

TECNOLOGIE DIGITALI E OCCUPAZIONE OPERAIA IN UN SISTEMA MANIFATTURIERO DI PICCOLE E MEDIE IMPRESE*

di Bruno Anastasia, Giancarlo Corò, Monica Plechero

*Digital Technologies and Blue-Collar Worker Employment
in a Manufacturing System of Small and Medium-Sized Enterprises*

L'impatto delle tecnologie digitali sull'occupazione e sui profili lavorativi è da tempo oggetto di studio. Tuttavia, si conosce ancora poco sulla relazione fra tecnologie 4.0 e cambiamenti della forza lavoro operaia nelle piccole e medie imprese manifatturiere. Grazie all'integrazione di fonti informative originali di Uniocamere e Veneto Lavoro è stato possibile studiare come si modifica la composizione delle figure operaie nelle imprese manifatturiere a seguito dell'introduzione di diversi tipi di tecnologie digitali. I risultati presentati in questo articolo, riferiti a un esteso campione di PMI del Veneto, mostrano effetti ambivalenti: le imprese che adottano tecnologie 4.0 accrescono l'occupazione, ma tendono a prevalere le mansioni meno qualificate, a fronte di una riduzione di lavoratori specializzati nelle attività meccaniche e del *made in Italy*. Questi risultati richiamano la necessità di costruire politiche del lavoro mirate ad accrescere nuove competenze dei lavoratori non solo digitali ma anche cognitive e creative.

Parole chiave: Industria 4.0, occupazione operaia, attività manifatturiere.

The impact of the latest digital technologies on employment and job profiles has been under research for a long time. However, little is known about the relationship between 4.0 technologies and changes in blue-collar workforce in small and medium-sized manufacturing firms. Thanks to the integration of Uniocamere and Veneto Lavoro datasets, the study shows how the composition of the working class in manufacturing firms has changed over time following the introduction of different types of digital technologies. The results discussed in this article show ambiguous effects. Despite increases in Industry 4.0 technology adoption relate to increases in employment, we also observe the share of specialised workers shrinking, and routine jobs growing. These results put forward the need to build labour policies aimed at strengthening the development of digital as well as cognitive and creative competences of the labour force.

Keywords: Industry 4.0, blue-collar workforce, manufacturing operations.

Bruno Anastasia, IRES Veneto, Via Peschiera 7, 30174 Venezia, brunoanasta@gmail.com.

Giancarlo Corò, Scuola Economia, lingue e imprenditorialità per gli scambi internazionali, Università Ca' Foscari di Venezia, Riviera Santa Margherita 76, 31100 Venezia, corog@unive.it.

Monica Plechero, Dipartimento di Management, Università Ca' Foscari di Venezia, San Giobbe – Cannaregio 873, 30121 Venezia, monica.plechero@unive.it.

* Le analisi presentate in questo articolo sono frutto di un programma di ricerca sull'impatto delle tecnologie digitali di ultima generazione sul sistema produttivo regionale, sviluppato dal Centro SELISI (Scuola in economia, lingue e imprenditorialità per gli scambi internazionali) dell'Università Ca' Foscari di Venezia in collaborazione con l'Osservatorio economico e sociale Treviso-Belluno, Unioncamere Veneto e Veneto Lavoro.

Codici JEL / JEL codes: E24, O33; R11.

Pervenuto alla Redazione nel mese di giugno 2021, revisionato nei mesi di luglio-dicembre 2021, e accettato per la pubblicazione nel mese di dicembre 2021 / Submitted to the Editorial Office in June 2021, reviewed from July to December 2021, and accepted for publication in December 2021.

1. INTRODUZIONE

Con il termine “Industria 4.0” si intende la rivoluzione digitale che nell’ultimo ventennio sta investendo in modo dirompente il mondo dell’industria. Grazie alle tecnologie digitali di ultima generazione cresce sempre più l’integrazione tra cyberspazio, il mondo degli oggetti, delle macchine e delle persone. Ciò comporta importanti cambiamenti economici e sociali (Brynjolfsson, McAfee, 2014), oltre a una profonda trasformazione nel modo di fare impresa (Rullani, Rullani, 2018). In particolare, le imprese che operano in territori con un’impronta manifatturiera si trovano ad affrontare nuove e complesse sfide, che riguardano sia la dimensione economica (De Propriis, Bailey, 2020), sia la cultura politica (Jacobs, 2021). Il piano Industria 4.0, avviato dal Governo italiano già nel 2016, ha messo in campo importanti strategie di sviluppo per queste imprese (ministero dello Sviluppo economico, 2018). Grazie agli incentivi pubblici messi in moto dal piano, molte piccole e medie imprese (PMI) che caratterizzano i territori manifatturieri hanno potuto accelerare il proprio processo di digitalizzazione, dotandosi soprattutto di macchinari che hanno portato una trasformazione più generale dell’organizzazione produttiva¹. L’avvento della cosiddetta “Industria 4.0” pone tuttavia importanti questioni anche al mondo del lavoro. Il suo impatto non coinvolge solo i livelli occupazionali, ma anche la qualità del capitale umano, il tipo di conoscenze necessarie per mansioni sempre più complesse, nonché il ruolo del lavoro nella *governance* aziendale (Checcucci, 2019; Corazza, 2017; Miculescu, Otil, 2020).

