economici in pochi anni, riducendo il tempo di adattamento delle imprese e dei lavoratori.

Esiste un enorme potenziale per realizzare progressi significativi, ma, come sottolinea Schwab, bisogna essere consapevoli delle possibili conseguenze. Tra queste, emerge il rischio di un aumento delle disuguaglianze, in particolare attraverso una crescente polarizzazione del mercato del lavoro, dove la domanda sul mercato del lavoro cresce solo per individui altamente istruiti "ad alta competenza e alta retribuzione" e individui con bassi livelli di istruzione "a bassa competenza e bassa retribuzione".

La Quarta Rivoluzione Industriale rappresenta una trasformazione significativa nei processi produttivi, caratterizzata dall'integrazione di tecnologie avanzate come la robotica, l'intelligenza artificiale e l'Internet of Things. Queste innovazioni hanno trasformato i luoghi di lavoro in ecosistemi altamente connessi e automatizzati, in grado di ottimizzare i processi produttivi, ridurre i costi e migliorare la qualità dei prodotti, adattandoli sempre di più alle necessità dei clienti.

L'intelligenza artificiale gioca un ruolo centrale in questa trasformazione, consentendo alle macchine di apprendere dai dati, prevedere guasti, ottimizzare le operazioni e persino supportare processi decisionali complessi. Attraverso tecniche di apprendimento automatico e deep learning, l'AI permette di automatizzare attività cognitive e routinarie, migliorando l'efficienza e la produttività. I Big Data forniscono il carburante necessario per alimentare questi algoritmi. Grazie alla crescente disponibilità di sensori e dispositivi connessi, le fabbriche moderne generano enormi quantità di dati eterogenei, che vengono analizzati per individuare modelli e tendenze utili a migliorare la gestione della produzione. La capacità di elaborare e interpretare questi dati in tempo reale consente di prendere decisioni informate e di adattare rapidamente le strategie produttive alle condizioni del mercato. L'Internet of Things, invece, collega dispositivi, macchinari e sistemi attraverso reti ad alta velocità, creando una comunicazione continua e integrata tra tutte le componenti del processo produttivo. Questa interconnessione permette di monitorare e controllare ogni fase della produzione, migliorando la tracciabilità e l'efficienza operativa. Inoltre, tecnologie come ad esempio il digital twin (una replica virtuale dei macchinari o dei processi produttivi) consentono simulazioni e ottimizzazioni in un ambiente digitale prima di implementare modifiche nel mondo reale.

Un esempio emblematico di questa trasformazione è rappresentato dall'industria automobilistica. Tesla, attualmente una delle aziende leader nel settore, ha sviluppato impianti di produzione completamente automatizzati, con robot in grado di assemblare veicoli con una precisione e velocità superiori a quelle umane (Bessen, 2019). Anche nella logistica, Amazon ha implementato sistemi robotici avanzati nei propri centri di distribuzione, riducendo drasticamente la necessità di manodopera per attività ripetitive come il prelievo e lo smistamento dei pacchi (Brynjolfsson & McAfee, 2014).

Sebbene queste innovazioni migliorino l'efficienza e la produttività, esse presentano anche sfide significative, in particolare per quanto riguarda la sicurezza, la privacy e la gestione

dei dati. Inoltre, l'automazione avanzata alimenta la polarizzazione del mercato del lavoro, poiché molte mansioni di media qualificazione vengono sostituite, mentre cresce la domanda di lavoratori altamente qualificati, capaci di gestire e sviluppare queste tecnologie. Al contempo, in settori dei servizi a bassa intensità di conoscenza ma con compiti ed incarichi che non richiedono alti titoli di studio, ma empatia e competenze trasversali (si pensi alle baby-sitter o a incarichi di lavori di cura e assistenza per gli anziani non più autosufficienti), le nuove tecnologie non riescono ancora a sostituire le skills necessarie. Si registra pertanto anche in questi contesti un aumento della domanda di lavoro. Queste trasformazioni tecnologiche costituiscono pertanto una buona base per comprendere come l'automazione stia ridisegnando i modelli occupazionali, aumentando la produttività e aprendo nuove possibilità, ma anche contribuendo a fenomeni di disuguaglianza e polarizzazione del lavoro. Secondo il World Economic Forum (2023), entro il 2027 fino a 83 milioni di posti di lavoro in Europa potrebbero essere a rischio, in particolare nei settori dell'ospitalità, del commercio e dell'industria manifatturiera.

Le trasformazioni tecnologiche, in particolare l'introduzione di tecnologie avanzate come l'intelligenza artificiale e l'automazione, hanno avuto un impatto diverso sulle varie categorie di lavoratori, generalmente classificate come low-skilled, middle-skilled e high-skilled. Come anticipato sopra, i lavoratori low-skilled, spesso impegnati in mansioni manuali o di servizio non routinarie, come addetti alla pulizia o personale di assistenza, sono relativamente meno esposti alla sostituzione tecnologica rispetto ai lavoratori middle-skilled. Questo perché molte delle loro attività richiedono competenze interpersonali o destrezza manuale che sono difficili da automatizzare. Tuttavia, tali occupazioni sono spesso caratterizzate da salari bassi e condizioni lavorative precarie. I lavoratori middle-skilled, invece, svolgono mansioni tipicamente routinarie, sia cognitive che manuali, come quelle nel settore amministrativo o in quello manifatturiero. Questi compiti, essendo facilmente codificabili, sono stati maggiormente colpiti dall'automazione e rappresentano il segmento del mercato del lavoro che ha subito le perdite più significative in termini di occupazione. Studi condotti da Frey e Osborne (2017) indicano che oltre il 50% delle mansioni amministrative e contabili è a rischio automazione nel prossimo decennio. Infine, i lavoratori high-skilled, che occupano posizioni ad alta qualificazione in ambiti come la gestione, la ricerca e lo sviluppo tecnologico, beneficiano maggiormente dell'adozione di nuove tecnologie. Queste posizioni richiedono competenze avanzate, come la capacità di risolvere problemi complessi, pensiero critico e padronanza di tecnologie emergenti, rendendo tali

lavoratori meno vulnerabili all'automazione e molto richiesti in un mercato sempre più orientato verso l'innovazione.

Partendo dagli studi di Daron Acemoglu, che ha a lungo analizzato gli effetti delle innovazioni sul mercato del lavoro, è possibile affermare che il cambiamento tecnologico stia favorendo i lavoratori più qualificati, a discapito di quelli meno qualificati. Questo fenomeno ha radici più profonde di quello che si potrebbe pensare; infatti, ogni rivoluzione industriale ha comportato dei cambiamenti nella struttura del lavoro, rendendo obsolete delle posizioni lavorative e creandone di nuove. Queste nuove occupazioni sono però spesso destinate a lavoratori sempre più qualificati. Crescono quindi gli high-skill jobs, mentre c'è un declino dei lavori di medio livello. Quindi, se nelle precedenti rivoluzioni tecnologiche si è assistito ad un progressivo spostamento della manodopera da un settore all'altro, la Quarta Rivoluzione Industriale sta, invece, polarizzando il mercato del lavoro. Le mansioni routinarie e di medio livello vengono automatizzate, mentre cresce la domanda di competenze altamente specializzate, con un aumento delle disuguaglianze e della precarizzazione lavorativa.

1.2 *Lo Skill-Biased Technical Change*

Per comprendere meglio l'evoluzione del mercato del lavoro è necessario introdurre due concetti fondamentali: lo *Skill-Biased Technical Change* (SBTC) e il *Routine-Biased Technological Change* (RBTC). Lo SBTC descrive un cambiamento tecnologico che favorisce i lavoratori altamente qualificati, aumentando la domanda di competenze avanzate e, di conseguenza, ampliando il divario salariale tra lavoratori qualificati e non qualificati. Questo tipo di cambiamento è stato particolarmente evidente con la diffusione delle tecnologie dell'informazione e della comunicazione, che richiedono competenze specialistiche per essere sviluppate e gestite. Secondo uno studio di Card e DiNardo (2002), che analizza l'aumento della disuguaglianza salariale negli Stati Uniti, quest'ultima sarebbe causata proprio dallo SBTC associato allo sviluppo delle nuove tecnologie informatiche. Il RBTC si riferisce invece a un cambiamento tecnologico che entra nel dettaglio delle mansioni che vengono svolte a parità di skills. Con l'avanzamento delle tecnologie informatiche e dell'automazione, molte di queste mansioni, tipicamente presenti in occupazioni di medio livello, sono state sostituite da macchine o software. Questo fenomeno ha contribuito alla polarizzazione del mercato del lavoro, con una diminuzione delle

occupazioni di media qualificazione e un aumento sia delle posizioni ad alta che a bassa qualificazione. Uno studio condotto da Manning (2013) evidenzia come il RBTC abbia influenzato la struttura occupazionale in 16 paesi dell'Europa occidentale nel periodo 1993-2010, sottolineando la pervasività della polarizzazione lavorativa in diverse economie avanzate.

Unendo questi due concetti è possibile comprendere come il mercato del lavoro, sempre più influenzato dalla digitalizzazione e dall'automazione, stia cambiando, portando con sé nuove esigenze da parte delle imprese e spingendo i lavoratori a puntare sempre di più sulla specializzazione per stare al passo con questa evoluzione.

Il concetto di *Skill-Biased Technical Change* è essenziale per comprendere i meccanismi alla base dei cambiamenti nella struttura del mercato del lavoro, in particolare quelli che si sono verificati a partire dagli anni Cinquanta del secolo scorso. Infatti, negli anni '50 e '60, il progresso tecnologico era principalmente legato all'automazione meccanica e all'introduzione di macchine industriali. In questo contesto, molte mansioni manuali furono sostituite da macchinari, portando a una riduzione della domanda di lavoratori non qualificati. Tuttavia, in questa fase iniziale, l'impatto sulle disuguaglianze salariali era contenuto, poiché l'istruzione superiore e le competenze avanzate erano meno diffuse, e il progresso tecnologico tendeva a migliorare la produttività in modo relativamente uniforme.

A partire dagli anni '70, l'introduzione delle tecnologie informatiche e digitali ha dato vita a un'accelerazione del bias tecnologico verso competenze elevate. Come sottolinea Acemoglu (2002), questo periodo ha visto un aumento significativo della domanda di lavoratori capaci di gestire e utilizzare nuove tecnologie, tra cui in particolare i computer e le reti informatiche. In questo modo mansioni routinarie, cognitive e manuali, come quelle amministrative o di controllo, sono state progressivamente automatizzate. Questa tendenza ha ridotto le opportunità per i lavoratori con competenze intermedie, mentre la domanda di lavoratori altamente qualificati (ingegneri, analisti, sviluppatori di software) è cresciuta rapidamente. Parallelamente, settori caratterizzati da mansioni non automatizzabili, come i servizi alla persona, hanno continuato a richiedere manodopera non qualificata, contribuendo così alla polarizzazione del mercato del lavoro.

Un fenomeno chiave osservato da Acemoglu è l'aumento del college premium, ovvero il divario salariale tra lavoratori con istruzione universitaria e quelli con un'istruzione inferiore. Negli Stati Uniti, tra il 1979 e il 1995, il premio salariale per i laureati è cresciuto

di oltre il 25%, un chiaro segnale che il progresso tecnologico stava favorendo i lavoratori con competenze avanzate. Questo divario riflette non solo una maggiore produttività dei lavoratori qualificati, ma anche la loro capacità di adattarsi e trarre vantaggio dall'adozione di nuove tecnologie.

La polarizzazione del mercato del lavoro è stata ulteriormente accentuata dal declino delle mansioni di competenza intermedia. Come spiegato nel modello di Acemoglu, i lavoratori impiegati in ruoli amministrativi o operativi tradizionali (ad esempio, impiegati d'ufficio e operai qualificati nelle linee di produzione) sono stati particolarmente vulnerabili all'automazione. Questi lavoratori si trovano schiacciati tra due estremi: da un lato, lavoratori altamente qualificati che progettano, gestiscono e implementano le tecnologie avanzate; dall'altro, lavoratori a bassa qualifica che occupano posizioni meno esposte all'automazione, spesso nei servizi personali o nella logistica.

Un'altra dinamica cruciale che ha caratterizzato gli anni '70 e '80, è stata la stagnazione dei salari reali per i lavoratori meno qualificati. Questo fenomeno, attribuibile alla combinazione di SBTC, globalizzazione e declino della sindacalizzazione, ha amplificato le disuguaglianze salariali. Come osserva Acemoglu, i salari reali dei lavoratori meno qualificati negli Stati Uniti sono diminuiti, mentre i salari medi hanno subito una ristagnazione. Questo si è verificato nonostante la crescita economica complessiva, evidenziando che i benefici del progresso tecnologico non sono stati distribuiti equamente.

Inoltre, il modello di SBTC proposto da Acemoglu (1998) dimostra che il progresso tecnologico è endogeno, risponde agli incentivi economici. L'aumento dell'offerta di lavoratori qualificati nel corso del XX secolo ha spinto le aziende a sviluppare tecnologie complementari alle competenze elevate, poiché queste risultavano più redditizie. Questo spiega perché le innovazioni tecnologiche del XX secolo sono state prevalentemente orientate verso competenze elevate, in netto contrasto con quelle del XIX secolo, che invece tendevano a sostituire le competenze artigianali con macchine destinate a lavoratori meno qualificati.

L'idea centrale di questa teoria dell'innovazione indotta di Acemoglu è che il progresso tecnologico non è un processo esogeno e casuale, ma si sviluppa in risposta agli incentivi economici, in particolare alla disponibilità di lavoro qualificato e al potenziale di profitto per le imprese. Una maggiore disponibilità di lavoratori qualificati amplia il mercato per tecnologie skill-complementary, incentivando ulteriori innovazioni in quella direzione. Nei

modelli tradizionali di crescita economica, l'innovazione tecnologica è spesso trattata come un fattore esogeno che migliora la produttività nel tempo. Acemoglu, invece, dimostra che le imprese orientano le loro scelte di ricerca e sviluppo verso tecnologie che massimizzano il loro rendimento economico. Quindi man mano che nel mercato del lavoro aumenta la disponibilità di lavoratori qualificati, per le imprese diventa più redditizio sviluppare tecnologie che siano complementari alle competenze elevate. In questo modo la domanda di lavoratori qualificati aumenta ulteriormente, generando un circolo vizioso, in cui le competenze richieste ai lavoratori sono sempre più sofisticate e questo fa anche diminuire sempre di più il salario dei lavoratori meno qualificati. Infatti, Acemoglu mostra come dagli anni '70 in poi, con l'avvento dell'informatizzazione e dell'industria high-tech, l'accelerazione del progresso tecnologico abbia amplificato le disuguaglianze salariali, perché i lavoratori con competenze elevate hanno visto aumentare il loro valore sul mercato, mentre quelli con competenze intermedie sono stati sempre più sostituiti dall'automazione.

Un incremento nell'offerta di lavoratori qualificati inizialmente riduce il premio salariale per le competenze elevate, poiché l'offerta supera la domanda. Tuttavia, nel lungo periodo, questo stesso incremento stimola lo sviluppo di tecnologie che valorizzano le competenze elevate, aumentando la domanda per tali lavoratori e, di conseguenza, il premio salariale. Questo spesso porta il premio salariale anche a superare i livelli iniziali.

Un elemento chiave del modello di Acemoglu è che il progresso tecnologico non è neutrale: non tutte le tecnologie favoriscono allo stesso modo le varie categorie di lavoratori. Le innovazioni possono essere: skill-biased o unskill-biased. Le prime favoriscono i lavoratori qualificati, come l'informatizzazione e l'AI. Mentre le seconde favoriscono i lavoratori non qualificati, come l'automazione nei lavori pesanti nel XIX secolo.

Acemoglu sottolinea che nel XIX secolo, molte innovazioni erano unskill-biased, perché l'industrializzazione richiedeva grandi masse di lavoratori non specializzati. Nel XX e XXI secolo, invece, il progresso tecnologico è diventato skill-biased, in quanto il mercato ha favorito l'adozione di tecnologie che migliorano la produttività dei lavoratori più istruiti.

In sintesi, l'evoluzione del mercato del lavoro dagli anni '50 del secolo scorso ad oggi evidenzia come il progresso tecnologico abbia ridefinito la struttura occupazionale. Lo SBTC ha favorito i lavoratori qualificati, aumentato la polarizzazione e ampliato le disuguaglianze salariali. Questi sviluppi hanno introdotto delle sfide significative per il

futuro, rendendo necessario un adattamento delle politiche educative e sociali per garantire una maggiore equità nella distribuzione dei benefici del progresso tecnologico.

1.3 L'approccio basato sulle mansioni: l'impatto dell'evoluzione tecnologica sulla struttura occupazionale

I due fenomeni che muovono il cambiamento nell'attuale assetto lavorativo sono noti come “effetto sostituzione” e “effetto creazione”. Il primo spiega il fenomeno con il quale le macchine assumono compiti precedentemente svolti dagli esseri umani. Questo effetto viene in parte bilanciato dall'introduzione di quelle tecnologie che comportano la creazione di nuove mansioni che possono essere svolte solo dal capitale umano (effetto creazione). Acemoglu e Restrepo (2019), forniscono come esempi di questo fenomeno quelli dell'industria dei software e la diffusione di internet, che hanno dato origine a professioni come sviluppatori web, analisti di dati e specialisti in cybersecurity. Questo processo di creazione di nuovi compiti e ruoli è essenziale poiché permette di compensare, almeno in parte, gli effetti negativi della sostituzione.

Ad oggi la visione che prevale in letteratura è che l'effetto sostituzione e l'effetto creazione coesistano. In particolare, Acemoglu e Restrepo (2019) hanno spiegato tramite un modello basato sulle mansioni, come l'automazione da un lato generi una sostituzione e dall'altro, con l'introduzione di nuovi compiti, introduca un effetto creazione.

Il task-based model (modello basato sulle mansioni), introdotto da Acemoglu e Autor (2012) per superare le limitazioni del modello canonico (SBTC), spiega l'evoluzione dei salari e della disuguaglianza attraverso il bilanciamento tra offerta e domanda di competenze. Il problema del modello tradizionale è che assume una corrispondenza diretta tra competenze e occupazioni, trascurando il fatto che i lavoratori possono svolgere diverse mansioni (task) e che il progresso tecnologico non colpisce tutte le competenze allo stesso modo. Nel task-based model, l'unità di analisi non è più il lavoratore nel suo complesso, ma la mansione che egli svolge, permettendo di analizzare come la tecnologia e la globalizzazione influenzano l'allocazione del lavoro. Il modello distingue tra task di routine (ripetitivi, codificabili e facilmente automatizzabili, come la contabilità o il lavoro in catena di montaggio) e task non di routine (che richiedono capacità cognitive avanzate o interazione umana, come il problem-solving o il lavoro manuale specializzato). La diffusione delle nuove tecnologie e

l'offshoring tendono a sostituire il lavoro nei task di routine, colpendo soprattutto le occupazioni intermedie, mentre aumentano la domanda di lavoro nei task non di routine, favorendo sia le professioni altamente qualificate sia i lavori manuali a bassa retribuzione. Questo meccanismo spiega il fenomeno della polarizzazione occupazionale, che il modello canonico non riesce a interpretare, e fornisce una base teorica più solida per comprendere come il mercato del lavoro si stia trasformando.

Proprio partendo da questo modello è stato condotto uno studio che analizza il meccanismo dell'impatto dell'intelligenza artificiale sul modello occupazionale dell'industria manifatturiera cinese. Utilizzando un panel di dati del settore manifatturiero per il periodo 2011-2020 come campione, vengono esaminati gli effetti dello sviluppo dell'AI sull'occupazione totale, sulla struttura occupazionale e sulla qualità dell'occupazione nell'industria manifatturiera cinese. Le principali conclusioni dello studio sottolineano una relazione positiva a forma di U (quindi non lineare) tra il livello di sviluppo dell'AI e l'occupazione totale nel settore manifatturiero, con una tendenza di sviluppo nella maggior parte delle regioni coerente con quella generale. Nel breve periodo, l'effetto di sostituzione supera quello di creazione, mentre nel lungo periodo l'effetto di creazione diventa predominante, portando a un aumento dei nuovi posti di lavoro e ad un allentamento della pressione sull'occupazione. Ulteriori analisi, condotte sia a livello generale che regionale, confermano che i lavoratori meno qualificati hanno maggiori probabilità di essere sostituiti. In casi come questo, la disoccupazione complessiva resta invariata, poiché l'aumento della disoccupazione per i lavoratori delle categorie medie viene compensato dall'aumento dei posti di lavoro per le categorie di lavoratori che svolgono compiti non-routinari (high-skill jobs e low-skill jobs).

I lavoratori con competenze intermedie sono più facilmente sostituibili a causa della natura delle loro mansioni, che spesso includono compiti routinari e ripetitivi. Queste attività sono particolarmente suscettibili all'automazione e all'implementazione di tecnologie avanzate. Le occupazioni di medio livello, come quelle nel settore manifatturiero o amministrativo, sono caratterizzate da routine cognitive e manuali che possono essere facilmente codificate e automatizzate. Di conseguenza, l'automazione tende a ridurre la domanda per queste posizioni, mentre aumenta la domanda per lavori non routinari sia a bassa che ad alta qualificazione.