Le ricerche che intersecano i temi delle tecnologie digitali con quelli del lavoro tendono a sottolineare come l’introduzione di tecnologie di automazione portano a una riduzione dell’occupazione, in particolare delle attività di tipo routinario (Acemoglu, Autor, 2011; Autor *et al.*, 2003; Brynjolfsson, McAfee, 2014). Si prospetta, tuttavia, un aumento di lavoratori della conoscenza e mansioni specializzate (Corazza, 2017; Rullani, Rullani, 2018).

Ricerche sui contesti manifatturieri italiani confermano come la crescita dell’occupazione in relazione all’adozione di specifiche tecnologie 4.0 sia legata proprio alla crescita di profili occupazionali *highly skilled* (Corò *et al.*, 2021). In particolare, si assiste alla crescita di figure specialistiche con competenze *tecniche* e, sia pure in misura minore, anche con specifiche conoscenze *scientifiche*. Tuttavia, ancora poche sono le ricerche che hanno analizzato in tali contesti come diversi tipi di tecnologie 4.0 si relazionino ai cambiamenti dei vari profili della forza lavoro operaia. La maggior parte degli studi sull’argomento, come sottolineato nel lavoro di Barbieri *et al.* (2019), rimane a livello di Paese e di industria, ed esiste quindi una reale difficoltà nel valutare la relazione anche a livello di impresa, per mancanza spesso di dati disponibili su cui basare possibili confronti.

Gli studi finora sviluppati si sono focalizzati soprattutto sulla relazione fra occupazione e alcune tecnologie specifiche, in particolare di automazione e robotica (Acemoglu, Restrepo, 2018). Poco si sa ancora sull’introduzione di altre tecnologie meno diffuse, ma di crescente utilizzo nell’ambiente manifatturiero come la manifattura additiva o i servizi *cloud*, oppure le tecnologie di interconnessione fra cose (Internet of Things, IoT), l’analisi e gestione di grandi masse di dati (*big data* e *business analytics*), l’intelligenza artificiale (AI), la realtà aumentata, virtuale e mista, o anche più semplicemente tecnologie adibite alla sicurezza informatica dell’azienda.

¹ Maggiori dettagli sono disponibili in https://www.mise.gov.it/images/stories/documenti/impresa_40_risultati_2017_azioni_2018.pdf.

Lo studio presentato in questo articolo si è perciò posto una domanda di ricerca specifica: in quale misura l'introduzione di tecnologie digitali di ultima generazione nelle PMI di una regione a forte base manifatturiera comporta cambiamenti nei profili operai? Più in particolare, quale ruolo svolgono le diverse tecnologie Industria 4.0 nella ricomposizione delle attività manifatturiere? Le imprese che hanno adottato queste tecnologie manifestano una domanda di lavoro qualificato oppure, al contrario, possono assumere figure meno qualificate in quanto viene delegato alle macchine intelligenti una parte delle mansioni complesse prima gestite da operai specializzati?

La ricerca si avvale di un database originale che integra informazioni relative a un campione rappresentativo di imprese manifatturiere del Veneto tratte da un'indagine Unioncamere e dall'archivio di Veneto Lavoro. Lo studio permette così un'analisi diretta dell'impatto delle tecnologie digitali nella dinamica e nella qualità dell'occupazione.

Dopo una rassegna del dibattito in corso su tecnologie digitali e occupazione, l'articolo presenta i risultati dell'analisi empirica che studia le trasformazioni dei profili lavorativi nelle imprese che hanno adottato tecnologie 4.0, approfondendo in particolare la relazione fra diverse tecnologie e le principali mansioni operaie. L'articolo si conclude con alcune indicazioni di policy.

2. TECNOLOGIE 4.0 E CAMBIAMENTI OCCUPAZIONALI

Una domanda ricorrente è se le tecnologie 4.0, diventando sempre più in grado di sostituire il lavoro umano intelligente, costituiscano una minaccia per l'occupazione molto più seria delle precedenti ondate di innovazione. Da un lato, ci sono visioni pessimistiche, come quella di Acemoglu e Autor (2011), che individuano nelle mansioni ripetitive quelle più minacciate dalle macchine, coinvolgendo, perciò, lavoratori difficilmente ricollocabili. Dall'altro, esistono tuttavia analisi più ottimistiche che, anche a partire da ricerche empiriche, mostrano come l'introduzione di alcune tecnologie si associ a una creazione netta di lavoro (Koch *et al.*, 2019), sia pure con un'occupazione più professionalizzata e qualificata (Barzotto, De Propriis, 2019; Brynjolfsson, McAfee, 2014).

Il recente lavoro di Rullani e Rullani (2018) mostra, ad esempio, come le tecnologie 4.0 possano liberare intelligenza creativa dell'uomo che può diventare complementare al lavoro delle macchine. Ottimistica è anche l'analisi di Richard Baldwin (2019) sugli impatti a medio termine della "Rivoluzione globotica", sempre che la linea di risposta alle nuove tecnologie, come sostiene l'autore, eviti la strategia competitiva nei confronti delle macchine, ma ricerchi invece quella complementarità che può esaltare le capacità sociali, relazionali e creative del lavoro umano. Per Dani Rodrik (2020), la complementarità virtuosa tra lavoro e tecnologie non è da escludere, ma non è affatto scontata, soprattutto se si lascia al solo mercato il compito di auto-regolare questa relazione. Secondo Rodrik, è perciò necessario costruire politiche industriali, fiscali e del lavoro che incentivino lo sviluppo di tecnologie *human-friendly*, a supporto dei lavoratori attuali, non di quelli che molti immaginano come conseguenza di un processo di mero adattamento all'innovazione tecnologica.