1.4 Dimensione settoriale e geografica della polarizzazione del mercato del lavoro

Dopo aver analizzato gli effetti di queste innovazioni sulla struttura del lavoro, è utile osservare come l'impatto di queste tecnologie vari a seconda del settore economico. Tra i settori più colpiti dalla polarizzazione del mercato del lavoro c'è sicuramente il settore manifatturiero. L'automazione e l'introduzione di tecnologie avanzate, come i sistemi di produzione automatizzati e la robotica, hanno portato a una riduzione della domanda di lavoratori non qualificati. Secondo Acemoglu e Restrepo (2015), l'automazione ha sostituito numerosi posti di lavoro in settori tradizionali, come quello automobilistico, dove le macchine hanno preso il posto degli operai nelle linee di assemblaggio. La crescita dell'automazione ha portato a una diminuzione dei lavori a bassa qualificazione, come quelli di operai e assemblatori, mentre è aumentata la domanda di posizioni altamente qualificate, come ingegneri, tecnici e specialisti in robotica, che sono responsabili della gestione e ottimizzazione dei processi automatizzati.

Nel settore dei servizi, la polarizzazione è evidente soprattutto in attività come la ristorazione, l'ospitalità e i servizi di assistenza. Le innovazioni tecnologiche, come l'introduzione di casse automatiche, i sistemi di ordinazione digitale nei ristoranti e i robot per le pulizie, hanno ridotto la necessità di personale a bassa qualifica. Allo stesso tempo, la digitalizzazione e l'evoluzione tecnologica hanno aumentato la domanda di lavoratori altamente qualificati, come manager, specialisti in marketing digitale e analisti dei dati. Come sottolineato da Autor, Dorn e Hanson, la digitalizzazione ha ridotto i lavori ripetitivi e manuali, mentre ha ampliato le opportunità in settori in cui le competenze tecnologiche sono centrali. Un esempio interessante è l'evoluzione del settore sanitario, dove l'introduzione della telemedicina ha cambiato la natura del lavoro, creando una domanda crescente di competenze avanzate, ma riducendo la necessità di figure con competenze basse, come tecnici di laboratorio e infermieri per compiti automatizzati.

Nel commercio al dettaglio, la polarizzazione è strettamente legata all'espansione dell'e-commerce e all'introduzione di tecnologie come le casse automatiche, i sistemi di gestione degli inventari e i robot per la consegna dei prodotti. Queste innovazioni hanno ridotto la domanda di lavoratori a bassa qualifica nel settore tradizionale, portando alla scomparsa di molte posizioni intermedie, come i cassieri e i commessi. Al contrario, sono aumentate le opportunità per lavori altamente qualificati, come quelli in logistica avanzata, analisi dei dati, gestione della supply chain e customer experience online. Brynjolfsson e Hitt (2000)

hanno esaminato come le tecnologie informatiche abbiano reso sempre più efficienti molte operazioni di vendita e gestione, accrescendo la polarizzazione anche in questo settore. Secondo i loro studi, la sostituzione del lavoro manuale con l'automazione ha portato alla diminuzione dei posti di lavoro nel retail tradizionale, favorendo l'emergere di posizioni ad alta specializzazione nel settore digitale.

Anche il settore tecnologico è stato colpito dalla polarizzazione, poiché la domanda di lavoratori altamente qualificati è in continua espansione. Con l'espansione delle industrie legate all'intelligenza artificiale, alla robotica, al cloud computing, alla cybersecurity e all'analisi dei big data, la richiesta di professionisti specializzati è aumentata significativamente. La crescente domanda di figure altamente qualificate come ingegneri informatici, sviluppatori di software e data scientist ha alimentato ulteriormente le disuguaglianze salariali, con un aumento delle retribuzioni per i lavoratori più specializzati.

Dunque, la digitalizzazione e l'introduzione dell'intelligenza artificiale hanno indubbiamente migliorato la produttività in molti ambiti, ma hanno anche creato fenomeni di disoccupazione in diversi settori. Come sottolineato da Brynjolfsson e McAfee (2014), molte delle mansioni tradizionali e manuali sono state progressivamente eliminate, a favore di soluzioni automatizzate che riducono la necessità di forza lavoro nelle aree meno specialistiche.

Nel settore della finanza e dei servizi professionali, la polarizzazione segue un percorso simile. Se da un lato i lavori a bassa qualificazione, come quelli di cassieri bancari e consulenti di base, sono sempre più a rischio a causa dell'automazione, dall'altro lato cresce la domanda di professionisti altamente qualificati, come analisti dei dati finanziari ed esperti di regolamentazione. Secondo Acemoglu (2015), l'introduzione di tecnologie avanzate, come il FinTech e l'automazione dei processi bancari, ha creato una crescente domanda di ruoli professionali complessi. Le nuove tecnologie, che abilitano il trading algoritmico, la gestione dei portafogli tramite software avanzati e l'analisi dei dati complessi, hanno reso anche il lavoro nei settori finanziari sempre più polarizzato.

In sintesi, si può osservare come la polarizzazione del mercato del lavoro si manifesti in modo abbastanza analogo in diversi settori, in gran parte a causa delle innovazioni legate all'automazione e alla digitalizzazione. Ogni settore presenta delle specificità, ma la tendenza comune è una crescente disuguaglianza salariale e una riduzione dei posti di lavoro intermedi, che viene sostituita da una crescente domanda di lavori altamente qualificati.

Secondo le ricerche del World Economic Forum, tra il 2025 e il 2030 i ruoli che subiranno il maggiore incremento riguarderanno l'implementazione e gestione delle nuove tecnologie, tra cui gli Specialisti in Big Data, gli Ingegneri FinTech e gli Specialisti in Intelligenza Artificiale. Al contrario, tra le professioni in maggior declino vi saranno gli Impiegati dei Servizi Postali, i Cassieri Bancari e gli Addetti all'Inserimento Dati. L'accesso digitale più ampio, le tecnologie di intelligenza artificiale e di elaborazione delle informazioni, i robot e i sistemi autonomi sono i principali motori di questa diminuzione.

Inoltre, le tendenze tecnologiche contribuiscono alla crescita di ruoli legati alla sicurezza, come gli Specialisti in Gestione della Sicurezza, che rientrano tra i cinque ruoli più in rapida crescita. Questo incremento è dovuto anche ad un aumento della frammentazione geopolitica. Spinti dalla stessa combinazione di tendenze tecnologiche e geoeconomiche, un altro ruolo legato alla sicurezza, gli Analisti di Sicurezza delle Informazioni, appare anch'esso tra i primi quindici in maggior incremento.

I ruoli legati all'ambiente e alla transizione energetica, inclusi gli Specialisti in Veicoli Autonomi ed Elettrici, gli Ingegneri Ambientali e gli Ingegneri delle Energie Rinnovabili, sono anch'essi tra i quindici ruoli più in rapida crescita. La crescita di questi ruoli è alimentata dagli sforzi crescenti e dagli investimenti per ridurre le emissioni di carbonio e adattarsi ai cambiamenti climatici. L'adozione crescente di tecnologie per la generazione, lo stoccaggio e la distribuzione dell'energia, insieme ad altre tendenze tecnologiche, sono ulteriori fattori che contribuiscono a questa crescita.

Il fenomeno della polarizzazione occupazionale non si limita a una dinamica settoriale, ma assume anche una forte connotazione geografica. Uno studio condotto da Brekelmans e Petropoulos (2020) sui mercati del lavoro dell'Unione Europea nel periodo tra il 2002 e il 2016 evidenzia come i cambiamenti nelle strutture occupazionali siano fortemente influenzati dalla densità demografica e dalla natura delle aree geografiche. Le città, seguite dalle aree suburbane, hanno subito il calo più marcato delle occupazioni a media qualificazione, mentre le aree rurali hanno registrato perdite meno accentuate. Parallelamente, i lavori ad alta qualificazione si concentrano principalmente nelle grandi aree metropolitane, mentre quelli a bassa qualificazione rimangono più prevalenti nelle zone rurali e suburbane. Questo pattern riflette una crescente disuguaglianza geografica, che rispecchia il divario tra regioni ad alta intensità tecnologica e le aree meno sviluppate.

Un elemento cruciale emerso dallo studio riguarda l'effetto della crisi economica del 2009, che ha accelerato la polarizzazione del mercato del lavoro in tutta Europa. Durante la ripresa post-crisi, si è osservata una diminuzione costante delle occupazioni di media qualificazione, accompagnata da un aumento sia delle posizioni altamente qualificate che di quelle poco qualificate, soprattutto nei centri urbani. Questi cambiamenti non sono avvenuti in modo uniforme: le economie con una maggiore flessibilità del mercato del lavoro, un'istruzione scientifica di qualità e regolamentazioni di mercato meno restrittive hanno mostrato una maggiore capacità di adattamento, con una crescita più significativa delle occupazioni qualificate.

Da questa analisi è evidente come l'impatto delle nuove tecnologie sulla trasformazione occupazionale sia particolarmente rilevante. Secondo l'indice di probabilità di automazione sviluppato da Nedelkoska e Quintini (2018), i lavoratori meno qualificati, soprattutto nelle aree rurali, sono quelli più vulnerabili. Tuttavia, l'automazione non implica necessariamente l'eliminazione dei posti di lavoro, ma piuttosto la loro trasformazione: le mansioni di routine vengono sostituite da nuove attività che richiedono competenze avanzate, evidenziando l'importanza di investire nella formazione.

Infine, lo studio sottolinea che il livello di istruzione gioca un ruolo determinante nel definire l'impatto delle tecnologie avanzate sul mercato del lavoro. Tra il 2002 e il 2016, l'aumento del livello medio di istruzione della forza lavoro europea ha contribuito significativamente alla crescita delle occupazioni ad alta qualificazione, ma ha anche evidenziato un aumento del fenomeno della sovra-qualificazione. Molti laureati, infatti, hanno trovato impiego in posizioni per le quali il loro livello di istruzione non era strettamente necessario, una tendenza che si è accentuata durante la crisi economica. Questo fenomeno, se non adeguatamente affrontato, rischia di frenare il pieno sfruttamento del capitale umano e di aggravare le disuguaglianze economiche e sociali già esistenti.

In questo contesto, le politiche pubbliche devono mirare non solo a favorire l'adozione delle nuove tecnologie, ma anche a garantire che i benefici derivanti da tali innovazioni siano distribuiti in modo equo, evitando di amplificare ulteriormente le disparità sociali e regionali.

La polarizzazione del mercato del lavoro, oltre a colpire direttamente i lavoratori impegnati in mansioni sostituite dall'automazione, genera effetti significativi sui lavoratori che competono per i ruoli rimanenti. Questo fenomeno si manifesta nelle categorie a bassa e alta

qualificazione, creando dinamiche complesse che amplificano le disuguaglianze e ridefiniscono le opportunità lavorative.

Un primo effetto indiretto si verifica quando i lavoratori di media qualificazione, sostituiti dalle tecnologie, si spostano verso occupazioni a bassa qualificazione. Questo afflusso di competizione può comprimere i salari e peggiorare le condizioni di lavoro per i lavoratori low-skilled, aumentando la pressione su un segmento del mercato del lavoro già caratterizzato da salari bassi e precarietà. Gli studi condotti da Goos et al. (2014) e Autor (2015) confermano come la discesa dei lavoratori middle-skilled verso lavori meno qualificati abbia portato ad una “congestione” delle opportunità disponibili, aumentando il rischio di disoccupazione o sottoccupazione per i lavoratori meno istruiti.

Parallelamente, nei settori ad alta qualificazione, si osserva una crescente domanda di competenze avanzate che, però, è accompagnata da una competizione più intensa. I lavoratori middle-skilled con competenze trasferibili possono cercare di migliorare le loro prospettive attraverso la riqualificazione o il completamento di ulteriori percorsi educativi. Tuttavia, questa transizione richiede spesso investimenti significativi in termini di tempo e risorse, che non tutti sono in grado di affrontare, portando a una disparità ancora più marcata tra chi può adattarsi rapidamente al cambiamento tecnologico e chi no.

Inoltre, la competizione indiretta per i lavori rimanenti può anche influenzare negativamente le dinamiche salariali nei segmenti superiori. Ad esempio, sebbene i lavoratori high-skilled siano generalmente meno esposti al rischio di automazione, un aumento dell'offerta di lavoratori qualificati può moderare la crescita salariale in alcuni settori o portare a fenomeni di sovra-qualificazione. Studi recenti evidenziano come un numero crescente di laureati stia accedendo a lavori per i quali sono eccessivamente qualificati, riducendo le opportunità per chi già operava in quei settori.

Infine, la polarizzazione contribuisce a rimodellare le aspettative dei lavoratori su ciò che costituisce un percorso di carriera stabile e gratificante. La crescente pressione competitiva può portare a un peggioramento delle condizioni di lavoro, come turni più lunghi, contratti precari e minori benefici, anche per chi non è stato direttamente sostituito dalle macchine. Questo fenomeno, noto come "effetto spillover", evidenzia come l'impatto della polarizzazione si estenda ben oltre i confini delle mansioni automatizzate, coinvolgendo in modo più ampio l'intero ecosistema lavorativo.

CAPITOLO SECONDO

ANALISI EMPIRICA DELLE DINAMICHE SALARIALI IN EUROPA

2.1 Il mercato del lavoro europeo e la struttura salariale

Il mercato del lavoro europeo ha subito, negli ultimi decenni, profonde trasformazioni che ne hanno modificato sia la struttura occupazionale che le dinamiche retributive. Tali cambiamenti sono riconducibili ad un insieme complesso di fattori: la globalizzazione, il progresso tecnologico, la transizione demografica e l'evoluzione delle istituzioni del lavoro. Lo scopo di questo capitolo è offrire una panoramica di queste trasformazioni, ricostruendo un quadro teorico e interpretativo, accompagnato da un'analisi di dati empirici, che saranno presentati nella seconda parte del presente capitolo. L'obiettivo è delineare le traiettorie del cambiamento e le disuguaglianze che ne sono derivate, mostrando come le forze economiche e tecnologiche si siano innestate su specifiche configurazioni istituzionali e sociali.

Una delle tendenze più evidenti emerse dagli studi recenti è la crescente eterogeneità nella distribuzione dei redditi da lavoro. In particolare, si assiste a un progressivo svuotamento della fascia centrale della distribuzione dei redditi. Questa tendenza implica un aumento della quota di lavoratori situati agli estremi della scala salariale, sia in alto che in basso, ma con una dinamica particolarmente preoccupante nella parte bassa. In molti paesi europei si osserva un aumento della polarizzazione dei salari. Questo fenomeno è particolarmente preoccupante dal momento che sono soprattutto i soggetti che percepiscono un reddito basso ad aumentare (Fabiani, 2023). Diversi studi sottolineano come la polarizzazione del mercato del lavoro, e la conseguente polarizzazione del reddito, sia un fenomeno crescente e pervasivo in Europa. Le cause di tale trasformazione del mercato del lavoro e delle strutture salariali sono molteplici. Un ruolo cruciale è riconducibile sicuramente all'automazione e al cambiamento tecnologico. I progressi nell'intelligenza artificiale, nella robotica e nei sistemi informatici hanno reso sempre più superflue molte mansioni ripetitive e routinarie, soprattutto quelle situate nella fascia di media qualificazione (Bergeaud et al., 2023). Le tecnologie digitali hanno sostituito lavori amministrativi, di produzione e gestione intermedia, riducendo la domanda per questi profili e spingendo molti lavoratori verso impieghi meno stabili o meno retribuiti. Al tempo stesso, le competenze avanzate, creative o relazionali, spesso associate a livelli di istruzione elevati, hanno acquisito maggior valore sul mercato, rafforzando la domanda per occupazioni "high-skilled" e ben remunerate. Il

risultato è una ricomposizione verticale della struttura occupazionale, in cui cresce l'occupazione sia nelle posizioni altamente qualificate sia in quelle poco qualificate, mentre diminuisce nella fascia intermedia.

Uno degli aspetti centrali nell'analisi del mercato del lavoro europeo riguarda la disuguaglianza salariale, che si manifesta in diversi modi, tra cui le differenze legate al livello di istruzione, al genere e all'età. Eurofound (2020) ha evidenziato come il livello di istruzione sia uno dei principali determinanti del reddito in Europa. I dati mostrano chiaramente che i lavoratori con un titolo di studio elevato, come la laurea, guadagnano mediamente salari significativamente più alti rispetto a chi ha un'istruzione di livello inferiore, come il diploma di scuola superiore o, in alcuni casi, la scuola primaria. Inoltre, i lavoratori con un basso titolo di studio spesso sono concentrati proprio in quei settori più esposti all'automazione e in cui è stata sperimentata un'evidente riduzione dei salari reali. Questo fenomeno non solo riflette le opportunità offerte dalla formazione superiore, ma anche le esigenze del mercato del lavoro, che richiede sempre più competenze avanzate in settori come la tecnologia, la sanità e i servizi professionali. Tuttavia, come osservato da Chauvin e Goos (2016), le disuguaglianze salariali tra laureati e non laureati sono amplificate da una crescente polarizzazione delle occupazioni, che vede una domanda di lavoro qualificato da una parte, e una crescente difficoltà di accesso a lavori stabili e ben remunerati per coloro che non possiedono qualifiche avanzate.

Secondo diversi studi comparati (OCSE, Eurofound), il differenziale salariale tra laureati e non laureati è aumentato sensibilmente in paesi come Germania, Spagna e Regno Unito, riflettendo un mercato del lavoro sempre più “skill-biased”. Invertire la rotta è possibile solo attraverso una spinta verso l'upskilling¹ dei lavoratori, in modo che quei lavoratori che appartenevano alla classe media possano riacquisire un ruolo centrale nel nuovo assetto produttivo, accedendo ad occupazioni meglio retribuite e meno esposte al rischio di automazione.

Anche il genere continua a rappresentare un fattore discriminante. Nonostante alcuni miglioramenti in termini di partecipazione femminile nel mercato del lavoro, la disuguaglianza salariale di genere persiste in modo significativo. Le donne sono sovrarappresentate nei settori a bassa remunerazione, meno frequentemente promosse a posizioni

¹ Con il termine “upskilling” si fa riferimento al processo di sviluppo, aggiornamento e rafforzamento delle competenze professionali del lavoratore, con l'obiettivo di elevare il suo livello di qualificazione e adattarlo alle nuove esigenze del mercato del lavoro.

manageriali e più spesso soggette a interruzioni di carriera legate in particolare alla maternità. Diversi studi mettono in evidenza che, a parità di livello di istruzione e occupazione, le donne guadagnano mediamente meno degli uomini, una disparità che si accentua nelle posizioni di alto livello e nelle professioni tipicamente dominate dagli uomini (Vittori e Bartolucci, 2015). Questo divario salariale di genere è un tema centrale nelle politiche europee, con l'Unione Europea che ha introdotto diverse misure per ridurre queste disuguaglianze, come la legislazione sul salario minimo e le politiche di trasparenza salariale. Tuttavia, come sottolineato da Bettio et al. (2019), le differenze di trattamento salariale tra uomini e donne continuano a riflettere anche fattori culturali, storici e sociali, che vanno oltre la semplice applicazione di politiche di uguaglianza formale.

Un'altra dimensione cruciale è quella delle disparità territoriali. Le opportunità occupazionali e salariali sono fortemente concentrate nei centri urbani e nelle regioni economicamente dinamiche, mentre le aree rurali o periferiche soffrono di stagnazione economica, bassa innovazione e scarsa mobilità sociale. Le differenze geografiche si sommano alle altre forme di disuguaglianza, amplificandone di fatto gli effetti. Fana et al. (2018) sottolineano che le riforme del lavoro, pur avendo avuto un impatto positivo sulla crescita dell'occupazione in alcuni paesi, non sono riuscite a risolvere le disuguaglianze regionali e le difficoltà legate alla qualità del lavoro, con una persistente divisione tra paesi ad alto reddito e paesi con economie meno sviluppate.

Infine, un altro elemento che merita attenzione è la relazione tra età e salario. In Europa, i giovani, nonostante siano generalmente più istruiti rispetto alle generazioni precedenti, guadagnano meno e affrontano maggiori difficoltà nel mercato del lavoro. Kuhn e Maleki (2017) hanno documentato come i giovani, soprattutto quelli con meno di 30 anni, siano particolarmente colpiti dalla disoccupazione giovanile e dalla precarizzazione del lavoro, trovandosi spesso impiegati in contratti a termine, part-time o in forme di lavoro atipico. Questo fenomeno è particolarmente evidente in paesi come l'Italia e la Spagna, dove la disoccupazione giovanile ha raggiunto livelli preoccupanti. Al contempo, i lavoratori più anziani (di solito definiti come quelli con un'età superiore ai 50 anni) in Europa, nonostante tendano ad avere salari più elevati rispetto ai giovani, spesso affrontano una serie di difficoltà legate alla loro permanenza nel mercato del lavoro. Questo gruppo di lavoratori, pur godendo di una maggiore esperienza e competenza, si trova sempre più frequentemente a fronteggiare sfide legate alla crescente competitività nel mercato del lavoro e all'obsolescenza delle competenze. Come sottolineano numerosi studi, tra cui quello di Eurofound (2020), i

lavoratori senior sono sempre più esposti a fenomeni di esclusione anticipata: in particolare prepensionamenti e ristrutturazioni aziendali. In molti settori, l'adozione di nuove tecnologie ha reso più difficile per i lavoratori più anziani rimanere competitivi, mentre le imprese tendono a sostituirli con profili più giovani e flessibili. Il tasso di partecipazione al lavoro tra i lavoratori anziani è generalmente inferiore rispetto alle altre fasce di età, e questi lavoratori spesso hanno difficoltà a trovare nuove opportunità occupazionali una volta persa la loro posizione lavorativa, in particolare nelle economie ad alta tecnologia. Chauvin e Goos (2016) sottolineano che, mentre i salari aumentano con l'esperienza, i cambiamenti nel panorama occupazionale e la crescente digitalizzazione stanno riducendo le opportunità per i lavoratori più anziani, portando a un crescente divario delle prospettive lavorative tra le diverse generazioni. Le politiche europee hanno cercato di rispondere a queste disuguaglianze, ma l'efficacia di tali interventi è variabile, a seconda dei paesi e delle risorse disponibili. Le politiche di welfare e di protezione sociale sono fondamentali per ridurre le disuguaglianze salariali, ma la loro applicazione non è sempre uniforme tra gli Stati membri. In alcuni paesi, le riforme in ambito di salario minimo e di accesso al lavoro giovanile hanno avuto effetti positivi, mentre in altri, le disuguaglianze sono rimaste sostanzialmente inalterate (Fana et al., 2018).