Anche in Italia, il dibattito si sta spostando dagli effetti di sostituzione ai processi di trasformazione del lavoro indotti dalle nuove tecnologie. Gli studi si sono soprattutto focalizzati sull'analisi di quali profili professionali e quale mix di competenze (ad esempio, tecniche, trasversali, sociali, cognitive ecc.) siano oggi più adeguati per sfruttare a pieno la rivoluzione digitale che sta avvenendo nelle imprese (Assolombarda, 2021; Corò *et al.*, 2021; Gubitta, 2018).

Ad oggi, esistono vari studi che analizzano l'appropriatezza delle mansioni e competenze della forza lavoro in base al loro grado di aderenza con i processi di digitalizzazione 4.0. Tali studi – avvalendosi di banche dati internazionali come O*NET, oppure nazionali come quelle elaborate dall'Istituto nazionale per l'analisi delle politiche pubbliche (INAPP) – forniscono importanti informazioni sulle nuove figure professionali emergenti e sugli andamenti tendenziali nei mercati del lavoro (Barzotto, De Propriis, 2019; Faraoni *et al.*, 2019; Frey, Osborne, 2017). Pochi studi si sono però posti l'obiettivo di approfondire le trasformazioni che avvengono all'interno delle singole imprese, in particolare come i diversi profili operai specializzati o con mansioni di tipo artigianale siano influenzati dall'introduzione delle *diverse* tecnologie digitali di ultima generazione.

Vari studi sull'argomento tendono a indicare come, anche nelle imprese manifatturiere italiane, il lavoro operaio sia quello più a rischio in quanto più direttamente interessato dai processi di automazione (Assolombarda, 2021). Tuttavia, nella categoria del lavoro operaio, coesistono ampie differenze, che si riflettono anche sugli impatti delle tecnologie sulla domanda occupazionale. Come abbiamo già visto, parte della letteratura insiste sull'impatto delle tecnologie sui profili lavorativi con mansioni più routinarie, che si svolgono in modo codificato in ambiente prevedibile, come d'altro canto possono essere anche diverse funzioni impiegate dove le macchine o gli algoritmi sono in grado di sostituire il lavoro umano (Acemoglu, Autor, 2011; Autor *et al.*, 2003; Brynjolfsson, McAfee, 2014; McKinsey, 2017). Tuttavia, nella misura in cui l'intelligenza viene incorporata nelle macchine, l'effetto di sostituzione delle tecnologie può riguardare anche mansioni qualificate, lasciando invece spazio a occupazioni esecutive in cui si riducono i margini di decisione autonoma e portando, di conseguenza, un *downgrade* nella composizione del lavoro (Bostrom, Yudkowsky, 2015; Yudkowsky, 2008). Come vedremo, questa situazione è in realtà quella che con maggiore evidenza emerge dai risultati della nostra analisi empirica.

Dove arriva, allora, il livello di sostituzione delle tecnologie nell'occupazione operaia? Ponendoci di fronte a questa domanda, dobbiamo tuttavia considerare che gli impatti delle tecnologie possono essere influenzati da altri fattori quali le peculiari specificità della produzione, le dinamiche del mercato di riferimento o la dimensione aziendale. Per quanto riguarda quest'ultima, ci si potrebbe aspettare che la perdita di lavoro operaio riguardi soprattutto le imprese più grandi, che solitamente hanno una maggiore intensità tecnologica. Comportamenti occupazionali diversi potrebbero anche dipendere dalla specificità settoriale. Si pensi, ad esempio, all'industria meccanica ed elettronica, o ai settori che producono beni intermedi o di investimento, nei quali il contenuto tecnologico è mediamente maggiore rispetto ai settori più tradizionali del *made in Italy*. In tali settori, l'operaio con capacità manifatturiere o artigianali potrebbe conservare ancora una specifica rilevanza nell'organizzazione produttiva.

Tenendo conto di queste considerazioni, vediamo quindi attraverso l'analisi empirica condotta su un campione di imprese manifatturiere del Veneto come l'andamento occupazionale di alcune fondamentali figure operaie risulti essere differenziato in relazione all'adozione di tecnologie 4.0 all'interno delle imprese.

3. FONTI INFORMATIVE

Per il presente lavoro è stato utilizzato un database integrato di dati di Unioncamere e di Veneto Lavoro che è stato possibile sviluppare all'interno di un progetto dell'Università Ca' Foscari di Venezia in collaborazione con l'Osservatorio economico-sociale di Treviso e

Belluno. Attraverso la *survey* congiunturale Unioncamere su un campione di 1.800 imprese rappresentativo della manifattura della regione del Veneto², sono state raccolte informazioni sull'adozione da parte delle imprese di nove diverse tecnologie digitali: AI; automazione e robotica; manifattura additiva; IoT; realtà virtuale o aumentata; servizi *cloud*; sicurezza informatica; *big data*; e *blockchain*. I dati raccolti su queste tecnologie, riferiti alla situazione nel secondo trimestre 2019, sono stati poi integrati con quelli di Veneto Lavoro, derivanti dalle comunicazioni obbligatorie (CO) delle imprese in merito ai rapporti di lavoro alle dipendenze, ricostruendo a livello di impresa la variazione annuale degli stock relativi ai principali profili operai nel corso del periodo 2008-2018³. La distinzione principale dei profili lavorativi rilevata da Veneto Lavoro riguarda da un lato gli operai *specializzati*, dall'altro quelli *semi-qualificati*. All'interno di queste due classi vengono poi distinti i macro-settori di riferimento, come il comparto delle produzioni *made in Italy*, quello metalmeccanico, ecc. (una descrizione più esaustiva verrà fornita nel par. 4.3). Il rapporto fra lo stock dei profili operai sul totale dei dipendenti ha permesso di ricavare importanti informazioni sulla variazione della composizione degli stessi nel tempo e di associarla al momento in cui è avvenuta nell'impresa l'adozione delle tecnologie⁴. Con l'analisi che segue si presentano dapprima le principali evidenze empiriche del fenomeno e poi l'analisi econometrica.

4. OCCUPAZIONE E TECNOLOGIE DIGITALI IN VENETO

4.1. La dinamica occupazionale nella regione

In base ai dati CO, nell'industria veneta si è registrata tra 2008 e 2014 una diminuzione di circa 80.000 posti di lavoro. A partire dal 2014 inizia una fase di ripresa dell'occupazione che, tuttavia, contiene il recupero a non più della metà della perdita del periodo precedente.

Le professioni operaie sono state particolarmente interessate dalla contrazione occupazionale, mentre le professioni intellettuali, tecniche e impiegatizie hanno mantenuto tendenze positive o riduzioni più limitate nel tempo.

All'interno delle professioni operaie si osservano dinamiche migliori per gli operai conduttori e semi-qualificati rispetto agli operai specializzati. La figura 1, che tiene conto solo delle posizioni di lavoro a tempo indeterminato (nocciolo duro dell'occupazione), evidenzia le dinamiche nelle imprese industriali venete distinguendo le diverse categorie di operai specializzati e conduttori/semi-qualificati.

² Unioncamere per selezionare i propri campioni utilizza tecniche random di estrapolazione. Il campione viene pesato sull'universo di imprese manifatturiere (che nel 2018 risultava essere poco più di 10.400 imprese) in modo da garantire la massima rappresentatività anche in termini settoriali. Il campione è inoltre alquanto rappresentativo della realtà manifatturiera veneta (circa l'80% del campione è rappresentato da imprese piccole, il 17% da imprese medie e solo il 3% da imprese grandi).

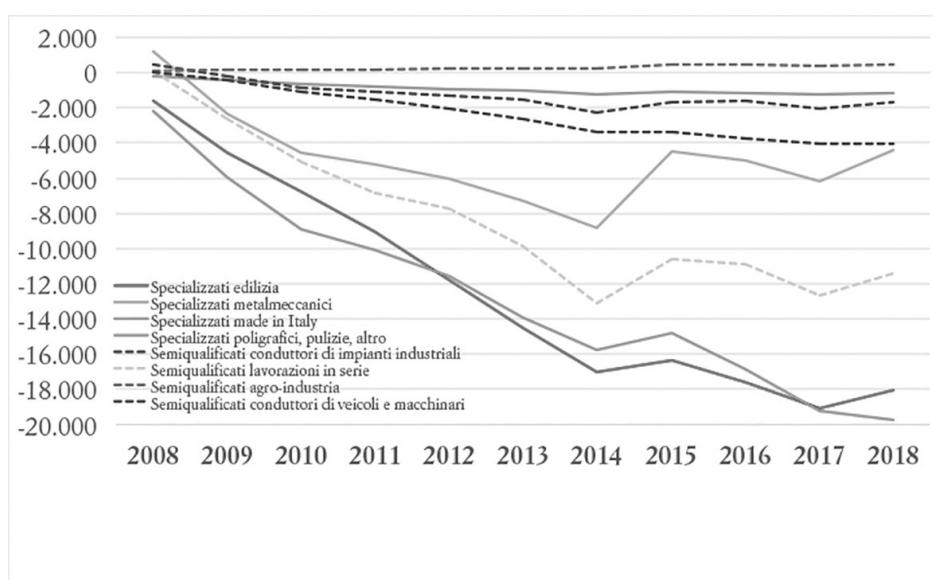
³ Gli stock sono stati calcolati su base annuale in base ai dati di flusso sia per il totale dei dipendenti sia per i profili di dipendenti con determinate qualifiche professionali (per gli aspetti metodologici circa il trattamento dei dati delle CO, cfr. Anastasia *et al.*, 2016). La qualifica è ricavata dalle comunicazioni del Centro dell'impiego al momento dell'assunzione. Non essendoci obbligo di comunicare eventuali successive modifiche, ciò comporta una possibile sottostima del livello delle qualifiche attive in un'impresa in un dato momento che dipendono anche dai processi di crescita professionale all'interno del posto di lavoro. Tenendo conto, peraltro, anche dell'elevato livello di mobilità esistente nelle realtà delle PMI, si ritiene che tale limite non infici i risultati essenziali dell'analisi. L'integrazione fra i dati di Veneto Lavoro e di Unioncamere ha permesso di monitorare la composizione dell'occupazione in 1.682 imprese tra le 1.800 del campione Unioncamere, garantendo quindi una buona rappresentatività sia per la dimensione di impresa che per il settore.

⁴ Nell'indagine Unioncamere viene infatti rilevato anche l'anno di adozione di ogni tecnologia, consentendo in questo modo di ricostruire la serie storica per ogni impresa adottante.

Fra gli operai specializzati, variazioni negative importanti si registrano, oltre che nel comparto dell'edilizia, anche tra gli operai dell'insieme dei settori più tradizionali del *made in Italy*, mentre per gli operai specializzati metalmeccanici il calo – pur significativo nei primi anni successivi alla crisi del 2008 – è stato arginato e parzialmente recuperato a partire dal 2014.