Alla luce di questi fenomeni, appare sempre più evidente che il cambiamento degli equilibri tra capitale e lavoro costituisca uno dei processi strutturali più significativi alla base della trasformazione del mercato del lavoro europeo. In particolare, la tendenza alla crescita dei profitti a ritmi più sostenuti rispetto ai salari segnala un riequilibrio sfavorevole per il lavoro nella distribuzione del reddito.

Tra i fattori che contribuiscono a questo fenomeno si annoverano l'introduzione di tecnologie *labour-saving*, la diffusione di processi automatizzati e l'intensificazione della produzione internazionale, che hanno nel complesso favorito una redistribuzione del valore aggiunto a vantaggio del capitale. Tuttavia, l'analisi settoriale rivela anche come la presenza di istituzioni del lavoro forti, in particolare l'elevata densità sindacale, sia associata a una maggiore crescita salariale e a un parziale contenimento delle dinamiche di polarizzazione.

In Italia, le dinamiche che riguardano il progresso tecnologico e che stanno trasformando il mercato del lavoro si innestano su una struttura occupazionale già segnata da diverse problematiche strutturali, prima tra tutte la disoccupazione, che colpisce particolarmente i più giovani, con un progressivo innalzamento dell'età media dei lavoratori nelle imprese. I

settori maggiormente in declino sono quelli della cosiddetta *old economy* (settori come quelli dell'edilizia e della manifattura tradizionale²), che hanno visto diminuire il proprio tasso di occupazione. Questo fenomeno però non colpisce anche gli altri paesi europei, ad esempio, in Germania il tasso di occupazione in questi settori (dal 2008 al 2021) è addirittura salito, passando dal 70% al 75% (Iacovone, 2019). Inoltre, l'Italia, più di altri paesi europei, sembra non avere ancora le infrastrutture adatte ad accogliere i cambiamenti che stanno interessando l'economia globale. Se da un lato il progresso tecnologico appare ormai inarrestabile, dall'altro c'è bisogno di politiche adeguate a sostenerlo. In questo contesto è necessario puntare sulla formazione dei nuovi lavoratori e sulla riqualificazione di quelli che già operano nel mercato del lavoro per fare in modo che nessuno resti indietro e che il paese rimanga competitivo a livello internazionale. I paesi che riusciranno ad adeguarsi alle nuove tecnologie più velocemente saranno anche quelli che riusciranno a trarne i maggiori benefici, sia in termini di occupazione che di produttività.

Queste evidenze rafforzano l'interpretazione secondo cui la polarizzazione del mercato del lavoro non è un esito inevitabile del progresso tecnologico, bensì il risultato di scelte economiche e istituzionali che incidono sulla distribuzione del reddito e sul potere contrattuale delle diverse classi sociali. In tal senso risulta essenziale, per qualunque politica di contrasto alla disuguaglianza, intervenire direttamente sulla distribuzione funzionale del reddito, riequilibrando i rapporti tra capitale e lavoro (Galbraith, 2012). Queste osservazioni trovano conferma anche nell'analisi condotta da Coveri et al. (2022), che propone un approccio post-keynesiano per studiare la distribuzione funzionale del reddito nelle industrie europee, integrando le dinamiche di cambiamento tecnologico, delocalizzazione e istituzioni del lavoro. Secondo lo studio, la distinzione tra strategie di costo e strategie tecnologiche è cruciale per comprendere la logica delle strategie imprenditoriali e i conseguenti effetti distributivi della ricchezza generata. L'adozione di strategie aziendali orientate alla competitività di costo, caratterizzate da investimenti in automazione dei processi e intensificazione dell'offshoring, si associa sistematicamente ad un indebolimento della quota salari, ovvero alla riduzione della porzione di valore aggiunto destinata al lavoro. In questo scenario, l'introduzione di nuove tecnologie non si traduce in un aumento diffuso dei salari, ma piuttosto in una redistribuzione dei guadagni a favore del capitale, spesso accompagnata

² La manifattura tradizionale si riferisce a metodi produttivi consolidati che impiegano processi meccanici manuali o semi-automatizzati, con limitata integrazione digitale. Settori tipici includono la falegnameria, la ceramica, la tessitura e la produzione alimentare artigianale.

da una compressione dei salari nelle fasce medie e basse. Al contrario, le industrie che adottano strategie di competitività tecnologica basate su innovazioni di prodotto³, mostrano una correlazione positiva sia con l'aumento dei salari che dei profitti. Queste traiettorie tecnologiche sembrano quindi in grado di ridurre il conflitto distributivo tra capitale e lavoro, favorendo una crescita più equilibrata. Inoltre, anche la delocalizzazione ha un effetto sulla distribuzione dei salari. In particolare, l'offshoring verso paesi esteri low-tech intensifica la competizione salariale tra lavoratori, generando pressioni al ribasso sulla retribuzione, mentre l'approvvigionamento da settori high-tech, tipica di industrie avanzate come l'elettronica, tende a sostenere i margini di profitto senza penalizzare direttamente i lavoratori, poiché consente alle industrie di accedere a input avanzati non disponibili a livello nazionale rafforzando il potenziale innovativo delle imprese. Ciò conferma che la tecnologia non è mai neutrale nei suoi effetti distributivi: il modo in cui viene implementata, insieme alle scelte strategiche delle imprese e al contesto istituzionale in cui si inserisce, determina chi beneficia della crescita e chi ne resta escluso.

In sintesi, le evidenze esposte finora riguardo alla trasformazione del mercato del lavoro europeo delineano un contesto in cui le dinamiche salariali sono fortemente influenzate da scelte tecnologiche, strategie aziendali e configurazioni istituzionali, con effetti profondi sulla distribuzione del reddito e sulle disuguaglianze sociali. Lungi dall'essere determinata da forze neutre, la polarizzazione del lavoro e dei redditi si configura come il risultato di processi economici selettivi, che premiano alcuni segmenti della forza lavoro e ne penalizzano altri. Comprendere tali meccanismi è fondamentale per orientare politiche pubbliche più eque e sostenibili. A partire da questo quadro teorico e interpretativo, la sezione seguente analizzerà i dati empirici relativi alle retribuzioni in Europa, con l'obiettivo di individuare pattern ricorrenti, differenze strutturali e traiettorie future.

2.2 *Analisi dei dati Eurostat per 5 paesi europei*

Per comprendere meglio la portata e l'articolazione di queste trasformazioni, nella presente sezione si propone un'analisi dei dati Eurostat relativi ai salari orari, disaggregati per livello di istruzione, genere, età e area geografica. Questo passaggio empirico consentirà di misurare

³ Secondo l'Oslo Manual, che rappresenta il riferimento standard per la classificazione delle innovazioni, l'innovazione di prodotto è "l'introduzione di un bene o servizio nuovo oppure significativamente migliorato rispetto alle sue caratteristiche o agli usi previsti. Ciò include miglioramenti rilevanti nelle specifiche tecniche, nei componenti e materiali, nel software incorporato, nella facilità d'uso o in altre caratteristiche funzionali".

l'effettiva incidenza dei fenomeni descritti e di individuare eventuali traiettorie divergenti tra paesi o gruppi sociali.

L'analisi che segue si concentra su cinque paesi europei – Italia, Spagna, Francia, Belgio e Germania – scelti per rappresentare un'eterogeneità di sistemi produttivi, istituzioni del mercato del lavoro e traiettorie economiche. L'esame delle retribuzioni orarie medie permette di cogliere le dinamiche salariali europee e di fare alcune considerazioni riguardo alle differenze tra i paesi europei selezionati.

2.2.1 Metodologia

L'analisi è articolata in due momenti principali, in un primo momento vengono considerati i dati relativi all'intera economia del settore privato, secondo la classificazione NACE Rev. 2, che include le principali branche produttive (come l'agricoltura, la manifattura, il commercio, la sanità e l'istruzione), escludendo l'amministrazione pubblica. Successivamente, invece, l'attenzione viene focalizzata sul comparto manifatturiero in senso stretto (NACE sezione C), al fine di evidenziare le specificità retributive e occupazionali di un settore particolarmente rilevante nell'economia europea e per le dinamiche di polarizzazione del mercato del lavoro.

Per la prima parte i grafici riportati rappresentano un'elaborazione dei dati contenuti nel dataset "Mean hourly earnings by sex, age and occupation" per l'anno 2022, estratto dal portale Eurostat – Structure of Earnings Survey (SES).

Il dataset fornisce i salari orari medi lordi, espressi in euro e standardizzati per potere d'acquisto (PPS), e li disaggrega secondo tre dimensioni fondamentali:

- Sesso (maschi, femmine, totale);
- Fasce d'età (meno di 30 anni, tra i 30 e i 49 anni, più di 50 anni);
- Occupazione, classificata secondo lo standard ISCO (Managers; Professionals; Technicians and associate professionals; Clerical support workers; Service and sales workers; Skilled agricultural, forestry and fishery workers; Craft and related trades workers; Plant and machine operators and assemblers; Elementary occupations).

Nella seconda parte, riferita al settore manifatturiero, i grafici riportati rappresentano un'elaborazione dei dati contenuti nel dataset "Mean hourly earnings by sex, economic

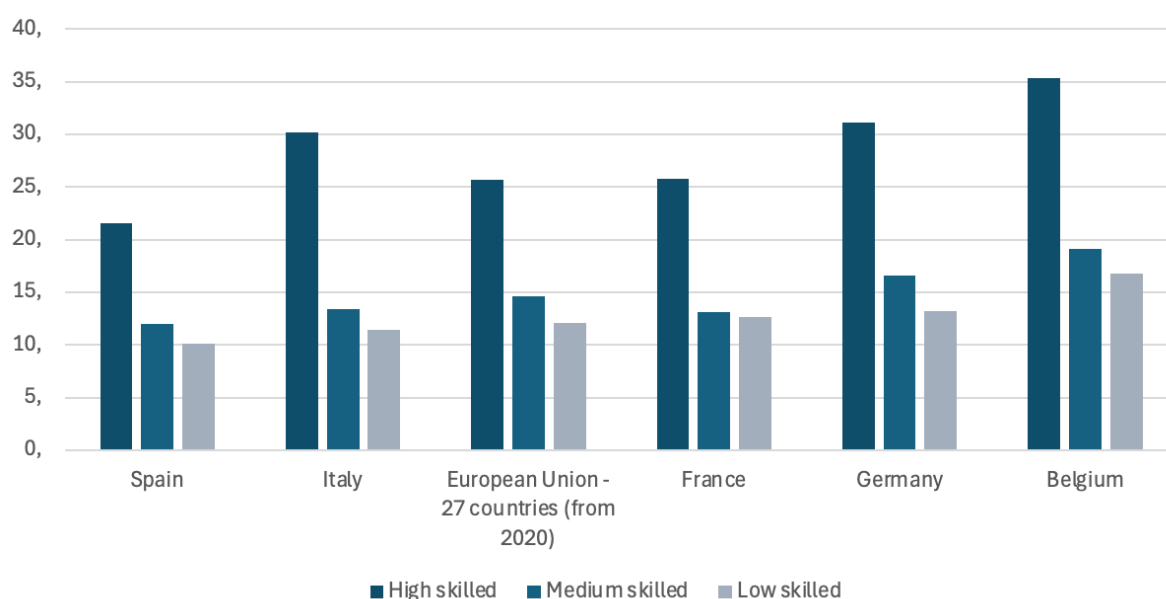
activity and educational attainment” estratto sempre dal portale Eurostat – Structure of Earnings Survey (SES).

Il dataset fornisce i salari orari medi lordi disaggregati per:

- Sesso (maschi, femmine, totale);
- Settore di attività economica, secondo la classificazione NACE Rev. 2;
- Livello di istruzione, classificato secondo lo standard ISCED 2011, distinto in: istruzione primaria o secondaria inferiore, istruzione secondaria superiore e post-secondaria non terziaria, istruzione terziaria (laurea, master, dottorato).

I dati, riferiti all’anno 2022 e alle imprese con almeno 10 dipendenti, sono stati rielaborati con l’obiettivo di evidenziare le dinamiche salariali e analizzare le tendenze che ne emergono, in particolare in base alle differenze legate al titolo di studio, al genere e all’età.

2.2.2 Salari orari nell’intera industria distinti per tipo di occupazione



Il confronto tra i salari orari nell’industria, suddivisi per livello di qualificazione (alta, media e bassa), evidenzia differenze strutturali significative tra i principali paesi europei. Il Belgio presenta i salari più elevati in tutte le categorie, con una retribuzione oraria che supera i 35 euro per i lavoratori altamente qualificati, mantenendo comunque livelli relativamente alti anche per le qualifiche medie e basse, anche se con un differenziale significativo rispetto

alla prima categoria. La Germania segue con una retribuzione media di circa 32 euro per i lavoratori high-skilled, e con una marcata distanza rispetto alle fasce di medio e basso livello, che percepiscono rispettivamente circa 16 e 13 euro l'ora. L'Italia mostra un profilo particolare: se da un lato i lavoratori ad alta qualificazione sono ben retribuiti (oltre 30 euro/ora)⁴ avvicinandosi ai livelli della Germania, dall'altro quelli a qualificazione media e bassa si collocano su valori nettamente inferiori, intorno ai 13 euro o meno. C'è quindi un'elevata disparità retributiva, sintomo di un mercato industriale che valorizza i profili specialistici, lasciando però indietro una parte significativa della forza lavoro impiegata in mansioni a media e bassa qualifica. La Francia si distingue invece per una maggiore omogeneità salariale: pur avendo salari inferiori a Belgio e Germania per i profili più qualificati, mantiene un divario contenuto tra le altre due categorie. La Spagna, infine, si posiziona nella parte bassa della classifica salariale, con retribuzioni comprese tra 10 euro (low-skilled) e poco più di 21 euro per gli high-skilled.

Queste differenze salariali tra i vari livelli di qualificazione non sono solo il risultato di dinamiche locali o istituzionali, ma riflettono più profondamente le trasformazioni strutturali nei mercati del lavoro, innescate da processi tecnologici di lungo periodo. Una delle teorie più accreditate per spiegare tali divari è quella dello *Skill-Biased Technological Change*, analizzata in dettaglio nel capitolo precedente e secondo cui il progresso tecnologico ha accresciuto in modo sproporzionato la domanda di lavoratori altamente qualificati, a scapito di quelli con competenze medie e basse (Acemoglu, 2002). In sostanza, la tecnologia non sostituisce il lavoro umano in modo neutro, ma favorisce determinati profili professionali, amplificando così i differenziali salariali.

Inoltre, nonostante il numero di laureati sia in forte crescita, questo aumento non sembra avere un impatto negativo sulle dinamiche salariali di questa categoria. Questo perché l'elasticità di sostituzione tra lavoratori con diploma di scuola superiore e laureati è molto più elevata di quanto si pensasse in precedenza. Questo implica che, all'aumentare della disponibilità di lavoratori altamente qualificati, i salari non si comprimono in modo proporzionale, poiché questi profili risultano complementari alle tecnologie moderne e non facilmente rimpiazzabili. Al contrario, i lavoratori con skill medie, spesso impegnati in mansioni ripetitive o standardizzabili, risultano essere i più esposti alla sostituzione da parte

⁴ Questo dato è influenzato in particolare dal salario dei manager rappresentati nel campione, che percepiscono in media 46,7€ l'ora.

di macchine e software, un fenomeno osservabile chiaramente nei settori industriali più automatizzati.

Il caso italiano appare emblematico in questo contesto: la presenza di salari relativamente alti per gli high-skilled, unita a retribuzioni stagnanti o basse per gli altri livelli, può essere interpretata proprio alla luce del SBTC. L'industria italiana sembra premiare una ristretta élite di lavoratori altamente qualificati, in grado di integrarsi con le tecnologie avanzate, mentre lascia poco spazio di crescita salariale ai profili intermedi. In Francia, invece, una struttura salariale più equa suggerisce una diversa composizione settoriale o un sistema istituzionale che mitiga gli effetti selettivi della tecnologia, anche se a costo di una minore crescita retributiva complessiva.

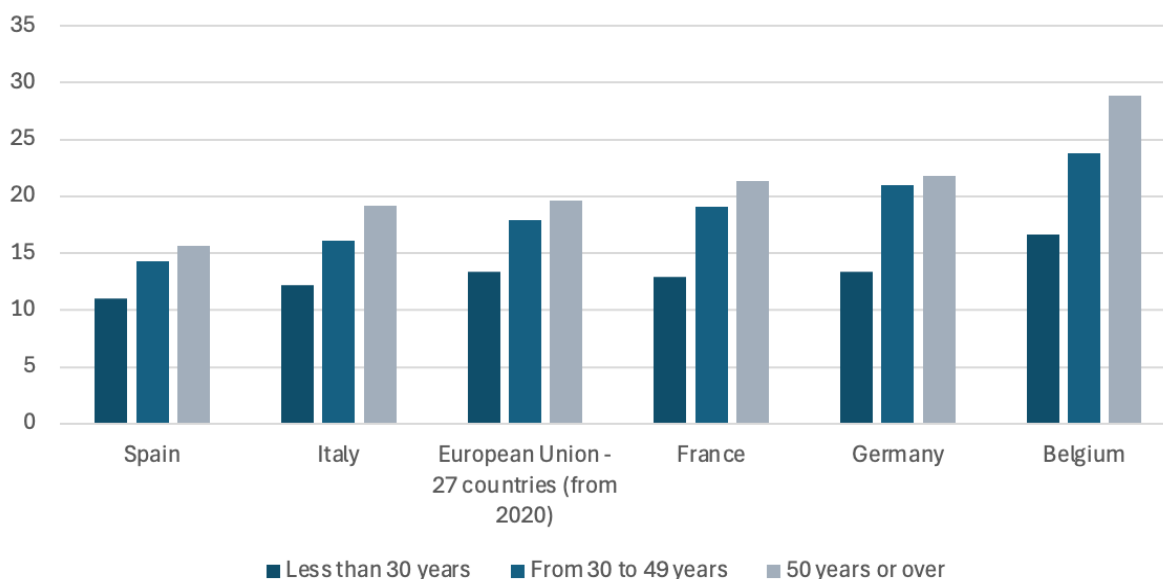
Anche l'evidenza temporale sostiene l'ipotesi del SBTC: tra gli anni Ottanta e il duemila, la crescita del premio salariale per i laureati⁵ (college wage premium) ha seguito un trend in costante aumento, particolarmente marcato tra i lavoratori più giovani e poi visibile anche tra quelli di mezza età e anziani (Card e Lemieux, 2001). Questo fenomeno è attribuibile sia all'aumento della domanda relativa per competenze avanzate, sia all'accresciuta qualità media delle nuove generazioni di lavoratori istruiti, spesso non considerata dalle analisi tradizionali.

Di conseguenza, la distribuzione dei salari nell'industria europea non può essere compresa senza tenere conto delle dinamiche di lungo periodo legate all'innovazione, all'istruzione e alla capacità dei sistemi produttivi nazionali di adattarsi al cambiamento in atto e provare a mitigare gli effetti asimmetrici della trasformazione tecnologica.

Queste dinamiche mettono in luce l'importanza della formazione e della riqualificazione dei lavoratori. Solo in questo modo è possibile mitigare gli effetti negativi dell'introduzione di nuove tecnologie nei vari settori economici. Il progresso tecnologico, che appare sempre più inarrestabile, deve essere accompagnato e guidato per evitare ripercussioni negative su delle fasce di lavoratori che già da molti decenni hanno visto peggiorare le loro condizioni.

⁵ Il "collage wage premium", noto anche come premio salariale per i laureati, rappresenta la percentuale che i laureati guadagnano in più rispetto ai diplomati o ai lavoratori con istruzione inferiore, a parità di altre condizioni, come, ad esempio, l'età, il settore o il genere.

2.2.3 Salari orari in tutta l'industria distinti per fasce d'età



Il grafico mostra l'andamento dei salari orari per tre fasce d'età: gli under 30, quelli con un'età compresa tra 30 e 49 anni e gli over 50. È evidente come i salari orari crescano all'aumentare dell'età, riflettendo sia l'accumulazione di esperienza che la seniority nei contratti. In tutti i paesi i lavoratori più giovani percepiscono salari inferiori rispetto ai colleghi più anziani. I salari più elevati si riscontrano nella fascia degli over 50, con un picco notevole in Belgio, dove sfiorano i 30 €/ora. L'Italia mostra uno dei divari più marcati tra giovani e over 50, che indica una forte segmentazione generazionale del mercato del lavoro. Questi dati confermano come le dinamiche retributive siano fortemente influenzate dall'età, e suggeriscono una potenziale fragilità occupazionale per i giovani, spesso impiegati in posizioni meno qualificate e più precarie.

Negli ultimi decenni, il divario salariale tra giovani under 35 e lavoratori over 50 è aumentato significativamente in molti paesi europei, tra cui quelli analizzati nel grafico di cui sopra. In Italia, ad esempio, tra il 1985 e il 2019, la probabilità per un giovane di appartenere al quartile superiore della distribuzione salariale è diminuita del 34%, mentre per gli over 55 è aumentata del 32%, e la quota di ruoli manageriali detenuti da giovani è crollata dall'8% al 3%. Queste evidenze sono state esposte in uno studio di Bianchi e Paradisi (2024), che analizza come nei paesi ad alto reddito, il salario medio dei lavoratori più anziani sia cresciuto più velocemente rispetto a quello dei lavoratori più giovani, portando ad interrogarsi su come l'invecchiamento della popolazione e l'allungamento delle carriere stia avendo un forte impatto sul mondo del lavoro. In particolare, l'alzamento dell'età

pensionabile porta i lavoratori a rimanere più a lungo nelle aziende e questo porta ad un rallentamento delle promozioni e crea meno possibilità ai giovani di accedere a posizioni apicali, costringendoli a rimanere a lungo bloccati in posizioni intermedie o basse. Questo fenomeno è particolarmente evidente nelle grandi imprese, sono, infatti, sempre di più i giovani che trovano lavoro nelle piccole imprese, ovviamente però a costo di salari e prospettive più basse. Aumenta così il pay gap tra giovani e over 55: in Italia, il salario medio degli over 55 è cresciuto del 50% dal 1985, mentre quello degli under 35 solo del 14%. Questo fenomeno porta a dei career spillover negativi: i giovani non crescono all'interno delle imprese e restano relegati a posizioni inferiori, sia in termini di occupazione che di salario.

In parallelo, in paesi come Spagna e Italia, la struttura duale⁶ del mercato del lavoro ha accentuato la precarietà giovanile: i giovani sono spesso confinati in contratti temporanei e mal pagati, mentre gli over 50 beneficiano di maggiore stabilità e tutele (Guardiancich e Natali, 2019). Anche in Germania e Belgio, sebbene i mercati siano più regolati e meno segmentati, si osserva una crescente concentrazione dei lavoratori anziani in imprese ad alta produttività e con salari più elevati, mentre i giovani incontrano ostacoli crescenti nell'accedere a tali contesti. Le riforme pensionistiche attuate in tutta Europa, che hanno innalzato l'età pensionabile, hanno prolungato la permanenza degli over 55 nel mercato del lavoro, contribuendo a saturare le posizioni senior e rallentare il ricambio generazionale. In aggiunta, la stagnazione della crescita economica e il rallentamento della produttività, particolarmente marcati in Italia, Belgio e Francia, hanno ridotto la capacità delle imprese di espandere le loro gerarchie interne, comprimendo ulteriormente le prospettive di carriera per le generazioni più giovani (Bentolila et al., 2022).

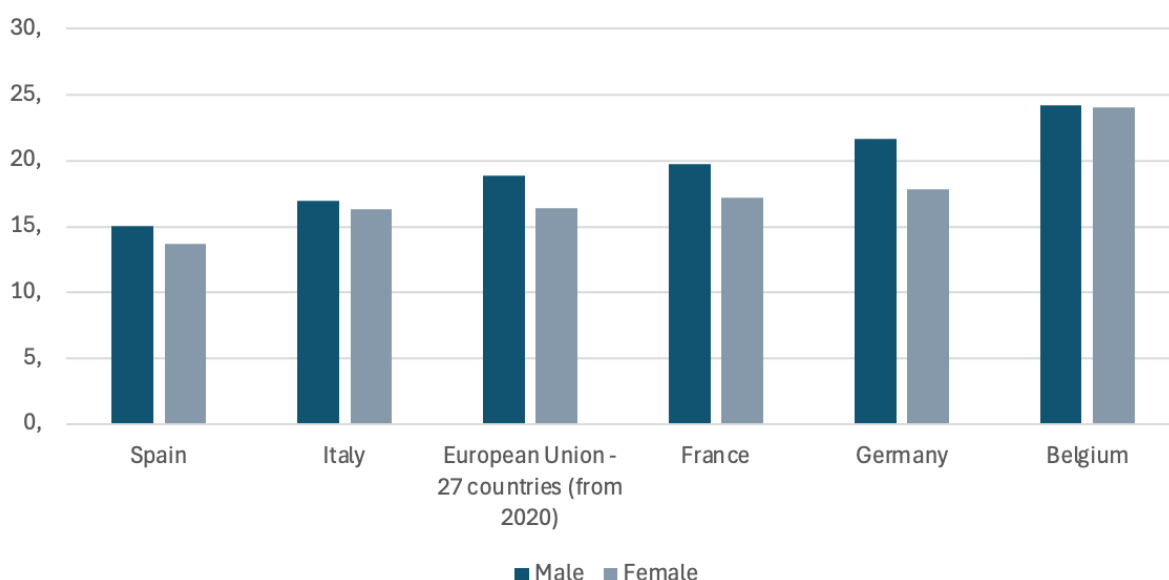
Complessivamente, i dati indicano che la causa principale dell'ampliamento del divario salariale risiede in un peggioramento relativo delle traiettorie retributive giovanili: in Italia, ad esempio, il 78% dell'incremento del divario è attribuibile allo scivolamento dei giovani verso il basso della distribuzione salariale e alla simultanea ascesa degli over 55 (Bianchi e Paradisi, 2024).

In conclusione, il crescente divario salariale tra giovani e lavoratori over 50 nei principali paesi europei non è il frutto di una semplice evoluzione naturale del ciclo lavorativo, ma il

⁶ Per struttura duale del mercato del lavoro si intende la coesistenza di due segmenti: da un lato uno con impieghi stabili, ben remunerati e ottime prospettive di carriera e formazione continua, dall'altro uno con lavori precari, bassi salari e scarse possibilità di avanzamento.

risultato di dinamiche strutturali complesse che coinvolgono l'invecchiamento demografico, la rigidità delle organizzazioni aziendali, le riforme pensionistiche e una segmentazione crescente del mercato del lavoro. Questi fattori hanno finito per penalizzare in modo sistematico le nuove generazioni, ostacolando il loro accesso alle posizioni più remunerative e rallentandone la progressione professionale. Comprendere a fondo le cause di questo squilibrio è essenziale per formulare politiche pubbliche e aziendali che favoriscano una maggiore mobilità intergenerazionale, la valorizzazione dei talenti giovanili e l'equità nelle opportunità di carriera, elementi fondamentali per garantire la sostenibilità sociale ed economica dell'Europa nel lungo periodo.

2.2.4 Salari orari in tutta l'industria distinti per genere



Questo grafico mostra i salari orari medi di uomini e donne nei cinque paesi europei selezionati e la media europea nell'intera industria. In tutti i paesi si osserva un divario salariale di genere a favore degli uomini, sebbene con ampiezza variabile. Il divario più marcato si riscontra in Germania, dove gli uomini guadagnano sensibilmente di più rispetto alle donne. In Belgio, invece, il divario è pressoché nullo, con salari simili tra uomini e donne, suggerendo una maggiore parità di genere sul mercato del lavoro. La media

dell'Unione Europea riflette una situazione intermedia: gli uomini percepiscono in media 19€ l'ora, mentre le donne 16,5€, quindi circa il 13% in meno rispetto agli uomini⁷.

Questo dato riflette un divario retributivo di genere persistente su scala europea, anche se più contenuto rispetto a quello osservato in paesi come Germania e Francia, indicando che ci sono dei paesi europei che sono riusciti a colmare maggiormente il gap salariale tra uomini e donne.

Queste evidenze confermano che il genere resta una variabile determinante nella distribuzione salariale, anche in economie avanzate, ma l'entità della disuguaglianza è influenzata dal contesto istituzionale e dalle politiche di uguaglianza implementate nei singoli paesi. Da diversi studi emerge come negli ultimi decenni, paesi come Francia, Belgio, Germania, Italia e Spagna hanno compiuto progressi significativi nella promozione dell'uguaglianza di genere nel mercato del lavoro, ma, nonostante ciò, permangono ancora delle disparità, in particolare sul fronte salariale e occupazionale. Fattori strutturali e congiunturali (tra cui il livello di istruzione, la diffusione del lavoro part-time e temporaneo e la crisi finanziaria del 2008) influenzano in modo marcato il gender pay gap e il gender employment gap (Bonet e Moreno, 2011). La presenza femminile in contratti precari e part-time contribuisce ad ampliare il divario salariale, soprattutto nei Paesi con un PIL pro capite più basso.

Da diversi studi emerge come negli ultimi decenni, paesi come Francia, Belgio, Germania, Italia e Spagna hanno compiuto progressi significativi nella promozione dell'uguaglianza di genere nel mercato del lavoro, ma, nonostante ciò, permangono ancora delle disparità, in particolare sul fronte salariale e occupazionale. Fattori strutturali e congiunturali (tra cui il livello di istruzione, la diffusione del lavoro part-time e temporaneo e la crisi finanziaria del 2008) influenzano in modo marcato il gender pay gap e il gender employment gap (Bonet e Moreno, 2011). La presenza femminile in contratti precari e part-time contribuisce ad ampliare il divario salariale, soprattutto nei Paesi con un PIL pro capite più basso.

Un elemento centrale nell'analisi delle persistenti disuguaglianze salariali di genere è rappresentato dal concetto di greedy work⁸, sviluppato dall'economista Claudia Goldin

⁷ La differenza osservata tra generi non è stata aggiustata per gli effetti derivanti dalla composizione del campione, ossia dalle caratteristiche sociodemografiche e professionali che variano all'interno dei gruppi. Ad esempio, nel campione delle donne potrebbero essere prevalenti individui più giovani, con qualifiche o livelli di istruzione diversi, fattori che possono influenzare la differenza riportata nel testo.

⁸ Per "greedy works" si intendono quei lavori totalizzanti, che richiedono un impegno, in termini di tempo, elevato.

(2014). Tale espressione indica quelle professioni che, pur offrendo retribuzioni elevate, richiedono un impegno orario intenso, rigido e poco flessibile, spesso concentrato in fasce orarie serali, nei fine settimana o in momenti non pianificabili. La struttura retributiva di questi lavori, in cui l'aumento delle ore lavorate comporta una remunerazione oraria superiore in modo non lineare, penalizza fortemente chi, come molte donne, deve conciliare l'attività lavorativa con responsabilità familiari e di cura. Di conseguenza, le donne tendono a orientarsi verso impieghi più flessibili ma meno remunerativi e con minori possibilità di avanzamento di carriera, alimentando così il divario retributivo di genere (Goldin, 2021). In questi lavori, l'elasticità tra ore lavorate e retribuzione è spesso superiore a 1, creando una forte discrepanza salariale a svantaggio delle donne, che tendono a preferire (o a essere costrette a preferire) flessibilità temporale, specialmente dopo la maternità. L'analisi di Goldin si basa sul mercato del lavoro statunitense, ma è possibile estendere i risultati anche ad altri paesi, come ad esempio l'Europa o l'Australia, in cui, nonostante le differenze istituzionali rispetto agli Stati Uniti, esistono lavori *greedy*, e dove le disparità salariali di genere sono maggiori proprio in queste occupazioni. Tuttavia, le istituzioni del mercato del lavoro australiano, in particolare la presenza della contrattazione collettiva, mitigano in parte tali disuguaglianze. I risultati mostrano infatti che il *gender pay gap* è più contenuto quando i salari sono determinati da accordi collettivi, mentre aumentano significativamente con gli accordi individuali, che predominano proprio nei settori *greedy* e più remunerativi, spesso a prevalenza maschile (Sobeck, 2024).

Una sfida più recente, invece, è rappresentata dalla robotizzazione, che, secondo recenti evidenze empiriche, tende ad aumentare il divario salariale di genere. Tale effetto deriva sia da una distribuzione settoriale e occupazionale asimmetrica, sia da una complementarità tecnologica che favorisce ruoli, come quelli in ambito tecnico ed ingegneristico, in cui gli uomini vantano una maggiore rappresentazione.

Sul piano normativo, Francia, Belgio, Germania, Italia e Spagna hanno adottato misure vincolanti per combattere le disuguaglianze di genere, ma, nonostante l'adozione di questi strumenti comuni nell'ambito dell'Unione Europea, la piena parità nel mondo del lavoro resta ancora un obiettivo lontano. I dati confermano che le donne restano più vulnerabili, più presenti nei settori a bassa retribuzione, meno attive nel mercato del lavoro e spesso escluse dalle posizioni apicali (Eurostat, 2020). Questo squilibrio è stato ulteriormente aggravato dalla crisi legata alla pandemia di COVID-19. Secondo l'OCSE (2021), in molti Paesi europei la riduzione delle ore lavorate durante la pandemia ha colpito in modo più marcato

le donne. Tale dinamica ha prodotto delle conseguenze negative sulle prospettive occupazionali e salariali, fenomeno noto come *scarring effect*⁹, che potrebbe invertire i progressi ottenuti nella riduzione del divario retributivo di genere nel corso degli ultimi decenni.

Per affrontare queste sfide, emerge con forza la necessità di un approccio integrato che combini interventi normativi, politiche attive del lavoro e riforme culturali. L'integrazione della prospettiva di genere nelle politiche economiche e sociali dell'Unione Europea non può più essere considerata un obiettivo secondario, ma deve diventare una leva centrale per lo sviluppo inclusivo. Solo riconoscendo pienamente il valore dell'equità e rimuovendo gli ostacoli sistemici alla partecipazione femminile, sarà possibile costruire un mercato del lavoro più equo, resiliente e capace di valorizzare tutte le risorse disponibili.

2.3 Il settore manifatturiero

Un aspetto centrale emerso dalla letteratura recente riguarda l'impatto dell'automazione non soltanto sull'occupazione complessiva, ma soprattutto sulla distribuzione dei redditi da lavoro e sulla composizione salariale tra gruppi socioprofessionali. I risultati più aggiornati confermano che nei settori manifatturieri l'automazione agisce come un sostituto del lavoro, riducendone il fabbisogno e contribuendo alla caduta della quota salari. Tuttavia, gli effetti sull'occupazione aggregata sono mitigati nei servizi, dove non si osservano sostituzioni altrettanto marcate (Dauth et al., 2021; Benmelech e Zator, 2022).

Sono diversi i fattori che si intrecciano nella determinazione dei salari europei: se da un lato emerge una tendenza alla polarizzazione, dall'altro si osserva una pressione al ribasso dei salari generalizzata, che penalizza anche le fasce più qualificate. Questo fenomeno può essere spiegato dalla presenza di una serie di grandi aziende che esercitano un potere di mercato rilevante non solo nel mercato dei beni ma anche in quello del lavoro, riducendo la capacità contrattuale dei lavoratori. L'adozione di tecnologie automatizzate ha favorito queste imprese più grandi e produttive, che grazie alla loro capacità di sostenere i costi fissi

⁹ Lo *scarring effect* indica l'insieme di effetti economici e occupazionali persistenti che derivano da esperienze negative nel mercato del lavoro, come la disoccupazione prolungata, l'inattività forzata (ad esempio a causa della maternità o dell'assistenza familiare) o l'occupazione in posizioni precarie. Tali eventi, anche se temporanei, possono produrre conseguenze durature sul salario, sulla stabilità dell'impiego e sulle opportunità di avanzamento professionale, incidendo negativamente sull'accumulazione di capitale umano e sulla traiettoria retributiva del lavoratore nel lungo periodo.

associati all'automazione, migliorano la produttività del lavoro e ampliano la loro quota di mercato, aumentando la concentrazione industriale (Mertens, 2023).

Nel settore dei servizi, la contrazione salariale avviene anche in assenza di sostituzione tecnologica diretta, suggerendo che i salari siano spinti verso il basso attraverso due canali: da un lato, la crescita del potere di mercato delle imprese dominanti; dall'altro, la riallocazione dei lavoratori espulsi dalla manifattura verso i servizi, dove la minore produttività e la segmentazione occupazionale accentuano il rischio di sottooccupazione e il degrado qualitativo delle condizioni di lavoro (Acemoglu & Restrepo, 2022).

Di fronte a tali dinamiche, aumentano le regolamentazioni che hanno lo scopo di arginare gli effetti negativi di queste dinamiche. L'Unione Europea ha avviato una serie di iniziative coordinate, come infrastrutture digitali, formazione e riqualificazione professionale, politiche sociali e dell'innovazione, finalizzate a compensare gli effetti redistributivi dell'automazione. Attraverso strumenti finanziari come il NextGenerationEU, i Piani Nazionali di Ripresa e Resilienza (PNRR) e i Fondi strutturali e di investimento europei, si punta a facilitare il reinserimento dei lavoratori espulsi in occupazioni di qualità superiore. Tuttavia, il successo di queste misure dipende fortemente dalla capacità dei governi nazionali e regionali di coordinarsi con le strategie europee e intervenire in modo mirato sui territori più colpiti, nonché dalla capacità delle imprese di offrire percorsi di upskilling e reskilling¹⁰ ai propri dipendenti.

Dunque, dopo aver esaminato le dinamiche occupazionali complessive all'interno del settore industriale, può risultare interessante restringere l'analisi al comparto manifatturiero, che costituisce una delle colonne portanti dell'economia europea in termini di valore aggiunto, produttività e livelli occupazionali. La manifattura, infatti, non solo assorbe una quota significativa della forza lavoro industriale, ma rappresenta anche il terreno privilegiato per l'implementazione di innovazioni tecnologiche, automazione e trasformazioni digitali.

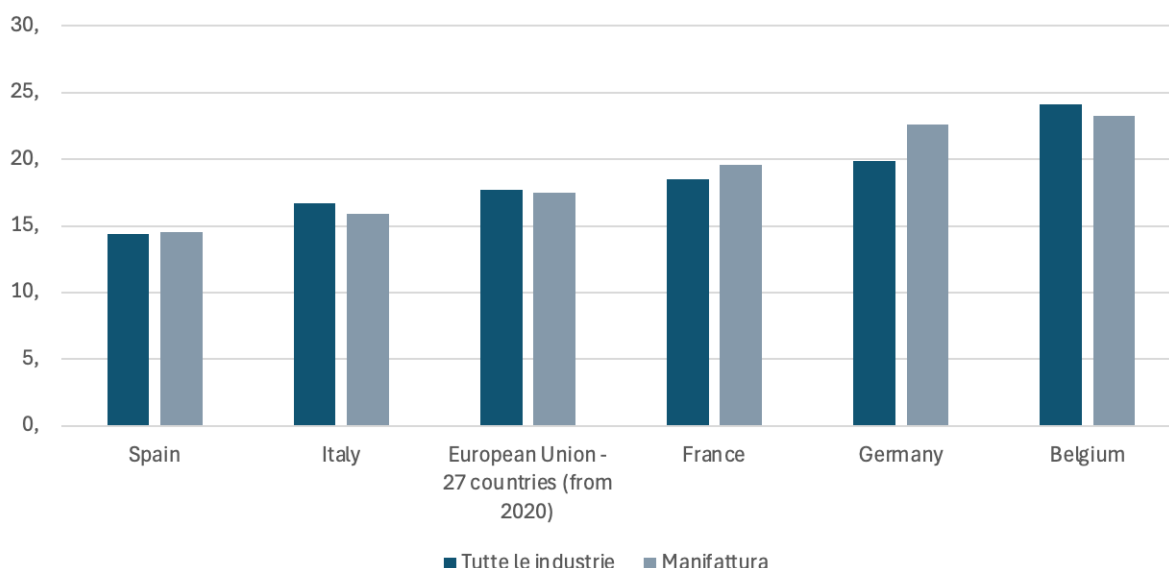
Diversi studi hanno evidenziato come il progresso tecnologico in ambito manifatturiero abbia effetti profondi sulla struttura del mercato del lavoro, contribuendo ad una crescente polarizzazione tra lavoratori altamente qualificati, spesso beneficiari di incrementi salariali

¹⁰ Con il termine *reskilling* si intende il processo di riqualificazione professionale attraverso il quale un lavoratore acquisisce un insieme di competenze completamente nuove, differenti da quelle precedentemente possedute, al fine di ricoprire ruoli o mansioni diverse rispetto alla propria occupazione originaria. Tale processo è particolarmente rilevante in contesti di transizione industriale o tecnologica, dove alcuni profili professionali diventano obsoleti e la riconversione delle competenze diventa essenziale per garantire l'occupabilità.

e di occupazione, e quelli con competenze intermedie o basse, più esposti al rischio di sostituzione tecnologica (Goos et al., 2014). Il settore della manifattura è in generale un settore in continuo sviluppo, che ha registrato negli ultimi anni anche un aumento della produttività (e del valore aggiunto). Questa crescita è però del tutto scollegata dall'occupazione e potrebbe addirittura peggiorare il fenomeno della polarizzazione, dato che l'aumento della produttività è collegata al capitale e non al lavoro. L'innovazione tecnologica, l'automazione e la digitalizzazione sono delle opportunità insostituibili per le imprese, ma possono essere anche motivo di aumento delle disuguaglianze sociali se non accompagnate da politiche attive da parte dei governi, dato che progresso tecnologico e qualità del lavoro non vanno sempre di pari passo.