Tra i conduttori e semi-qualificati, la sottocategoria degli operai addetti alle lavorazioni in serie è l'unica che ha conosciuto una contrazione significativa fino al 2014 e sostanzialmente nessun segnale di recupero almeno fino al 2018.

Figura 1. Dinamica delle qualifiche operaie in Veneto nel settore industria, variazione delle posizioni di lavoro a tempo indeterminato (valori assoluti – 2008 = 0)



Fonte: nostra elaborazione su dati delle CO di Veneto Lavoro.

Queste tre sottocategorie – operai specializzati del *made in Italy* e *metalmeccanici*, e operai *in serie* – sono fra le più rappresentative dell'industria manifatturiera e sono l'oggetto specifico dell'analisi presentata nel prossimo paragrafo, il cui obiettivo è valutare l'associazione tra gli andamenti occupazionali di queste categorie e l'adozione in azienda di tecnologie 4.0.

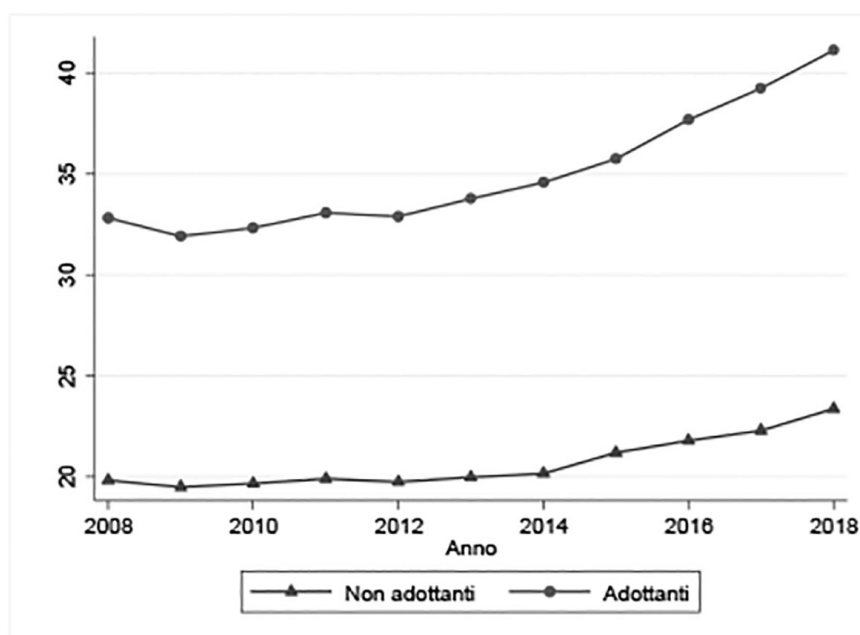
4.2. Andamento dell'occupazione e adozione di tecnologie digitali

L'analisi dei dati integrati di Unioncamere e di Veneto Lavoro permette di illustrare l'andamento occupazionale delle imprese manifatturiere del campione rappresentativo preso in esame in relazione al decennio 2008-2018 scomposto in 13 sottosettori con esclusione dell'edilizia (si veda l'elenco in tab. 2).

Nella figura 2 si confronta la dinamica dello stock medio di dipendenti (con contratto indeterminato, apprendistato, tempo determinato e somministrato) del gruppo di impre-

se che ha dichiarato di aver introdotto tecnologie 4.0 con quella del gruppo di imprese sempre all'interno del nostro campione, che ha dichiarato di non aver introdotto nessuna tecnologia 4.0 nel decennio di riferimento.

Figura 2. Dinamica dello stock medio di dipendenti tra il 2008 e il 2018 per le imprese adottanti e non adottanti tecnologie 4.0



Fonte: nostra elaborazione su dati di Unioncamere e di Veneto Lavoro.

Il grafico conferma l'andamento dei dipendenti dell'industria in Veneto discusso nella precedente sezione⁵, in particolare evidenziando la generale dinamica positiva a partire dal 2013-2014, più netta peraltro per il gruppo di imprese adottanti tecnologie 4.0 la cui dimensione media tende a rafforzarsi più significativamente di quanto osservato per le aziende non adottanti. L'avvio dell'aumento degli organici intorno agli anni 2013-2014 corrisponde temporalmente anche all'accelerazione da parte delle imprese del territorio nell'adozione di nuove tecnologie. Ad esempio, il numero di imprese che introducono sistemi di automazione e *cybersecurity*, le tecnologie più diffuse, più che raddoppia in quel periodo, mentre triplica l'utilizzo di tecnologie IoT. Altre tecnologie più avanzate e che erano quasi assenti nel 2008 – come servizi *cloud*, produzione additiva e *big data* – iniziano proprio in quel periodo a diffondersi nelle imprese (tab. 1).

⁵ Occorre tener conto che, mentre i dati regionali complessivi risentono della demografia delle imprese (e le cessazioni d'impresa spiegano in particolare la contrazione post-2008), il campione di imprese qui utilizzato per l'analisi specifica considera per definizione solamente imprese persistenti.

Tabella 1. Aziende adottanti tecnologie digitali

Tecnologia adottata	AI 2008	AI 2014	AI 2018
Sicurezza informatica	66	169	446
Robotica automazione	68	142	346
Servizi cloud	8	44	209
IoT	18	34	111
Sistemi produzione additiva 3D	5	28	104
Big data	7	24	72
AI	6	13	28
Realtà virtuale e aumentata	0	2	13
Blockchain	0	1	7

Legenda: AI: artificial intelligence (intelligenza artificiale).
Fonte: nostra elaborazione su dati di Unioncamere (N: 1.800).