Analizzare in dettaglio le dinamiche retributive all'interno del settore manifatturiero consente dunque di cogliere con maggiore precisione i meccanismi attraverso cui l'innovazione influenza la distribuzione delle opportunità lavorative e retributive, offrendo un contributo empirico al dibattito sulla job polarization.

2.3.1 Salari orari nella manifattura e nell'intera economia nel 2022



Il grafico mostra i salari orari medi, distinti tra l'intera economia e il settore manifatturiero, con la media europea al centro e, ai lati, i cinque Paesi chiave su cui si basa l'analisi di questo capitolo. Dall'osservazione dei dati emerge un divario significativo: a parità di potere d'acquisto, i salari orari in Italia e Spagna risultano inferiori alla media dell'Unione Europea,

mentre in Francia, Germania e Belgio si collocano al di sopra, indicando un mercato del lavoro più favorevole sotto il profilo retributivo.

Nel confronto tra settori, il comparto manifatturiero segue generalmente l'andamento dell'intera economia. Tuttavia, in Italia i salari orari nella manifattura sono leggermente più bassi rispetto a quelli medi dell'economia. All'opposto, la Germania registra salari manifatturieri superiori a quelli dell'economia complessiva, segnale di un settore ad alta produttività e alta specializzazione. La manifattura tedesca rappresenta il 19,7% del valore aggiunto lordo, più che in Italia (16,3%), Polonia (16,6%), Spagna (11,7%) e Francia (10,6%) (Destatis, 2024), e occupa oltre 6,7 milioni di persone, pari al 19% della forza lavoro nazionale (Bundesagentur für Arbeit, 2024). La sua competitività si fonda su comparti tecnologicamente avanzati come automotive, meccanica di precisione ed elettronica, supportati da elevati investimenti in automazione: la Germania è terza al mondo per densità di robot¹¹ nel settore manifatturiero, con un indice di 415, ben al di sopra della media europea di 151 (Statista, 2024). Nonostante ciò, i salari restano alti, mostrando che automazione e buona qualità del lavoro possono coesistere.

La Francia, pur collocandosi sopra la media europea, resta al di sotto dei livelli salariali di Germania e Belgio, sia nella manifattura che nell'economia generale. Tuttavia, il differenziale salariale tra settori è contenuto, segnalando una certa coesione interna del mercato del lavoro e un buon livello medio di retribuzione.

Infine, in Belgio il salario orario medio è persino superiore a quello tedesco, sia nell'economia generale che nella manifattura. Inoltre, il divario tra i due settori è minimo, segno di una struttura retributiva più equilibrata e di un mercato del lavoro con un maggior coordinamento salariale.

Nel complesso, il settore manifatturiero europeo continua a essere una fonte centrale di occupazione e valore aggiunto, e mostra segnali di crescita: si prevede un aumento dell'8,5% delle imprese manifatturiere tra il 2018 e il 2028 (Statista, 2023), accompagnato da una progressiva espansione occupazionale. Tuttavia, affinché questa dinamica si traduca in un miglioramento diffuso del benessere lavorativo, sarà fondamentale che la crescita dell'occupazione si accompagni a una valorizzazione salariale, soprattutto nei Paesi dove i livelli retributivi nel settore industriale restano inferiori alla media europea.

¹¹ Numero di robot ogni 10.000 dipendenti

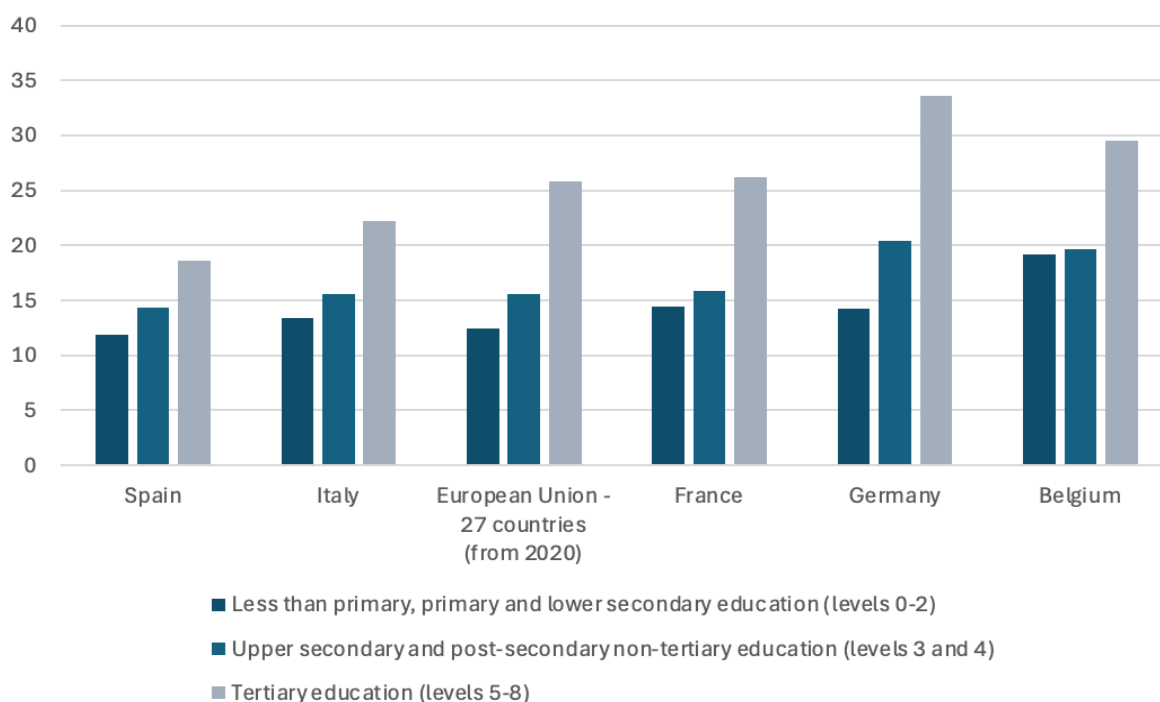
Per quanto riguarda tutti i settori nel loro complesso, uno studio recente che analizza le dinamiche salariali in Europa (Coveri e Pianta, 2022) ha evidenziato, attraverso un modello settoriale, come l'evoluzione dei salari e dei profitti nelle industrie europee sia fortemente influenzata da tre fattori interconnessi: cambiamento tecnologico, strategie di offshoring e struttura delle istituzioni del mercato del lavoro. I risultati mostrano che la crescita dei profitti è sistematicamente correlata negativamente alla crescita dei salari, segnalando un persistente conflitto distributivo tra capitale e lavoro. Tuttavia, nei settori con un incremento significativo della produttività del lavoro, più diffusi in paesi come Germania e Belgio, è possibile osservare un allentamento di questa tensione, grazie a una maggiore possibilità di crescita congiunta dei redditi da lavoro e da capitale. Nei settori ad alta tecnologia, ad esempio, la Germania riesce a mantenere alti livelli di salari industriali, pur in presenza di elevata automazione e delocalizzazione, grazie a strategie orientate all'innovazione di prodotto e a una solida base sindacale.

La Francia si colloca in una posizione intermedia: se da un lato registra una transizione tecnologica meno marcata rispetto alla Germania, dall'altro beneficia di istituzioni del lavoro più forti, con effetti relativamente positivi sulla tenuta dei salari, soprattutto nei settori mediamente sindacalizzati.

Infine, lo studio conferma che una maggiore densità sindacale a livello settoriale è positivamente associata alla crescita dei salari, sottolineando il ruolo cruciale delle organizzazioni dei lavoratori nel bilanciamento del potere contrattuale. Questo elemento è particolarmente visibile in Belgio, dove la struttura del mercato del lavoro e il coordinamento salariale contribuiscono a un sistema retributivo più equilibrato.

Nel complesso, la traiettoria seguita da ciascun paese mostra che il modello di sviluppo industriale, il tipo di innovazione adottata e il livello di protezione istituzionale del lavoro sono determinanti cruciali nella configurazione della disuguaglianza e nella distribuzione del reddito all'interno del settore industriale europeo.

2.3.2 Salari orari nella manifattura distinti per livello di formazione



Il grafico mostra i salari orari medi nel settore manifatturiero, distinti per livello di istruzione, nei paesi europei selezionati. I dati evidenziano un chiaro gradiente retributivo legato al titolo di studio, con salari più elevati associati a livelli di formazione terziaria. In particolare, paesi come la Germania e il Belgio mostrano una marcata distanza salariale tra i lavoratori meno istruiti e quelli altamente qualificati, riflettendo un'elevata domanda di competenze specializzate. Questa dinamica trova conferma in numerosi studi che sottolineano come l'automazione e la digitalizzazione abbiano progressivamente trasformato la struttura occupazionale, favorendo i lavoratori con un livello di istruzione più elevato.

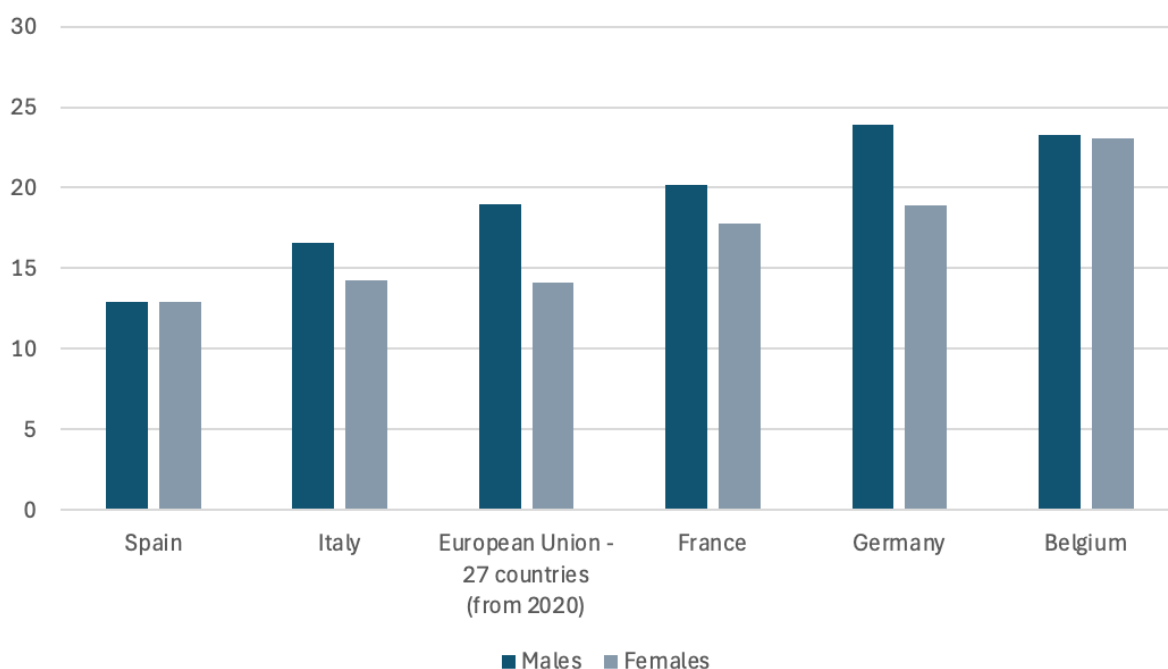
La segmentazione del mercato del lavoro e la crescita dei salari per i lavoratori più istruiti nella manifattura segue l'andamento dell'intera economia, e può essere anch'essa spiegata dal fenomeno dello SBTC, secondo cui le nuove tecnologie favoriscono lavoratori con maggiori competenze e livelli di istruzione, aumentando così il differenziale salariale tra lavoratori più e meno qualificati. In Europa, questa tendenza si manifesta con più evidenza nelle economie manifatturiere avanzate, dove la combinazione tra innovazione tecnologica e mercato del lavoro rigido accentua la segmentazione tra lavoratori di alta e bassa qualifica (Michaels et al., 2014).

Tuttavia, il solo aumento del numero di laureati non spiega completamente il *college wage premium*. Studi recenti (Bowlus et al., 2021) mostrano che la qualità delle competenze acquisite durante il percorso universitario è cresciuta significativamente nel tempo. I laureati di oggi non sono solo più numerosi, ma possiedono un insieme di abilità più sofisticate, incluse skill digitali e capacità di problem solving avanzate, che li rendono più competitivi e in grado di accedere a ruoli meglio remunerati. Questa evoluzione qualitativa delle competenze è un fattore cruciale nel determinare l'aumento relativo dei salari per i lavoratori con istruzione terziaria, un aspetto che i modelli tradizionali spesso trascurano.

L'automazione, in particolare l'adozione di tecnologie digitali e di intelligenza artificiale, non solo modifica la domanda di competenze, ma incide direttamente sui livelli salariali. L'automazione tende a sostituire mansioni routinarie e ripetitive, tipiche delle occupazioni di media qualifica, mentre rafforza l'importanza delle competenze non routinarie, come quelle manageriali, analitiche e creative (Bessen, 2019). Questa dinamica è particolarmente evidente nei settori manifatturieri europei più avanzati, dove l'integrazione di robotica e sistemi digitali ha favorito una ristrutturazione del lavoro, aumentando la produttività ma accentuando anche le disparità salariali. Studi come quelli di Acemoglu e Restrepo (2020) evidenziano come l'automazione possa determinare una “distruzione creativa” del lavoro: da un lato eliminando posti in alcune categorie professionali, dall'altro generando nuove opportunità in ruoli ad alto contenuto cognitivo e tecnico, con conseguente riallineamento dei salari. Tuttavia, questo processo non è neutro e crea disuguaglianze salariali, poiché i lavoratori meno qualificati tendono a subire maggiormente l'effetto di sostituzione.

La crescente domanda di competenze avanzate mette al centro il ruolo della formazione continua e dell'aggiornamento delle competenze. Come evidenziato da Hanushek et al. (2017), l'investimento nella qualità dell'istruzione universitaria e nella formazione professionale è essenziale per permettere ai lavoratori di adattarsi ai cambiamenti tecnologici e mantenere la loro posizione nel mercato del lavoro. I paesi europei che hanno saputo migliorare la qualità dei percorsi formativi e integrare la formazione delle competenze digitali avanzate hanno mostrato una maggiore capacità di contenere gli effetti negativi dell'automazione sui salari e l'occupazione.

2.3.3 Salari orari nella manifattura distinti per genere



Dalla media europea e da tutti gli altri paesi analizzati, tranne Spagna e Belgio, emerge che nel settore manifatturiero i salari orari degli uomini superano quelli delle donne. La media europea evidenzia un differenziale marcato, con circa 19 €/h per gli uomini e 14 €/h per le donne, in linea con quanto è possibile osservare in Francia e Germania. In Italia, invece, il divario appare più contenuto, seppur presente. Ciò non implica necessariamente una minore discriminazione, ma riflette in parte un effetto composizione, poiché le poche donne presenti nel mercato del lavoro tendono a essere meglio istruite e a occupare posizioni semi-apicali, dove la differenza salariale rispetto agli uomini risulta meno marcata. In Belgio, i salari tra uomini e donne sono quasi identici, segnalando un'effettiva parità retributiva nella manifattura, coerente con quanto era stato osservato nell'intera industria. La composizione settoriale del lavoro femminile in Belgio è più equilibrata, con una buona presenza di donne in settori pubblici e privati ben retribuiti e una minore segregazione verticale¹² rispetto ad altri paesi.

¹² La segregazione verticale si riferisce alla scarsa presenza delle donne nelle posizioni di vertice o nei ruoli con maggiori responsabilità all'interno di un'organizzazione o di un settore. Questo fenomeno evidenzia come le donne siano prevalentemente impiegate in ruoli di livello inferiore o con minori qualifiche, rispetto ai colleghi uomini, contribuendo così a una distribuzione diseguale delle opportunità professionali e retributive.

Una situazione di uguaglianza salariale simile è quella della Spagna, segnalando una maggiore parità nel settore manifatturiero rispetto alla media complessiva di tutti i settori, seppur con salari nettamente inferiori a quelli osservati in Belgio.

Il grafico conferma le evidenze che emergono dalla letteratura sul gender pay gap, che affermano come il Belgio rappresenti una *best practice* in termini di uguaglianza salariale tra uomini e donne, con un differenziale ben inferiore alla media europea. Questa quasi totale parità salariale di genere è il risultato di una serie di politiche mirate. In primis le aziende che operano nel territorio belga hanno l'obbligo di redigere un Rapporto Sociale, accessibile pubblicamente e che permette di responsabilizzare i datori di lavoro, migliorando la comparabilità tra le imprese. Un altro elemento chiave è il ruolo della contrattazione collettiva, molto diffusa in Belgio e che prevede molte più tutele per quei settori a maggior rappresentanza femminile rispetto ad altri paesi.

L'analisi comparata delle misure di trasparenza salariale adottate in Belgio, Danimarca e Islanda consente di individuare una serie di modelli di riferimento particolarmente rilevanti per l'elaborazione di politiche efficaci volte a ridurre il divario retributivo di genere (Lahuerta, 2022). In primo luogo, emerge con chiarezza l'importanza di un approccio integrato e sistematico alla trasparenza salariale. Il caso islandese si distingue in tal senso, grazie all'introduzione di uno standard nazionale che copre l'intero processo di determinazione salariale, imponendo una valutazione oggettiva del valore dei lavori e l'eliminazione delle disparità retributive non giustificate. Sebbene tale approccio possa comportare costi iniziali elevati, soprattutto per le piccole e medie imprese (PMI), l'esperienza dimostra che esso è sostenibile nel lungo periodo e potenzialmente integrabile con altri sistemi di gestione aziendale.

In secondo luogo, le esperienze di Belgio e Danimarca evidenziano l'importanza di garantire un equilibrio tra trasparenza e tutela della riservatezza, nonché di adattare le misure normative alle capacità organizzative delle imprese. Il modello belga, con la sua doppia modalità di rendicontazione (pubblica e interna), rappresenta un esempio virtuoso di trasparenza dei dati. Al contempo, la flessibilità del sistema danese, che consente alle imprese di scegliere tra diverse modalità di adempimento, dimostra come la semplificazione procedurale possa favorire una maggiore adesione da parte delle PMI, a condizione che sia accompagnata da adeguato supporto tecnico e formativo. Infine, un'efficace politica di trasparenza salariale deve essere sostenuta da un sistema sanzionatorio proporzionato e

dissuasivo. In questo ambito, risulta particolarmente efficace il modello islandese, in cui la certezza del controllo (senza certificazione le sanzioni sono praticamente automatiche) garantisce un forte incentivo al rispetto.

Per quanto riguarda, invece, il fenomeno della robotizzazione che sta impattando profondamente sul mondo del lavoro, può essere interessante analizzare se abbia un effetto anche sul gender pay gap. Secondo gli autori di “Robots and the gender pay gap in Europe” (2021) la robotizzazione sta effettivamente avendo un impatto sul divario retributivo. Da un’analisi su 20 paesi europei emerge che l’introduzione dei robot nel settore manifatturiero comporta un aumento del 1,8% del gender pay gap. Questi risultati sono influenzati in particolare dai paesi con una disuguaglianza di genere iniziale più alta e possono essere spiegati dal fatto che con l’automazione aumentano i guadagni legati agli high skill jobs, categorie di lavori in cui c’è una maggiore rappresentanza maschile. Ciò suggerisce che gli uomini qualificati beneficiano in misura maggiore della robotizzazione, grazie a un effetto di produttività.

L’automazione pone importanti sfide per le politiche del mercato del lavoro. Sebbene molta attenzione sia stata posta sulle conseguenze complessive della sostituzione del lavoro da parte delle tecnologie, questi risultati evidenziano che l’automazione può avere importanti conseguenze distributive, che dipendono dal contesto nazionale e dalle gerarchie occupazionali. In particolare, emerge come i paesi che hanno avuto meno successo nel promuovere l’uguaglianza di genere sono anche meno preparati ad affrontare gli sviluppi tecnologici che possono esacerbare le disuguaglianze di genere (Aksoy et al., 2021).

2.4 Conclusioni sulle dinamiche salariali europee

Dall’analisi dei dati Eurostat e delle fonti considerate in questo capitolo emerge un quadro piuttosto chiaro: il mercato del lavoro europeo è attraversato da una serie di diseguaglianze profonde, che interessano i livelli salariali, le opportunità occupazionali e la qualità degli impieghi. Queste diseguaglianze non sono semplicemente l’effetto del progresso tecnologico o della globalizzazione, ma derivano in larga misura da fattori istituzionali, economici e sociali, nonché dalle scelte politiche compiute dai singoli Stati e dall’Unione Europea nel loro insieme.