I dati illustrati in tab. 2 mostrano i risultati di una regressione OLS (*ordinary least squares*) con *fixed effects* sui dati panel in cui sono stati controllati gli effetti fissi relativi all'impresa e l'effetto temporale (introducendo le variabili binarie relative agli anni). Emerge una relazione positiva e significativa fra l'adozione di una tecnologia digitale nell'impresa al tempo t (variabile indipendente) e la crescita dello stock di dipendenti nell'anno successivo (variabile dipendente). L'introduzione di tecnologie digitali tende, dunque, a essere associata a un aumento dell'occupazione nell'impresa. Il nostro principale problema di ricerca è tuttavia capire se si modifica anche la qualità dell'occupazione.

Tabella 2. Risultati principali della regressione OLS (periodo considerato: 2008-2018)

Stock dipendenti (in log)*	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
Adozione di tecnologia (t-1)	0,063	0,016	4,04	0,000	0,033	0,094	**
<i>R-squared (within)</i>		0,122	Numero di osservazioni		17.614		
<i>R-squared (between)</i>		0,033	F(test) = 44,26				
<i>R-squared (overall)</i>		0,007	Prob > F = 0,000				

Legenda: coef.: coefficiente; St.Err: standard error; Conf Interval: intervallo di confidenza; Sig.: significatività.

Nota: Il valore è espresso in termini logaritmici. Sono escluse dall'analisi le imprese con zero dipendenti; **p < 0,01.

Fonte: nostra elaborazione su dati di Unioncamere e di Veneto Lavoro.

4.3. Specializzazione operaia e adozione tecnologica

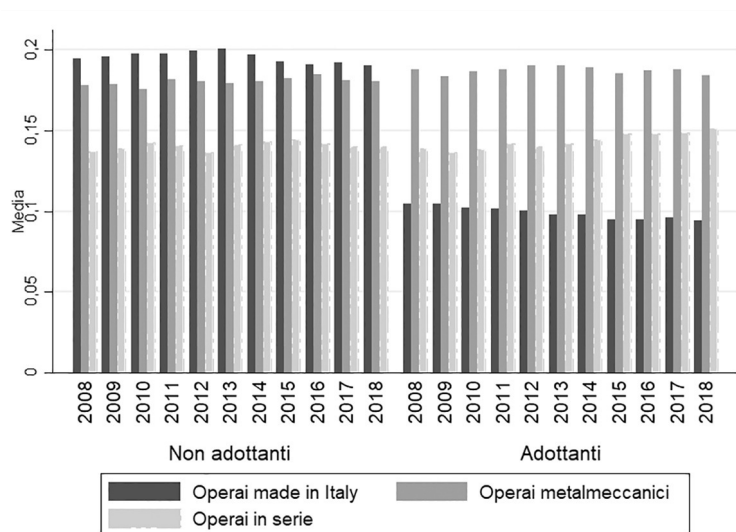
Come si modifica l'incidenza delle diverse qualifiche professionali? I dati di Veneto Lavoro ci permettono di distinguere gli operai specializzati in due tipologie: da un lato, le professioni metalmeccaniche, che richiedono competenze tecniche; dall'altro, quelle legate al *made in Italy*, quindi specializzazioni di tipo più creativo, mirate a specifiche produzioni anche artigianali⁶. Bisogna comunque sottolineare che la contrapposizione fra le due ca-

⁶ Tra gli operai specializzati metalmeccanici troviamo gli operai meccanici, gli addetti alla manutenzione delle

tegorie di specializzazione indicate deriva soprattutto dalle specifiche caratteristiche del settore di appartenenza dell'impresa. All'interno della categoria dei conduttori e operai semi-qualificati troviamo invece, fra le categorie più rappresentate, gli operai addetti alle mansioni legate alla produzione in serie svolte solitamente dagli assemblatori di prodotti industriali e dai conduttori di macchine industriali.

I dati esposti nella figura 3, nella quale si mette a confronto la variazione nel periodo 2008-2018 degli stock dei tre profili professionali considerati per le aziende che hanno adottato o non adottato tecnologie digitali, confermano il generale trend osservato in fig. 1: a partire dal 2013-2014 la dinamica degli operai del *made in Italy* risulta opposta a quella degli operai in serie. Questa tendenza risulta inoltre più marcata per le aziende adottanti. Mentre la quota degli operai del *made in Italy*, già mediamente più bassa per le aziende adottanti, tende a livello aggregato leggermente a decrescere, la quota degli operai in serie tende nel corso del tempo a crescere. Più difficile la lettura, invece, del trend relativo agli operai metalmeccanici, sia nel caso delle aziende adottanti che non adottanti.

Figura 3. Incidenza dei profili operai analizzati sul totale dipendenti, per le imprese adottanti (le nuove tecnologie) e non adottanti (periodo considerato: 2008-2018)



Fonte: nostra elaborazione su dati di Unioncamere e di Veneto Lavoro.