In primo luogo, il livello di istruzione continua a rappresentare un forte determinante delle retribuzioni: i lavoratori con formazione universitaria o post-secondaria ricevono, in media, salari significativamente superiori rispetto a quelli con livelli di istruzione inferiori. Tuttavia, questo vantaggio non si distribuisce in maniera uniforme tra i Paesi europei. Dove il tessuto produttivo è più orientato all'innovazione e dove le competenze vengono attivamente valorizzate, come in Germania o in Belgio, i ritorni salariali dell'istruzione sono più consistenti. Al contrario, in contesti caratterizzati da bassa domanda di lavoro qualificato e da segmentazioni del mercato occupazionale, come nel caso italiano o spagnolo, il divario salariale legato al titolo di studio tende a essere minore, evidenziando da un lato problematiche salariali più diffuse e dall'altro riducendo gli incentivi alla formazione e aggravando la stagnazione sociale.

In secondo luogo, emergono con forza le diseguaglianze generazionali. I giovani sono tra i gruppi più penalizzati in termini retributivi: spesso faticano ad accedere a posizioni lavorative stabili e sono sovra-rappresentati nei settori a bassa retribuzione e maggiore precarietà contrattuale. In molti casi, il loro ingresso nel mercato del lavoro avviene tramite forme contrattuali deboli, che non solo offrono livelli retributivi inferiori, ma anche minori possibilità di progressione salariale nel medio-lungo periodo. Questo compromette la capacità di costruire una carriera solida e alimenta dinamiche di esclusione sociale e stagnazione reddituale, rendendo più difficile la mobilità intergenerazionale.

Sul piano delle diseguaglianze di genere, i dati più recenti evidenziano una persistenza del gender pay gap in quasi tutti i Paesi europei. Sebbene si siano registrati miglioramenti normativi importanti e una crescente attenzione pubblica al tema, le differenze retributive tra uomini e donne rimangono significative, soprattutto nei settori privati, nei ruoli manageriali e nelle posizioni ad alta specializzazione. In questo contesto, il Belgio rappresenta un esempio virtuoso, grazie all'introduzione di misure sistemiche di trasparenza salariale e di promozione dell'uguaglianza, ma nel complesso la media europea resta segnata da divari di genere che si intrecciano spesso con altre disuguaglianze, inasprando i divari sociali.

Una dimensione spesso poco evidenziata, ma che risulta cruciale nel contesto europeo, è quella territoriale. Le disuguaglianze salariali tra aree urbane e periferiche si sono accentuate negli ultimi anni, rafforzate dalla concentrazione delle imprese più produttive e dinamiche nei grandi centri metropolitani. In Italia, ad esempio, il divario retributivo tra Nord e Sud si

sovrappone a quello tra grandi città e aree interne, dove l'offerta occupazionale è scarsa, la qualità del lavoro più bassa e i salari sensibilmente inferiori. La geografia del reddito, quindi, si configura sempre più come una dimensione essenziale della disuguaglianza sociale, che richiede politiche mirate di riequilibrio territoriale e investimenti pubblici differenziati.

Dal punto di vista settoriale, il comparto manifatturiero mostra una dinamica retributiva polarizzata, pur essendo ancora una colonna portante dell'economia europea e un ambito privilegiato, spesso terreno fertile per l'innovazione. I lavoratori impiegati in ruoli operativi e poco qualificati vedono raramente riflessi nei loro stipendi gli aumenti di produttività generati dall'introduzione di nuove tecnologie. La crescita non è dunque automaticamente inclusiva: i benefici del progresso tecnico rimangono concentrati tra i profili più specializzati e nelle imprese con maggiore capacità di assorbimento dell'innovazione. Questo conferma che senza un intervento politico esplicito, in termini di formazione continua, sostegno al reskilling e redistribuzione, la tecnologia può diventare anche un acceleratore di disuguaglianza.

Un ulteriore elemento critico riguarda la crescente dispersione retributiva tra imprese, che si traduce in un ampliamento dei divari salariali interni agli stessi mercati del lavoro nazionali. Le grandi aziende, spesso legate a settori ad alta intensità di capitale e localizzate in aree urbane, possono garantire salari nettamente superiori rispetto alle piccole e medie imprese, che costituiscono però la spina dorsale dell'economia europea, soprattutto in Italia. Questo squilibrio accentua le disuguaglianze tra lavoratori, tra territori e tra settori produttivi, rendendo necessario un ripensamento del ruolo delle politiche industriali e fiscali nel riequilibrare la distribuzione della ricchezza.

Come mostrato da Richiardi et al. (2025), la stabilità occupazionale rappresenta oggi una delle principali forme di tutela salariale. La continuità lavorativa consente l'accumulo e l'aggiornamento delle competenze, l'accesso a percorsi di formazione professionale e la possibilità concreta di negoziare miglioramenti retributivi nel tempo. Questa visione è sintetizzata nel concetto di *conveyor belt hypothesis*, secondo cui il lavoro stabile agisce come un nastro trasportatore che accompagna il lavoratore lungo un percorso di miglioramento, mentre la precarietà tende a interrompere tale traiettoria, generando stagnazione salariale e discontinuità reddituale. In un contesto economico in rapida evoluzione, dove le competenze richieste cambiano costantemente, chi non riesce a mantenere un'occupazione continuativa rischia di rimanere escluso dai circuiti retributivi

più dinamici. I giovani, i lavoratori con basse qualifiche e coloro che operano in settori soggetti a forte volatilità sono particolarmente esposti a questo rischio, con implicazioni significative per la coesione sociale e la mobilità economica.

È in questo contesto che si inserisce la recente Direttiva UE 2022/2041 sul salario minimo adeguato, che rappresenta uno degli interventi più ambiziosi dell'Unione Europea in materia di lavoro e redistribuzione. La direttiva mira a garantire condizioni salariali dignitose a tutti i lavoratori europei, attraverso la promozione di salari minimi nazionali adeguati, l'incremento della copertura della contrattazione collettiva e il rafforzamento dei meccanismi di monitoraggio. Non si tratta di imporre un salario unico europeo, ma di definire parametri condivisi per valutare l'adeguatezza delle retribuzioni minime rispetto al costo della vita e al reddito mediano nazionale. La sua implementazione rappresenta una grande occasione per correggere squilibri storici, rafforzare il potere contrattuale dei lavoratori e contrastare la povertà lavorativa, soprattutto nei Paesi dell'Europa meridionale, dove i salari minimi, se presenti, risultano spesso insufficienti a garantire condizioni di vita dignitose.

In conclusione, la dinamica salariale europea degli ultimi anni non può essere considerata il risultato neutro delle sole forze di mercato. Al contrario, essa riflette l'interazione complessa tra scelte politiche, assetti istituzionali e vincoli economici che determinano le opportunità e i limiti della redistribuzione. Le differenze tra Paesi, così come quelle tra gruppi sociali, generazioni, territori e settori, mostrano che non esiste una traiettoria unica, ma che esistono margini reali di intervento per orientare la crescita in senso più equo. I dati e gli esempi analizzati in questo capitolo evidenziano tre direttrici fondamentali per affrontare il futuro delle retribuzioni in Europa: il rafforzamento delle istituzioni del lavoro, la promozione della stabilità occupazionale e l'adozione di politiche redistributive. Solo attraverso un progetto comune che rimetta al centro il valore del lavoro sarà possibile fronteggiare le disuguaglianze che inevitabilmente emergono come conseguenza di uno sviluppo economico che genera benessere solo per una ristretta categoria di lavoratori.

CAPITOLO TERZO

ANALISI EMPIRICA: I SALARI, L'AUTOMAZIONE E LA POLARIZZAZIONE DEL MERCATO DEL LAVORO

L'obiettivo di questo capitolo è indagare empiricamente la relazione tra innovazione tecnologica, struttura occupazionale e dinamiche salariali nel contesto europeo. In particolare, si analizza in che misura l'esposizione all'automazione, con particolare riferimento all'adozione di robot industriali nei diversi settori produttivi, influenzi i livelli retributivi e la qualità del lavoro.

A tal fine, è stato costruito un dataset integrando dati provenienti da diverse fonti, armonizzati a livello settoriale e nazionale, che consentono di incrociare diverse informazioni a livello individuale e di settore industriale. L'analisi si concentra su un campione ampio e rappresentativo di lavoratori dipendenti, osservati nel 2014, coprendo quattordici industrie.

3.1 I dati usati per l'analisi

Per analizzare l'impatto dell'innovazione tecnologica e dell'automazione sulla polarizzazione del mercato del lavoro e sulla distribuzione salariale nei paesi europei, sono stati usati tre principali database: Structure of Earnings Survey (SES); International Federation of Robotics (IFR); EU-KLEMS.

Il nucleo centrale del dataset è la SES, che rappresenta la principale fonte per i dati a livello individuale. Si tratta di un'indagine armonizzata condotta ogni quattro anni dagli istituti nazionali di statistica sotto il coordinamento di Eurostat. I dati utilizzati provengono dall'edizione del 2014 e includono informazioni dettagliate su:

- le caratteristiche dei lavoratori (età, genere, livello di istruzione, qualifica/occupazione¹³, tipo di contratto, anzianità nella stessa impresa, retribuzione);

¹³ Le qualifiche (skills) dei lavoratori vengono classificate seguendo lo standard dell'OECD (2019). Dopo aver escluso le occupazioni legate all'agricoltura e alle forze armate, gli otto principali gruppi ISCO sono stati distinti in: high-skills (manager, professionisti e tecnici); medium-skills (impiegati d'ufficio, artigiani e conduttori di impianti e macchinari) e low-skills (addetti ai servizi/vendite e occupazioni elementari).

- le imprese in cui lavorano (dimensione aziendale, settore economico di appartenenza e paese in cui operano).

Il campione si limita alle imprese con almeno 10 dipendenti e comprende circa 1,1 milioni di osservazioni, distribuite in sei paesi europei: Belgio, Francia, Germania, Italia, Spagna e Regno Unito. In questo capitolo verrà quindi preso in considerazione anche il Regno Unito, assente nell'analisi precedente, poiché i dati analizzati nel secondo capitolo sono più recenti e risalenti al periodo post-brexite.

Per analizzare la relazione tra tecnologia e salari, le variabili retributive (salario orario lordo) sono state trasformate in valori reali utilizzando la parità di potere d'acquisto in euro del 2015. Per ridurre la distorsione dovuta a valori anomali, sono stati esclusi l'1% delle osservazioni più basse e più alte.

Per misurare l'esposizione settoriale all'automazione, si utilizza il database dell'IFR, che fornisce dati sullo stock di robot industriali installati a livello settoriale nei principali paesi europei nel periodo 1994–2014. La copertura è particolarmente completa per i settori manifatturieri, mentre è più limitata per il terziario. Poiché la distribuzione dei robot è altamente concentrata in pochi settori (ad esempio, automotive, plastica, gomma e metallurgia), per evitare distorsioni legate alla concentrazione, viene utilizzata una misura di crescita cumulata decennale dei robot per 1.000 lavoratori. Questa misura di robotizzazione settoriale è costruita calcolando la variazione dello stock di robot in ciascun settore/paese, rapportata al numero di occupati all'inizio del periodo. Si normalizza utilizzando il livello occupazionale precedente all'introduzione dei robot (1995), al fine di evitare una normalizzazione su una forza lavoro già influenzata dall'automazione.

Infine, per normalizzare correttamente i dati sulla robotizzazione e ottenere indicatori coerenti tra paesi e settori, è stato impiegato anche il database EU-KLEMS, da cui sono stati estratti i dati sul numero di occupati per settore e paese.

I codici settoriali di SES, IFR e EU-KLEMS sono stati armonizzati utilizzando le tabelle di corrispondenza ISIC Rev.4 / NACE Rev.2, permettendo l'aggregazione in quattordici macrosettori industriali.

Questa struttura dati consente di indagare:

- Come il salario medio varia tra le diverse tipologie di lavoratori, in base a diverse caratteristiche. In particolare, il tipo di contratto di lavoro, il genere e il livello di educazione.
- Se l'innovazione tecnologica, e in particolare l'automazione, stia contribuendo alla polarizzazione dei redditi da lavoro, ovvero all'aumento della distanza tra i salari dei lavoratori più qualificati e quelli meno qualificati.
- Infine, di indagare come questi effetti varino tra paesi e settori.

3.2 Metodologia seguita nell'analisi

Una volta raccolti i dati necessari provenienti dai tre database precedentemente descritti, è stata avviata l'analisi empirica mediante l'utilizzo del software econometrico Gretl. Tale analisi si è articolata in due fasi principali: la produzione di statistiche descrittive relative alle principali variabili considerate, e la stima di modelli di regressione volti ad approfondire il contesto lavorativo nei sei paesi europei oggetto di studio e a valutare l'impatto dell'automazione dei processi produttivi sulle dinamiche salariali.

L'approccio econometrico adottato mira a esaminare in che misura variabili individuali, contrattuali, aziendali e settoriali influenzino i livelli retributivi nei diversi comparti economici dei sei paesi selezionati. La scelta di focalizzarsi su Belgio, Germania, Francia, Italia, Spagna e Regno Unito è stata motivata dalla possibilità di integrare dati micro e macro, grazie alla compatibilità tra le fonti a livello individuale e settoriale. Inoltre, questi paesi hanno registrato un'intensa adozione di tecnologie automatizzate negli ultimi decenni. Nel 2014, infatti, essi rappresentavano circa l'85% del totale dei robot industriali installati nell'Unione Europea (International Federation of Robotics, 2016), confermando la centralità del loro ruolo nei processi di trasformazione tecnologica a livello continentale.

Per quanto riguarda la dimensione settoriale, l'analisi si concentra su un insieme ampio e diversificato di comparti produttivi, al fine di cogliere le eterogeneità legate alla struttura industriale e al grado di esposizione all'automazione. I settori considerati sono i seguenti: 1) Mining and Quarrying; 2) Food products, beverages and tobacco; 3) Textiles, wearing apparel, leather and related products; 4) Wood and paper products, printing and reproduction

of recorded media; 5) Basic Metals and Metal Products; 6) Ref. Petroleum, Chemicals and Pharma; 7) Rubber, Plastic and Non-Metallic Mineral Products; 8) Electrical Equipment, Computer and Repair; 9) Machinery; 10) Motorvehicles and Other Transport Equipment; 11) Utilities; 12) Construction; 13) Real Estate, R&D, Advert. and Other Professional Activities; 14) Education.

3.2.1 *Statistiche descrittive delle variabili presenti nell'analisi*

La variabile dipendente usata nelle regressioni che verranno esposte di seguito è il logaritmo naturale del salario orario, scelta per migliorare la normalità della distribuzione e ridurre l'influenza dei valori estremi. Tra i regressori, invece, figurano: esposizione ai robot, genere, contratto part-time, contratto temporaneo, livello di istruzione, tipo di skills, dimensione dell'impresa e variabili relative a settore e paese.

La *Tabella 1* riassume le statistiche descrittive delle principali variabili presenti nell'analisi. Le variabili considerate comprendono sia variabili continue che variabili binarie (0/1), che rappresentano le caratteristiche dei soggetti presi in considerazione nel campione e derivanti dall'unione dei tre database citati all'inizio del capitolo. Il campione, composto da circa 697.000 osservazioni, copre una vasta gamma di lavoratori in diversi settori produttivi e paesi europei, osservati nel 2014.

Tabella 1 – Statistiche descrittive delle principali variabili

Variabili continue	Media	Mediana	Deviazione standard
Logaritmo del salario orario	2.87	2.86	0.47
Esposizione ai robot	1.96	0.03	6.05
Tenure (anni)	2.13	2.30	1.08

Variabili binarie	Media	Deviazione standard
Lavoro temporaneo	0.12	0.32
Part-time	0.22	0.41
Donne	0.38	0.49

Educazione primaria	0.17	0.38
Educazione secondaria	0.46	0.49
Educazione terziaria	0.37	0.48
Low-skilled	0.13	0.34
Medium-skilled	0.41	0.49
High-skilled	0.46	0.49
Piccole imprese	0.22	0.42
Medie imprese	0.24	0.42
Grandi imprese	0.54	0.50
Age class 1 (18-29 anni)	0.14	0.34
Age class 2 (30-49 anni)	0.51	0.50
Age class 3 (50-59 anni)	0.27	0.44
Age class 4 (più di 60 anni)	0.08	0.28

Tra le variabili continue, il logaritmo del salario orario ha una media pari a 2,87 (corrispondenti a circa 17,64 euro/ora) e una deviazione standard di 0,47, indicando una distribuzione moderatamente dispersa dei salari. L'esposizione ai robot ha subito in media un incremento nei dieci anni di 1,96 robot per mille lavoratori, ma la mediana, molto più bassa (0,03), suggerisce una distribuzione fortemente asimmetrica, con la maggior parte dei lavoratori impiegati in settori con una bassa robotizzazione. La permanenza in carica (tenure) ha una media di 2,13 anni, con una mediana leggermente superiore (2,30), che suggerisce una distribuzione leggermente asimmetrica verso il basso. Questo valore relativamente basso riflette una composizione del campione in cui è prevalente la presenza di lavoratori con esperienze lavorative recenti o meno stabili.

Per quanto riguarda le variabili categoriche, oltre alle variabili riguardanti il tipo di contratto e il genere dei lavoratori, sono state codificate apposite variabili dummy per rappresentare le caratteristiche occupazionali dei lavoratori. In primo luogo, è stata codificata la variabile relativa al livello di istruzione secondo tre categorie, in linea con la classificazione ISCED: istruzione primaria (inclusi i livelli inferiori), secondaria (secondaria superiore e post-secondaria non terziaria) e terziaria (formazione universitaria e post-laurea). Analogamente,

le professioni sono state riclassificate in base al livello di competenze (skill level), aggregando i gruppi principali della classificazione ISCO. Così sono stati identificati tre gruppi: lavoratori high-skilled (manager, professionisti e tecnici), medium-skilled (impiegati, artigiani e operatori di macchinari), e low-skilled (addetti ai servizi/vendita ed occupazioni elementari). Infine, è stata considerata la dimensione dell'impresa in cui ciascun lavoratore è impiegato, distinguendo tra piccole, medie e grandi imprese, secondo il numero di addetti.

Da questa analisi emerge che il 12% del campione è impiegato con un contratto temporaneo, mentre il 22% lavora part-time. Le donne rappresentano circa il 38% dei lavoratori. Dal punto di vista del capitale umano, il 17% ha un'educazione primaria, il 46% secondaria e il 37% terziaria. Per quanto riguarda, invece, le skills i lavoratori risultano così distribuiti: i low-skilled rappresentano il 13% del campione, quelli medium-skilled il 41% e quelli high-skilled il 46%. La distribuzione per dimensione d'impresa mostra che il 54% dei lavoratori è impiegato in grandi imprese, contro il 24% nelle medie e il 22% nelle piccole. Infine, emerge che la maggior parte dei lavoratori presenti nel campione ha tra i 30 e i 49 anni, mentre la classe di età meno rappresentata è quella dei lavoratori che hanno più di 60 anni.

In linea con gli obiettivi della ricerca, oltre alle variabili di cui sopra, l'analisi sarà completata includendo anche le variabili settoriali (codici NACE) e geografiche (paese di appartenenza tra Belgio, Francia, Germania, Italia, Spagna e Regno Unito). Ciò permetterà di cogliere le eterogeneità strutturali nel mercato del lavoro legate al contesto produttivo e istituzionale.

3.3 *Modello 1: il ruolo delle caratteristiche individuali e aziendali sulla determinazione dei salari*

La prima regressione (*Tabella 2*) presentata nel capitolo ha l'obiettivo di esaminare la struttura salariale nei sei paesi selezionati. L'analisi si propone di valutare in che misura il salario medio dei lavoratori sia influenzato da un insieme di caratteristiche individuali, contrattuali e aziendali, evidenziando eventuali differenze tra i diversi contesti nazionali. Questa prima analisi consente di costruire una base di confronto solida per le regressioni successive, che introdurranno variabili legate all'esposizione settoriale alla robotizzazione. In tal modo, è possibile distinguere l'effetto di fondo delle caratteristiche sociodemografiche

e aziendali da quello derivante dai cambiamenti tecnologici in atto nel mercato del lavoro europeo.

Modello 1: OLS, usando le osservazioni 1-697077 (n = 627635)					
Sono state scartate osservazioni mancanti o incomplete: 69442					
Variabile dipendente: lrh_wage_bis					
Errori standard robusti rispetto all'eteroschedasticità, variante HC1					
	coefficiente	errore std.	rapporto t	p-value	
const	2.43638	0.0122334	199.2	0.0000	***
rob_exp	0.00350467	9.42246e-05	37.19	1.77e-302	***
lweeks	-0.0743374	0.00306906	-24.22	1.51e-129	***
temp	-0.0796612	0.00145706	-54.67	0.0000	***
woman	-0.0897006	0.000940648	-95.36	0.0000	***
pt	-0.113265	0.00117164	-96.67	0.0000	***
ltenure	0.0713553	0.000484799	147.2	0.0000	***
educ2	0.0560607	0.00111990	50.06	0.0000	***
educ3	0.231961	0.00147006	157.8	0.0000	***
skill2	0.150340	0.00127453	118.0	0.0000	***
skill3	0.414324	0.00150960	274.5	0.0000	***
fsize2	0.0959811	0.00123581	77.67	0.0000	***
fsize3	0.193791	0.00120053	161.4	0.0000	***
country_code2	0.151701	0.00154688	98.07	0.0000	***
country_code3	0.00401494	0.00188208	2.133	0.0329	**
country_code4	-0.0963693	0.00216941	-44.42	0.0000	***
country_code5	-0.191904	0.00194515	-98.66	0.0000	***
country_code6	0.189534	0.00182208	104.0	0.0000	***
nace2d_code2	-0.00174586	0.00200397	-0.8712	0.3836	
nace2d_code3	-0.0426321	0.00198788	-21.45	5.41e-102	***
nace2d_code4	0.0344600	0.00234151	14.72	5.11e-49	***
nace2d_code5	-0.113444	0.00221086	-51.31	0.0000	***
nace2d_code6	0.0646704	0.00253245	25.54	9.15e-144	***
nace2d_code7	0.105409	0.00404758	26.04	1.97e-149	***
nace2d_code8	0.0773072	0.00248114	31.16	5.78e-213	***
nace2d_code9	0.0123347	0.00215610	5.721	1.06e-08	***
nace2d_code10	0.0243110	0.00232716	10.45	1.53e-25	***
nace2d_code11	-0.000919108	0.00298666	-0.3077	0.7583	
nace2d_code12	-0.133707	0.00286079	-46.74	0.0000	***
nace2d_code13	0.0460250	0.00220708	20.85	1.53e-96	***
nace2d_code14	-0.0315191	0.00276297	-11.41	3.85e-30	***
Dage_class_2	0.116426	0.00129686	89.78	0.0000	***
Dage_class_3	0.147099	0.00150540	97.71	0.0000	***
Dage_class_4	0.145169	0.00201634	72.00	0.0000	***
Media var. dipendente	2.918011	SQM var. dipendente	0.446050		
Somma quadr. residui	56804.10	E.S. della regressione	0.300849		
R-quadro	0.545110	R-quadro corretto	0.545086		
F(33, 627601)	26305.22	P-value(F)	0.000000		
Log-verosimiglianza	-136675.9	Criterio di Akaike	273419.8		
Criterio di Schwarz	273805.7	Hannan-Quinn	273528.0		
Note: SQM = scarto quadratico medio; E.S. = errore standard					

Tabella 2: Modello di base

L'analisi empirica si basa su una regressione OLS (minimi quadrati ordinari) in cui la variabile dipendente è il logaritmo del salario orario. Il modello include un ampio insieme di variabili indipendenti che descrivono le caratteristiche individuali, contrattuali e occupazionali dei lavoratori, oltre a variabili che identificano il settore produttivo e il paese di appartenenza. Il campione osservato comprende poco più di 697.000 lavoratori rilevati nel 2014, con una copertura geografica che include Italia, Germania, Francia, Regno Unito, Spagna e Belgio. L'eteroschedasticità è stata trattata tramite l'utilizzo di errori standard robusti, e la bontà del modello è confermata da un R-quadro corretto pari a circa 0,55, che indica un buon livello di capacità esplicativa dell'insieme delle variabili esplicative considerate.

In generale i risultati riguardanti la distribuzione salariale appaiono in linea con le conclusioni dei precedenti capitoli. Le caratteristiche contrattuali evidenziano penalizzazioni retributive significative per quei lavoratori che non godono di un contratto a tempo indeterminato. I lavoratori con contratto temporaneo percepiscono salari orari inferiori di circa l'8% rispetto ai lavoratori con contratto stabile, mentre quelli impiegati part-time subiscono una riduzione salariale prossima all'11%. Anche il genere emerge come una dimensione rilevante: le donne guadagnano mediamente circa il 9% in meno rispetto agli uomini, a parità di condizioni, confermando l'esistenza di un gender pay gap persistente.

L'istruzione e il livello di skill rappresentano fattori chiave nella determinazione dei salari. Rispetto ai lavoratori con istruzione primaria (baseline del modello), coloro che hanno completato un'istruzione terziaria percepiscono salari superiori di circa il 23%, mentre il livello secondario è associato a un incremento più contenuto (intorno al 6%), ma comunque positivo. Analogamente, i lavoratori con skill medie e alte ricevono, rispettivamente, premi salariali di circa il 15% e il 41% rispetto ai low-skilled. Questi risultati confermano la rilevanza delle abilità e competenze possedute dal capitale umano e la tendenza dei mercati del lavoro a premiare le competenze più elevate in un contesto sempre più tecnologicamente avanzato.

Anche la dimensione dell'impresa influisce significativamente sulla retribuzione: i lavoratori occupati in imprese medie o grandi guadagnano rispettivamente circa il 10% e il 19% in più rispetto a quelli impiegati in piccole imprese. Ciò può essere ricondotto a differenze nella produttività, nella struttura organizzativa e nella capacità delle imprese di maggiori dimensioni di assorbire competenze più complesse, con relativi salari più elevati.

Interessante osservare come l'esposizione ai robot risulti positivamente associata ai salari: sebbene l'effetto marginale sia contenuto, la significatività statistica è elevata, suggerendo che l'esposizione alle tecnologie avanzate sia più frequente in contesti produttivi ad alta produttività e con domanda di lavoro qualificato, nei quali si registrano salari mediamente più alti.

La permanenza in azienda (*tenure*) presenta un impatto positivo sul salario, confermando il valore dell'esperienza maturata internamente all'impresa nella determinazione delle retribuzioni. Anche l'età influisce in maniera rilevante: rispetto ai lavoratori più giovani (classe di riferimento), le classi di età successive sono associate a premi salariali superiori al

10%. In particolare, la classe di età intermedia (30-49 anni) mostra un incremento di circa il 12%, mentre le due classi più mature presentano premi simili, rispettivamente pari al 14,7% e al 14,5%. Questo andamento riflette l'importanza della seniority e dell'esperienza accumulata lungo il percorso lavorativo nella determinazione dei salari.

Dal punto di vista territoriale, si osservano differenze marcate tra paesi. A parità di caratteristiche individuali, i lavoratori in Germania (code 2), Francia (code 3) e Belgio (code 6) percepiscono salari più elevati rispetto a quelli italiani (baseline del modello), mentre nel Regno Unito (code 4) e in Spagna (code 5) si rilevano dei salari mediamente più bassi. Queste evidenze riflettono le differenze nei sistemi istituzionali, nella contrattazione collettiva e nella struttura produttiva nazionale e sono in linea con i risultati presentati nel precedente capitolo.

Infine, la retribuzione appare fortemente influenzata anche dal settore economico di appartenenza. I lavoratori impiegati nei settori manifatturieri ad alto contenuto tecnologico, come la meccanica, l'automotive e l'elettronica (NACE code 6, 8 e 4), tendono a percepire salari più elevati rispetto al settore dei metalli di base (categoria di riferimento). Al contrario, settori tradizionali come l'industria alimentare, il tessile e il legno (NACE code 5, 12 e 14) risultano associati a retribuzioni inferiori, con penalizzazioni salariali che in alcuni casi superano il 10%. Tali risultati sono coerenti con le ipotesi di segmentazione del mercato del lavoro, secondo cui i settori a maggiore intensità tecnologica offrono migliori condizioni retributive, mentre quelli labour-intensive tendono a essere caratterizzati da più bassi livelli salariali.

Nel complesso, i risultati ottenuti mettono in luce una chiara divisione salariale, guidata sia da fattori individuali che strutturali. L'evoluzione tecnologica premia le competenze e penalizza le forme di lavoro atipiche e quelle categorie di lavoratori già precedentemente discriminate, che vedono acuire la distanza salariale con gli altri lavoratori.

3.4 *L'influenza dell'esposizione ai robot sulle diverse categorie di lavoratori*

A questo punto dell'analisi appare particolarmente rilevante approfondire se e in che misura l'esposizione ai robot influenzi i salari dei lavoratori, considerando dimensioni individuali quali il livello di competenze (skill), il grado di istruzione, il genere e la classe d'età.

L'obiettivo è verificare se l'impatto della robotizzazione si distribuisca in maniera uniforme tra i lavoratori oppure se, al contrario, contribuisca ad ampliare le differenze retributive già esistenti. Un'analisi disaggregata consente infatti di mettere in luce eventuali meccanismi di segmentazione del mercato del lavoro, evidenziando quali gruppi risultino penalizzati e quali, invece, possano beneficiare maggiormente dell'innovazione tecnologica.

I modelli presentati in questa sezione hanno quindi un carattere mirato: invece di fornire una spiegazione complessiva della distribuzione salariale, come avvenuto nel modello di base, essi si concentrano sull'analisi di specifiche interazioni tra l'esposizione ai robot e alcune caratteristiche individuali dei lavoratori.

3.4.1 Esposizione ai robot, livello di skill e istruzione

Una regressione lineare, che aggiunge alle variabili viste sopra l'interazione tra l'esposizione ai robot e il livello di skill, permette di verificare se l'effetto delle skills sui salari, che avevamo visto prima nel modello di base, varia quando aumenta l'esposizione ai robot in un dato settore industriale.

	coefficiente	errore std.	rapporto t	p-value	
const	2.43785	0.0122376	199.2	0.0000	***
skill2	0.149658	0.00132502	112.9	0.0000	***
skill3	0.412679	0.00154524	267.1	0.0000	***
rob_exp	0.00251089	0.000257857	9.738	2.09e-22	***
rskill2	0.000860890	0.000262203	3.283	0.0010	***
rskill3	0.00131418	0.000274228	4.792	1.65e-06	***
Media var. dipendente	2.918011	SQM var. dipendente		0.446050	
Somma quadr. residui	56801.57	E.S. della regressione		0.300842	
R-quadro	0.545130	R-quadro corretto		0.545105	
F(35, 627599)	24810.97	P-value(F)		0.000000	
Log-verosimiglianza	-136661.9	Criterio di Akaike		273395.9	
Criterio di Schwarz	273804.5	Hannan-Quinn		273510.5	

Note: SQM = scarto quadratico medio; E.S. = errore standard

Tabella 3: Modello con interazione tra esposizione ai robot e skills¹⁴

L'analisi delle interazioni tra livello di competenze ed esposizione ai robot (Tabella 3) mostra che l'impatto positivo dei robot sui salari, pur presente, risulta di entità molto contenuta. In particolare, i coefficienti delle interazioni tra robotizzazione e skill medio-alte sono positivi

¹⁴ In questa e nelle tabelle che seguono vengono presentate unicamente le variabili di interesse per l'analisi e quelle aggiuntive introdotte nei vari modelli, omettendo quelle già discusse nel modello di base, così da concentrare l'attenzione sugli elementi innovativi dell'analisi ed evitare ridondanze che potrebbero appesantire la tabella.

ma di dimensione ridotta, soprattutto per i medium-skilled, suggerendo che i benefici salariali derivanti dalla presenza di tecnologie avanzate si concentrino prevalentemente tra i lavoratori più qualificati, pur senza produrre variazioni sostanziali nella distribuzione complessiva delle retribuzioni.

	coefficiente	errore std.	rapporto t	p-value	
const	2.44017	0.0122364	199.4	0.0000	***
educ2	0.0494420	0.00118131	41.85	0.0000	***
educ3	0.227585	0.00152224	149.5	0.0000	***
rob_exp	0.00148397	0.000145924	10.17	2.73e-24	***
rseduc2	0.00287343	0.000162809	17.65	1.07e-69	***
rseduc3	0.00183545	0.000191692	9.575	1.02e-21	***
Media var. dipendente	2.918011	SQM var. dipendente	0.446050		
Somma quadr. residui	56779.50	E.S. della regressione	0.300784		
R-quadro	0.545307	R-quadro corretto	0.545281		
F(35, 627599)	24811.96	P-value(F)	0.000000		
Log-verosimiglianza	-136540.0	Criterio di Akaike	273152.0		
Criterio di Schwarz	273560.6	Hannan-Quinn	273266.6		

Note: SQM = scarto quadratico medio; E.S. = errore standard

Tabella 4: Modello con interazione tra esposizione ai robot e il livello d'istruzione

Una dinamica analoga a quella vista nel secondo modello emerge anche considerando il livello di istruzione. Nel terzo modello (*Tabella 4*), i titoli di studio medio-alti (istruzione secondaria e terziaria) mostrano un leggero rafforzamento nei contesti produttivi caratterizzati da maggiore esposizione ai robot. Anche in questo caso, i coefficienti positivi delle interazioni segnalano che la complementarità tra capitale umano e tecnologie avanzate si traduce in un premio salariale aggiuntivo per i lavoratori più istruiti, ma l'entità dell'effetto resta marginale.

Dunque, pur essendo statisticamente significativi, i valori stimati indicano che l'effetto della diffusione dei robot sulla valorizzazione delle competenze e dell'istruzione è positivo ma limitato. In altri termini, la robotizzazione non determina un forte mutamento nella struttura salariale, bensì tende a rafforzare in misura moderata i premi retributivi già osservati per i lavoratori più qualificati. Questo ridimensionamento dell'impatto suggerisce che i processi tecnologici, da soli, non sono sufficienti a spiegare la polarizzazione salariale, ma vanno piuttosto interpretati come un fattore che si innesta su disuguaglianze preesistenti, contribuendo a consolidarle senza tuttavia produrre cambiamenti radicali negli equilibri retributivi complessivi.

In sintesi, l'evidenza empirica conferma la validità del paradigma SBTC per il campione analizzato, ma al tempo stesso aiuta a comprendere come la robotizzazione sia un elemento

che amplifica i divari salariali esistenti, senza rappresentare di per sé il motore esclusivo delle disuguaglianze.

3.4.2 Esposizione ai robot e impatto sul lavoro femminile

I seguenti modelli analizzano in maniera dettagliata l'interazione tra esposizione ai robot, livello di competenze (skills) e livello di istruzione, concentrandosi esclusivamente sul sottogruppo femminile del campione. L'obiettivo è valutare come la diffusione della robotizzazione influenzi le dinamiche salariali tra le lavoratrici, tenendo conto delle differenze nel capitale umano, sia in termini di abilità professionali sia di titolo di studio posseduto. Questa analisi consente di isolare effetti specifici sulle donne, evidenziando eventuali meccanismi di polarizzazione o segmentazione interna al mercato del lavoro femminile come conseguenza dell'introduzione dell'automazione nelle imprese.

	coefficiente	errore std.	rapporto t	p-value	
const	2.45553	0.0122853	199.9	0.0000	***
rob_exp	0.00244275	0.000318520	7.669	1.74e-14	***
skill2	0.129626	0.00176999	73.24	0.0000	***
skill3	0.392691	0.00197350	199.0	0.0000	***
woman	-0.125427	0.00218014	-57.53	0.0000	***
rskill2	0.000981937	0.000326100	3.011	0.0026	***
rskill3	0.00132010	0.000338870	3.896	9.80e-05	***
rob_exp_w	-0.000260752	0.000505126	-0.5162	0.6057	
skill2_w	0.0414651	0.00245621	16.88	6.33e-64	***
skill3_w	0.0409201	0.00244466	16.74	7.08e-63	***
rskill2_w	1.67249e-05	0.000548868	0.03047	0.9757	
rskill3_w	0.000659342	0.000581908	1.133	0.2572	
Media var. dipendente	2.918011	SQM var. dipendente		0.446050	
Somma quadr. residui	56772.30	E.S. della regressione		0.300766	
R-quadro	0.545365	R-quadro corretto		0.545336	
F(40, 627594)	21855.52	P-value(F)		0.000000	
Log-verosimiglianza	-136500.2	Criterio di Akaike		273082.4	
Criterio di Schwarz	273547.7	Hannan-Quinn		273212.9	

Note: SQM = scarto quadratico medio; E.S. = errore standard

Tabella 5: Modello con interazione tra esposizione ai robot e skills per la componente femminile del campione

	coefficiente	errore std.	rapporto t	p-value	
const	2.44372	0.0122561	199.4	0.0000	***
rob_exp	0.00121446	0.000161883	7.502	6.29e-14	***
educ2	0.0458214	0.00144980	31.61	4.63e-219	***
educ3	0.222028	0.00176484	125.8	0.0000	***
woman	-0.100820	0.00200092	-50.39	0.0000	***
rseduc2	0.00321052	0.000183907	17.46	3.14e-68	***
rseduc3	0.00201891	0.000215122	9.385	6.31e-21	***
rob_exp_w	0.000991705	0.000317065	3.128	0.0018	***
educ2_w	0.0105084	0.00224051	4.690	2.73e-06	***
educ3_w	0.0152353	0.00236800	6.434	1.25e-10	***
rseduc2_w	-0.00139137	0.000386624	-3.599	0.0003	***
rseduc3_w	-0.000352806	0.000466378	-0.7565	0.4494	
Media var. dipendente	2.918011	SQM var. dipendente	0.446050		
Somma quadr. residui	56775.01	E.S. della regressione	0.300773		
R-quadro	0.545343	R-quadro corretto	0.545314		
F(40, 627594)	21795.60	P-value(F)	0.000000		
Log-verosimiglianza	-136515.2	Criterio di Akaike	273112.4		
Criterio di Schwarz	273577.7	Hannan-Quinn	273242.9		

Note: SQM = scarto quadratico medio; E.S. = errore standard

Tabella 6: Modello con interazione tra esposizione ai robot e livello d'istruzione per la componente femminile del campione

Le tabelle 5 e 6 mostrano solo i coefficienti di interesse e non fanno vedere per motivi di leggibilità le altre variabili di controllo, già mostrate nelle regressioni precedenti e che sono state usate anche in questi modelli.

I risultati confermano, come già emerso nel modello di base (*Tabella 1*), la persistenza di un gender pay gap significativo, con una penalizzazione salariale per le donne pari a circa il 10% rispetto agli uomini. Inoltre, a differenza di quanto osservato sul campione complessivo, per le lavoratrici il coefficiente associato all'esposizione ai robot (*rob_exp_w*) risulta negativo anche se non significativo.

È inoltre interessante come il premio salariale per medium e high-skilled (*skill2_w* e *skill3_w*), che nel campione complessivo era non trascurabile come ordine di grandezza, per le donne si riduce di molto e si appiattisce. Quindi sembra che in media, rispetto ad una donna low-skilled, donne con skills alte o intermedie guadagnano solo il 4% in più.

Infine, le interazioni tra skills e robotizzazione (*Tabella 5*) non risultano significative per le donne: ciò implica che l'automazione non ha un impatto differenziato su queste ultime. L'effetto positivo della complementarità tra capitale umano qualificato e tecnologie avanzate, seppur minimo, non è quindi significativo per la sola componente femminile del campione. Per quanto riguarda invece l'istruzione (*Tabella 6*), i titoli di studio medio-alti sembrano non garantire premi retributivi significativi, anzi l'interazione con la robotizzazione produce effetti negativi per le lavoratrici medium-skilled, riducendo quindi

lievemente il premio salariale delle donne medium-skilled rispetto alle low-skilled. Nel complesso, i risultati per la sola componente femminile mettono in luce come il cambiamento tecnologico e in particolare l'automazione, non abbia un effetto particolarmente diverso sulle donne rispetto alla totalità del campione.