La tendenza generale finora osservata non tiene conto, tuttavia, dello specifico momento di adozione, né della specificità dell'impresa (come il suo profilo dimensionale) o del settore manifatturiero a cui essa appartiene. Ad esempio, ci si può aspettare che il tessile,

macchine, i saldatori e i carpentieri. Tra gli operai del *made in Italy*, troviamo figure operaie sia con aspetti creativi che con specifiche specializzazioni settoriali.

che rappresenta uno dei settori manifatturieri tradizionali del Veneto, evidenzia una diversa tendenza nella composizione delle figure operaie rispetto ad altri settori con specializzazioni meccaniche (come, ad esempio, il settore delle macchine e apparecchi meccanici). L'analisi effettuata sul background educativo dei dipendenti (in termini di titolo di studio al momento dell'assunzione) mette in evidenza come il settore meccanico, tecnologicamente più avanzato, conti in media su un più alto livello di istruzione dei dipendenti e su una maggiore presenza di figure professionali di più alto livello rispetto a settori tradizionali, come il tessile o l'industria del legno e arredo. Inoltre, mentre nel settore meccanico più della metà delle imprese del campione ha dichiarato di aver introdotto una nuova tecnologia digitale, questa quota scende attorno a un terzo nei settori più tradizionali del tessile, legno-arredo e orafo.

Le seguenti regressioni sviluppate su dati panel, usando modelli econometrici GLM (*generalised linear models*) specificati con una famiglia binomiale e una funzione di collegamento logit⁷, forniscono un quadro più chiaro della relazione fra l'introduzione di specifiche tecnologie e la variazione della quota dei tre profili occupazionali individuati sul totale dipendenti nell'anno successivo. Le variabili dipendenti nei vari modelli sono rappresentate dal rapporto fra lo stock annuo di operai con una determinata qualifica e il totale dei dipendenti. Nel modello *I* la variabile indipendente è il momento di adozione di almeno una tecnologia; nel modello *II* si considera invece ogni specifica tecnologia. I controlli, oltre che sulle variabili relative all'anno, sono stati eseguiti in relazione al settore di appartenenza e alla dimensione d'impresa in termini di dipendenti (*piccola* se i dipendenti risultano inferiori a 50, *media* se tra i 50 e i 249 dipendenti, e *grande* se superiore a quest'ultima soglia).

Come si può notare nella tabella 3, l'introduzione della tecnologia si associa a un cambiamento nell'anno successivo della quota di operai sul totale dipendenti. In particolare, l'adozione delle tecnologie appare correlata in modo negativo alla quota di operai specializzati sul totale dipendenti. Anche se non si può parlare propriamente di causalità, si evidenzia un possibile impatto negativo generale della tecnologia su tali profili in relazione all'occupazione totale (si vedano i modelli A, B e C). Inoltre, si nota che il coefficiente della variabile "adozione di tecnologia" ha un valore negativo più alto per la sotto-categoria degli operai *made in Italy* (modello B), che risulta più che doppio rispetto alla sottocategoria degli operai metalmeccanici (modello C). L'effetto negativo dell'adozione della tecnologia sembra perciò per questo profilo occupazionale più evidente. Guardando poi alla quota dei dipendenti conduttori e semi-qualificati (modello D), si evidenzia invece una correlazione significativa ma positiva fra l'introduzione della tecnologia e la quota degli operai dopo un anno.

Analizzando poi le variabili che indicano l'introduzione di specifiche tecnologie, risulta come robotica e automazione sia la tecnologia digitale con la correlazione fra le più negative con la quota di operai specializzati e, in particolare, con la quota della sottocategoria degli operai *made in Italy* (modello A e B), mentre risulta di segno positivo la correlazione con la quota degli operai conduttori e semi-qualificati e con quella della sottocategoria degli operai in serie (modello D e E). In particolare, robotica e automazione sembrano incidere in qualche modo nella diminuzione della quota degli operai *made in Italy* sul totale dipendenti (il coefficiente è negativo e significativo).

⁷ Essendo le variabili dipendenti considerate una quota di dipendenti sul totale, abbiamo utilizzato questi modelli in quanto più adatti a stimare variabili limitate tra 0 e 1 come suggerito da Papke e Wooldridge (1996). Gli effetti fissi delle imprese sono stati inclusi nel modello attraverso il *clustering* degli errori.

Tabella 3. Principali risultati dei modelli econometrici GLM (periodo considerato: 2008-2018)

Variabile dipendente (in rapporto al totale dipendenti)	Modello A		Modello B		Modello C		Modello D		Modello E	
	Operai specializzati		Sotto-categoria operai <i>made in Italy</i>		Sotto-categoria operai metalmeccanici		Conduttori e operai semi-qualificati		Sotto-categoria operai lavorazione in serie	
	I	II	I	II	I	II	I	II	I	II
Adozione di tecnologia	-0,362 ^{***} (0,051)		-0,549 ^{***} (0,117)		-0,224 ^{***} (0,062)		0,116 ^{***} (0,053)		0,097 (0,061)	
AI		-0,434 (0,392)		-1,766 (1,452)		-0,285 (0,321)		0,774 ^{**} (0,395)		0,997 ^{**} (0,389)
Automazione e robotica		-0,286 ^{***} (0,084)		-0,382 ^{**} (0,207)		-0,138 (0,092)		0,211 ^{**} (0,086)		0,305 ^{***} (0,099)
Manifattura additiva		-0,211 (0,130)		-0,279 (0,356)		-0,138 (0,136)		-0,319 ^{**} (0,141)		-0,258 [*] (0,147)
IoT		-0,216 (0,151)		-0,371 (0,465)		-0,257 [*] (0,144)		0,220 (0,138)		0,094 (0,157)
Realità virtuale e aumentata		-0,113		0,006		-0,319		0,036		0,222
Servizi <i>cloud</i>		(0,414)		(0,633)		(0,429)		(0,514)		(0,574)
Sicurezza informatica		-0,194 [*] (0,100)		-0,343 (0,220)		-0,097 (0,118)		-0,061 (0,096)		-0,230 [*] (0,122)
<i>Big data</i>		-0,322 ^{***} (0,069)		-0,512 ^{***} (0,144)		-0,218 ^{***} (0,084)		0,088 (0,071)		0,025 (0,083)
<i>Blockchain</i>		-0,150 (0,170)		-0,248 (0,408)		-0,101 (0,198)		-0,044 (0,137)		0,023 (0,154)
Interazione (automazione e robotica e sicurezza informatica)		0,096 (0,092)		0,747 ^{**} (0,315)		0,282 (0,232)		-0,166 (0,388)		-2,364 [*] (1,288)
		0,362		-0,293		0,556 [*]		0,141		0,073
Media impresa	-0,578 ^{***} (0,069)	(0,264)	-0,795 ^{***} (0,141)	(0,629)	-0,292 ^{***} (0,081)	(0,293)	0,127 [*] (0,071)	(0,249)	0,095 (0,082)	(0,335)
Grande impresa	-0,663 ^{***} (0,164)	(0,069)	-1,013 [*] (0,590)	-0,797 ^{***} (0,140)	-0,216 (0,175)	(0,081)	0,216 (0,147)	0,127 [*] (0,147)	0,270 [*] (0,163)	0,273 [*] (0,162)