3.4.3 Esposizione ai robot e impatto sulle diverse classi d'età

I modelli presentati in questa sezione si concentrano sull'analisi dell'interazione tra esposizione ai robot, livello di competenze (skills) e livello di istruzione, segmentando il campione in base alle classi d'età. L'obiettivo è comprendere come la robotizzazione incida sui salari dei lavoratori a seconda della loro fascia d'età, tenendo conto delle differenze nel capitale umano e nell'esperienza accumulata. Questo approccio consente di evidenziare pattern specifici legati all'età, rivelando possibili meccanismi di polarizzazione o differenziazione all'interno del mercato del lavoro in risposta all'introduzione dell'automazione nelle imprese.

	coefficiente	errore std.	rapporto t	p-value	
const	2.49878	0.0124405	200.9	0.0000	***
rob_exp	0.00312869	0.000761819	4.107	4.01e-05	***
Dage_class_2	0.0646315	0.00329830	19.60	1.80e-85	***
Dage_class_3	0.0463708	0.00342900	13.52	1.16e-41	***
Dage_class_4	-0.0119894	0.00428826	-2.796	0.0052	***
skill2	0.136761	0.00337517	40.52	0.0000	***
skill3	0.248914	0.00348366	71.45	0.0000	***
skill2_ac2	-0.00533710	0.00375378	-1.422	0.1551	
skill2_ac3	0.0227930	0.00389832	5.847	5.01e-09	***
skill2_ac4	0.0685263	0.00522047	13.13	2.35e-39	***
skill3_ac2	0.137032	0.00380978	35.97	5.07e-283	***
skill3_ac3	0.221504	0.00397854	55.67	0.0000	***
skill3_ac4	0.302546	0.00513034	58.97	0.0000	***
rob_exp_ac2	-0.000952064	0.000826385	-1.152	0.2493	
rob_exp_ac3	-0.00114671	0.000860289	-1.333	0.1826	
rob_exp_ac4	-0.00131597	0.00126257	-1.042	0.2973	
rskill2	0.000692485	0.000792584	0.8737	0.3823	
rskill3	-0.00123916	0.000824982	-1.502	0.1331	
rskill2_ac2	1.82365e-05	0.000866052	0.02106	0.9832	
rskill2_ac3	0.000337919	0.000904545	0.3736	0.7087	
rskill2_ac4	0.00421673	0.00136068	3.099	0.0019	***
rskill3_ac2	0.00329405	0.000901942	3.652	0.0003	***
rskill3_ac3	0.00309552	0.000946201	3.272	0.0011	***
rskill3_ac4	0.00396019	0.00141883	2.791	0.0053	***
Media var. dipendente	2.918011	SQM var. dipendente		0.446050	
Somma quadr. residui	56082.23	E.S. della regressione		0.298935	
R-quadro	0.550891	R-quadro corretto		0.550855	
F(50, 627584)	17761.27	P-value(F)		0.000000	
Log-verosimiglianza	-132662.4	Criterio di Akaike		265426.7	
Criterio di Schwarz	266005.6	Hannan-Quinn		265589.1	

Note: SQM = scarto quadratico medio; E.S. = errore standard

Tabella 7: Modello con interazione tra esposizione ai robot e skills,
con lavoratori distinti per classi d'età

	coefficiente	errore std.	rapporto t	p-value	
const	2.48083	0.0125619	197.5	0.0000	***
rob_exp	0.00383530	0.000581376	6.597	4.20e-11	***
Dage_class_2	0.0738535	0.00356376	20.72	2.29e-95	***
Dage_class_3	0.0818541	0.00366967	22.31	3.60e-110	***
Dage_class_4	0.0987917	0.00458607	21.54	6.91e-103	***
educ2	0.0387257	0.00368750	10.50	8.51e-26	***
educ3	0.102388	0.00399650	25.62	1.10e-144	***
educ2_ac2	0.0114675	0.00394178	2.909	0.0036	***
educ2_ac3	0.0179582	0.00406362	4.419	9.91e-06	***
educ2_ac4	-0.0258371	0.00532750	-4.850	1.24e-06	***
educ3_ac2	0.114525	0.00415088	27.59	1.82e-167	***
educ3_ac3	0.175553	0.00433768	40.47	0.0000	***
educ3_ac4	0.164118	0.00552854	29.69	1.60e-193	***
rob_exp_ac2	-0.00308810	0.000601806	-5.131	2.88e-07	***
rob_exp_ac3	-0.00255339	0.000617676	-4.134	3.57e-05	***
rob_exp_ac4	0.00281722	0.000965713	2.917	0.0035	***
rseduc2	0.000621517	0.000622660	0.9982	0.3182	
rseduc3	-0.00202453	0.000688775	-2.939	0.0033	***
rseduc2_ac2	0.00255097	0.000655925	3.889	0.0001	***
rseduc2_ac3	0.00231310	0.000679339	3.405	0.0007	***
rseduc2_ac4	0.000141789	0.00108809	0.1303	0.8963	
rseduc3_ac2	0.00530961	0.000730221	7.271	3.57e-13	***
rseduc3_ac3	0.00365852	0.000769444	4.755	1.99e-06	***
rseduc3_ac4	-0.00269198	0.00120416	-2.236	0.0254	**
Media var. dipendente	2.918011	SQM var. dipendente	0.446050		
Somma quadr. residui	56400.43	E.S. della regressione	0.299782		
R-quadro	0.548342	R-quadro corretto	0.548306		
F(50, 627584)	17675.35	P-value(F)	0.000000		
Log-verosimiglianza	-134437.9	Criterio di Akaike	268977.8		
Criterio di Schwarz	269556.6	Hannan-Quinn	269140.1		

Note: SQM = scarto quadratico medio; E.S. = errore standard

Tabella 8: Modello con interazione tra esposizione ai robot e livello d'istruzione, con lavoratori distinti per classi d'età

I risultati dei due modelli mostrano innanzitutto che l'effetto diretto dell'esposizione ai robot è positivo e significativo, ma le interazioni con le diverse categorie anagrafiche non restituiscono un quadro uniforme.

Quando si osservano le interazioni tra robotizzazione e competenze (*Tabella 7*), emerge un premio salariale sia per i medium, ma soprattutto per gli high-skilled, che aumenta con l'età. Sembrerebbe quindi che i lavoratori con più esperienza e anzianità, sono quelli che beneficiano di più della robotizzazione rispetto ai più giovani. Può verificarsi che i lavoratori più anziani, prossimi al pensionamento, vengano trattenuti nei processi produttivi in quanto maggiormente in grado di adattarsi alla nuova organizzazione, mentre siano le fasce più giovani della forza lavoro a risultare superflue. Ne consegue che la ridotta domanda di occupazione giovanile si traduce in una diminuzione dei relativi salari.

Questa interpretazione non vale però se guardiamo ai livelli di istruzione, classi di età e robot, dove per i più anziani con istruzione secondaria e terziaria il premio salariale è leggermente più basso di quello percepito dalla classe di età intermedia, 30-49 anni (*Tabella 8*). A differenza delle skills, basate sui profili professionali, il titolo di istruzione potrebbe

non catturare bene la differenza tra mansioni routinarie/non routinarie svolte dai lavoratori. È probabile quindi che i più anziani (over 50) laureati e diplomati siano la forza lavoro con più compiti routinari che diventa pertanto in esubero con l'introduzione dei robot. A livello generale di settore industriale, la minore domanda di lavoro per queste figure ne fa abbassare il salario rispetto ai più giovani.

3.5 Conclusioni dell'analisi

L'analisi condotta in questo capitolo ha permesso di approfondire empiricamente la relazione tra innovazione tecnologica, esposizione all'automazione e distribuzione salariale nel contesto europeo, con particolare riferimento all'adozione di robot industriali nei diversi settori produttivi. L'analisi, basata su un campione rappresentativo di lavoratori dipendenti in sei paesi europei e quattordici settori, ha permesso di evidenziare alcune dinamiche chiave del mercato del lavoro contemporaneo.

In primo luogo, i risultati confermano l'importanza delle caratteristiche individuali e aziendali nella determinazione dei salari. Contratti stabili, livelli di istruzione elevati, competenze professionali e dimensione dell'impresa risultano tutti fattori significativamente correlati con retribuzioni più elevate, mentre forme contrattuali atipiche, lavoro part-time e il genere femminile sono associati a penalizzazioni salariali, evidenziando la persistenza di disuguaglianze strutturali.

L'analisi dell'esposizione ai robot ha mostrato un effetto positivo ma moderato sui salari, suggerendo che i contesti produttivi ad alta automazione tendono a offrire remunerazioni leggermente superiori, soprattutto ai lavoratori più qualificati. Tuttavia, l'interazione tra robotizzazione e caratteristiche individuali (skill e istruzione) evidenzia che i benefici derivanti dalla diffusione delle tecnologie avanzate non hanno un impatto elevato, ma tendono solo leggermente a rafforzare i premi salariali già esistenti.

Per quanto riguarda la componente femminile, l'analisi conferma anche in questo caso l'esistenza di un gender pay gap. L'esposizione ai robot non appare generare premi salariali aggiuntivi per le lavoratrici e, in alcuni casi, può accentuare lievemente gli svantaggi retributivi già presenti. Tuttavia, in linea generale non sembrano esserci effetti rilevanti per la sola componente femminile del campione attribuibili unicamente all'automazione.

Infine, l'analisi distinta per classi d'età mostra che l'impatto della robotizzazione varia leggermente lungo il profilo demografico e dipende dalla variabile usata che approssima le competenze dei lavoratori. Nel caso delle skills, i robot sembrano leggermente favorire in termini salariali i più anziani (over 50), tra i lavoratori manuali qualificati (medium skilled), oppure tra i manager, professionisti e ricercatori (high skilled). Se passiamo, invece, all'istruzione è la fascia di età intermedia (30-49 anni) ad essere leggermente favorita in termini salariali da una maggiore esposizione ai robot.

In sintesi, i risultati del capitolo evidenziano come la robotizzazione e l'innovazione tecnologica agiscano come fattori di consolidamento delle disuguaglianze salariali già esistenti, premiando principalmente lavoratori già qualificati e inseriti in contesti produttivi avanzati, senza però determinare trasformazioni radicali nella struttura retributiva complessiva.

CONCLUSIONE

La presente tesi ha esaminato le modalità attraverso le quali il progresso tecnologico sta trasformando il mercato del lavoro europeo, modificandone la struttura occupazionale e incidendo in maniera significativa sulla distribuzione dei redditi. I risultati emersi confermano l'ipotesi di una progressiva polarizzazione: mentre i lavori ad alta qualificazione e quelli con mansioni non automatizzabili mantengono o rafforzano la loro domanda, le professioni di medio livello risultano le più esposte alla sostituzione. Questo meccanismo contribuisce a comprimere i salari intermedi e ad ampliare i divari retributivi, con conseguenze non solo economiche, ma anche sociali e politiche.

L'analisi empirica condotta nel secondo capitolo ha offerto una rappresentazione delle dinamiche retributive europee, mettendo in luce alcune evidenze di rilievo. In primo luogo, emerge una marcata segmentazione salariale: i lavoratori ad alta qualificazione beneficiano di retribuzioni significativamente superiori rispetto a coloro che possiedono competenze intermedie o basse, confermando l'ipotesi dello *Skill-Biased Technical Change*. Belgio e Germania si collocano ai vertici in termini di livelli retributivi medi, mentre Italia e Spagna presentano i divari più ampi tra le fasce di qualificazione, con un mercato del lavoro che tende a premiare una ristretta élite di lavoratori altamente specializzati, lasciando in posizione svantaggiata la quota più consistente della forza lavoro.

Un ulteriore elemento emerso dall'analisi riguarda la dimensione generazionale: i lavoratori più giovani percepiscono, in tutti i Paesi considerati, salari inferiori rispetto agli over 50, con un divario particolarmente pronunciato in Italia. Tale evidenza segnala una forte segmentazione intergenerazionale, che rischia di compromettere le prospettive di carriera e di reddito delle nuove generazioni. Inoltre, viene confermata la persistenza di differenziali di genere nelle retribuzioni e di disparità territoriali, con le regioni a più alta intensità tecnologica e industriale caratterizzate da salari mediamente superiori rispetto alle aree più periferiche.

Il terzo capitolo ha permesso di integrare questa fotografia delle dinamiche salariali europee, valutando l'impatto dell'automazione sulla distribuzione dei salari. I risultati delle regressioni indicano un'associazione positiva tra diffusione dei robot industriali e crescita della produttività, accompagnata tuttavia da una compressione delle retribuzioni intermedie. Questa dinamica, coerente con l'ipotesi di polarizzazione salariale, suggerisce che

l'automazione contribuisca allo spostamento della domanda di lavoro verso le estremità della distribuzione: da un lato, lavoratori altamente qualificati e complementari alle nuove tecnologie, dall'altro, occupazioni a bassa qualificazione, spesso caratterizzate da bassi livelli retributivi ma non facilmente automatizzabili.

Nel loro insieme, questi risultati confermano che la polarizzazione occupazionale e salariale costituisce un fenomeno concreto e in progressivo consolidamento, con implicazioni di rilievo non solo economiche, ma anche sociali e politiche. Essi evidenziano la necessità di un approccio politico attivo e lungimirante, che non si limiti a interventi compensativi ex post, ma agisca preventivamente attraverso l'investimento in istruzione, formazione continua e riqualificazione professionale.

L'evidenza raccolta suggerisce che il progresso tecnologico non debba essere interpretato unicamente come una minaccia o un'opportunità, ma piuttosto come un fenomeno ambivalente, il cui impatto dipende dalle istituzioni, dalle politiche e dalle strategie adottate. Paesi con sistemi educativi solidi, politiche attive per l'occupazione e reti di protezione sociale più robuste hanno dimostrato una maggiore capacità di mitigare gli effetti regressivi dell'automazione, favorendo al contempo l'innovazione e la crescita. In questo senso, il futuro del lavoro non è scandito esclusivamente dal progresso tecnologico, ma rappresenta uno spazio di possibilità.

Un ulteriore spunto di riflessione riguarda il rapporto tra tecnologia e capitale umano. L'analisi ha messo in evidenza possibili segnali di sostituzione tecnologica nelle professioni di livello intermedio, ma i dati utilizzati non consentono di isolare con precisione le singole mansioni coinvolte. Per questo motivo, sarebbe interessante approfondire in futuro in che misura le professioni intermedie concentrino le attività più routinarie e dunque più esposte all'automazione. In tale prospettiva, il lavoro umano conserva un ruolo centrale, ma richiede un continuo aggiornamento delle competenze per mantenere la sua rilevanza nel nuovo contesto tecnologico. Investire in istruzione, ricerca e inclusione sociale diventa quindi la condizione necessaria per trasformare il progresso tecnologico in un fattore di emancipazione collettiva, anziché in un motore di disuguaglianze.

Infine, si pone la necessità di un approccio coordinato a livello europeo e globale. La natura transnazionale delle tecnologie rende fondamentale la cooperazione internazionale per prevenire l'accentuazione dei divari tra Paesi e garantire che i benefici della trasformazione

digitale siano condivisi in maniera equa. Ciò implica il ripensamento delle politiche redistributive, il rafforzamento dei meccanismi di protezione sociale e l'adozione di strategie di sviluppo che coniughino competitività, equità e sostenibilità.

In sintesi, la presente tesi ha messo in evidenza come il rapporto tra automazione, occupazione e salari non sia predeterminato, ma modellato dalle scelte collettive e istituzionali. È proprio in questa direzione che si apre lo spazio per una nuova stagione di politiche pubbliche, capaci di trasformare la sfida tecnologica in un'opportunità condivisa, evitando che il futuro del lavoro diventi sinonimo di esclusione e precarietà e favorendo, al contrario, un percorso di innovazione, inclusione e progresso sociale.

BIBLIOGRAFIA

Acemoglu, D. (2002). Technical change, inequality, and the labor market. Journal of economic literature, 40(1), 7-72.

Acemoglu, D. (2011). Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings.

Acemoglu, D. (2021). Harms of AI (No. w29247). National Bureau of Economic Research.

Acemoglu, D., & Loebbing, J. (2022). Automation and polarization (No. w30528). National Bureau of Economic Research.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. Journal of economic perspectives, 33(2), 3-30.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. Journal of political economy, 128(6), 2188-2244.

Afonso, A., & Blanco-Arana, M. C. (2025). The persistence of gender pay and employment gaps in European countries. Comparative Economic Studies, 1-29.

Albertini, J., & Hairault, J. O. (2016). Aggregate employment, job polarization and inequalities: A transatlantic perspective (No. 2016-014). SFB 649 Discussion Paper.

Aksoy, C. G., Özcan, B., & Philipp, J. (2021). Robots and the gender pay gap in Europe. European Economic Review, 134, 103693.

Aksoy, C. G., Özcan, B., & Philipp, J. (2021). Robots and the gender pay gap in Europe. European Economic Review, 134, 103693.

Autor, D., Chin, C., Salomons, A., & Seegmiller, B. (2024). New frontiers: The origins and content of new work, 1940–2018. The Quarterly Journal of Economics, qjae008.

Baccaro, L., & Tober, T. (2022). *The role of wages in the Eurozone. Review of international political economy*, 29(4), 1263-1286.

Bassanini, A., Bovini, G., Caroli, E., Ferrando, J. C., Cingano, F., Falco, P., ... & Popp, M. (2024). *Labor market concentration, wages and job security in Europe. Journal of Human Resources*.

Benedí Lahuerta, S. (2021). *Comparing pay transparency measures to tackle the Gender Pay Gap: best practices and challenges in Belgium, Denmark and Iceland. Sara BENEDI LAHUERTA, 'Comparing pay transparency measures to tackle the Gender Pay Gap: Best practices and challenges in Belgium, Denmark and Iceland', European Equality Law Review*, 2.

Bessen, J. (2018). *AI and jobs: The role of demand* (No. w24235). *National Bureau of Economic Research*.

Bowlus, A., Lochner, L., Robinson, C., & Suleymanoglu, E. (2023). *Wages, skills, and skill-biased technical change: The canonical model revisited. Journal of Human Resources*, 58(6), 1783-1819.

Brekelmans, S., & Petropoulos, G. (2020). *Occupational change, artificial intelligence and the geography of EU labour markets* (No. 03/2020). *Bruegel Working Paper*.

Ciminelli, G., Schwellnus, C., & Stadle, B. (2021). *Sticky floors or glass ceilings? The role of human capital, working time flexibility and discrimination in the gender wage gap. OECD Economic Department Working Papers*, (1668), 0_1-43.

Coveri, A., & Pianta, M. (2022). *Drivers of inequality: wages vs. profits in European industries. Structural Change and Economic Dynamics*, 60, 230-242.

Doorley, K., Gromadzki, J., Lewandowski, P., Tuda, D., & Van Kerm, P. (2024). *Automation and income inequality in Europe* (No. 1070). *Ruhr Economic Papers*.

European Commission: Directorate-General for Employment, Social Affairs and Inclusion. (2023). Labour market and wage developments in Europe 2023. Publications Office of the European Union.

European Commission: Directorate-General for Employment, Social Affairs and Inclusion. (2024). Labour market and wage developments in Europe 2024. Publications Office of the European Union.

Gavett, G. (2021). The problem with greedy work. Harvard Business Review.

Gaweł, A., & Mroczek-Dąbrowska, K. (2022). Gender pay gap in explaining female entrepreneurship—industry perspective of selected European countries. International Journal of Manpower, 43(9), 42-59.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). Job polarization in Europe. American economic review, 99(2), 58-63.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2014). Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring. American economic review, 104(8), 2509-2526.

Graetz, G., & Michaels, G. (2018). Robots at work. Review of Economics and Statistics, 100(5), 753-768.

Guzi, M. (2021). Cost of living, living wages, and minimum wages in EU-27 countries.

Huo, Q., Ruan, J., & Cui, Y. (2024). “Machine replacement” or “job creation”: How does artificial intelligence impact employment patterns in China's manufacturing industry?. Frontiers in Artificial Intelligence, 7, 1337264.

Klenert, D., Fernandez-Macias, E., & Antón, J. I. (2023). Do robots really destroy jobs? Evidence from Europe. Economic and Industrial Democracy, 44(1), 280-316.

Lenzi, C., & Panzera, E. (2025). Income and wage inequalities from automation. A European perspective. Review of Regional Research, 1-26.

Mellacher, P., & Scheuer, T. (2021). *Wage inequality, labor market polarization and skill-biased technological change: an evolutionary (agent-based) approach*. *Computational Economics*, 58(2), 233-278.

Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018). *Automation, skills use and training* (Vol. 202). Paris: OECD Publishing.

OECD (2019). *OECD Employment Outlook 2019: The Future of Work*. Paris: OECD Publishing.

Jagatheesaperumal, S. K., Rahouti, M., Ahmad, K., Al-Fuqaha, A., & Guizani, M. (2021). *The duo of artificial intelligence and big data for industry 4.0: Applications, techniques, challenges, and future research directions*. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(15), 12861-12885.

Ramachandran, K., Raju, V., Karthick, K., Gnanakumar, P. B., & Deepa, M. (2024). *Rise of AI: Prediction of Job Replacements Based on the Evolution of Artificial Intelligence and Robots Intensification*. In *2024 International Conference on Advances in Computing, Communication and Applied Informatics (ACCAI)* (pp. 1-6). IEEE.

Reabciuc, D. B., Călugăreanu, A., & Balamatiuc, E. (2023). *How AI may replace jobs in the future*. In *Conferința tehnico-științifică a studenților, masteranzilor și doctoranzilor* (Vol. 2, pp. 28-31).

Richiardi, M., Westhoff, L., Astarita, C., Ernst, E., Fenwick, C., Khabirpour, N., & Pelizzari, L. (2024). *The impact of a decade of digital transformation on employment, wages, and inequality in the EU: A "conveyor belt" hypothesis* (No. CeMPA WP 5/24). *CeMPA Working Paper Series*.

SenGupta, S. (2025). *Pathways of AI Influence on Wages, Employment, and Inequality in Europe: A Structural Mediation Analysis*. *Employment, and Inequality in Europe: A Structural Mediation Analysis* (May 10, 2025).

Sanneman, L., Fourie, C., & Shah, J. A. (2021). *The state of industrial robotics: Emerging technologies, challenges, and key research directions*. *Foundations and Trends® in Robotics*, 8(3), 225-306.

Sobeck, K. (2024). *Greedy jobs, labour market institutions, and the gender pay gap*. *Economic Record*, 100(331), 462-490.

Suhányi, L., Suhányiová, A., Kádárová, J., & Janeková, J. (2023). *Relationships between average wages in the manufacturing sector and economic indicators of the manufacturing sector in the region of Visegrad Group countries*. *Sustainability*, 15(5), 4164.

Vorobeva, D., El Fassi, Y., Costa Pinto, D., Hildebrand, D., Herter, M. M., & Mattila, A. S. (2022). *Thinking skills don't protect service workers from replacement by artificial intelligence*. *Journal of Service Research*, 25(4), 601-613.

Xu, M., David, J. M., & Kim, S. H. (2018). *The fourth industrial revolution: Opportunities and challenges*. *International journal of financial research*, 9(2), 90-95.

Yong, C. C., & Pau, E. J. J. N. (2024). *Job polarisation: The change of nature of task and skill needs*. *Malaysian Journal of Economic Studies*, 61(2), 351-371.

Yunxia, W. U., & Lei, L. I. (2024). *The impact of digitization in manufacturing on female employment and gender wage gap*. *Journal of Asian Economics*, 95, 101821.

Ziegler, L. (2024). *Skill Demand and Wages: Evidence From Linked Vacancy Data*. In *Big Data Applications in Labor Economics, Part B (Vol. 52, pp. 101-130)*. Emerald Publishing Limited.