Tabella 3. Principali risultati dei modelli econometrici GLM (periodo considerato: 2008-2018)

Alimentare, bevande e tabacco	-0,609 ^{***} (0,137) 0,486 ^{***}	-0,610 ^{***} (0,137) 0,487 ^{***}	5,447 ^{***} (0,543) 6,882 ^{***}	5,445 ^{***} (0,543) 6,883 ^{***}	-2,538 ^{***} (0,309) -4,416 ^{***}	-2,540 ^{***} (0,309) -4,417 ^{***}	0,122 (0,141) 0,290 ^{***}	0,123 (0,141) 0,289 ^{***}	-1,152 ^{***} (0,187) 0,367 ^{***}	-1,150 ^{***} (0,187) 0,366 ^{***}
Tessile, abbigliamento e calzature	(0,108) 0,437 ^{***} (0,103) -0,359 ^{***} (0,151) -1,367 ^{***} (0,137) 0,098	(0,108) 0,437 ^{***} (0,103) -0,358 ^{***} (0,151) -1,369 ^{***} (0,137) 0,098	(0,530) 6,614 ^{***} (0,530) 2,261 ^{***} (0,825) 2,389 ^{***} (0,601) 4,863 ^{***}	(0,530) 6,614 ^{***} (0,530) 2,262 ^{***} (0,825) 2,387 ^{***} (0,601) 4,863 ^{***}	(0,258) -2,395 ^{***} (0,184) -3,669 ^{***} (0,382) -1,691 ^{***} (0,160) -2,840 ^{***}	(0,258) -2,395 ^{***} (0,184) -3,669 ^{***} (0,382) -1,694 ^{***} (0,160) -2,840 ^{***}	(0,129) -0,150 (0,148) 0,708 ^{***} (0,180) 1,502 ^{***} (0,116) 0,454 ^{***}	(0,128) -0,150 (0,148) 0,707 ^{***} (0,180) 1,502 ^{***} (0,116) 0,453 ^{***}	(0,139) -0,165 (0,162) 0,783 ^{***} (0,187) -0,315 ^{***} (0,162) -0,112	(0,139) -0,167 (0,162) 0,782 ^{***} (0,187) -0,319 ^{***} (0,162) -0,113
Legno e mobile	(0,103) -0,359 ^{***} (0,151) -1,367 ^{***} (0,137) 0,098	(0,103) -0,358 ^{***} (0,151) -1,369 ^{***} (0,137) 0,098	(0,530) 6,614 ^{***} (0,530) 2,261 ^{***} (0,825) 2,389 ^{***} (0,601) 4,863 ^{***}	(0,530) 6,614 ^{***} (0,530) 2,262 ^{***} (0,825) 2,387 ^{***} (0,601) 4,863 ^{***}	(0,258) -2,395 ^{***} (0,184) -3,669 ^{***} (0,382) -1,691 ^{***} (0,160) -2,840 ^{***}	(0,258) -2,395 ^{***} (0,184) -3,669 ^{***} (0,382) -1,694 ^{***} (0,160) -2,840 ^{***}	(0,129) -0,150 (0,148) 0,708 ^{***} (0,180) 1,502 ^{***} (0,116) 0,454 ^{***}	(0,128) -0,150 (0,148) 0,707 ^{***} (0,180) 1,502 ^{***} (0,116) 0,453 ^{***}	(0,139) -0,165 (0,162) 0,783 ^{***} (0,187) -0,315 ^{***} (0,162) -0,112	(0,139) -0,167 (0,162) 0,782 ^{***} (0,187) -0,319 ^{***} (0,162) -0,113
Carta e stampa	(0,103) -0,359 ^{***} (0,151) -1,367 ^{***} (0,137) 0,098	(0,103) -0,358 ^{***} (0,151) -1,369 ^{***} (0,137) 0,098	(0,530) 6,614 ^{***} (0,530) 2,261 ^{***} (0,825) 2,389 ^{***} (0,601) 4,863 ^{***}	(0,530) 6,614 ^{***} (0,530) 2,262 ^{***} (0,825) 2,387 ^{***} (0,601) 4,863 ^{***}	(0,258) -2,395 ^{***} (0,184) -3,669 ^{***} (0,382) -1,691 ^{***} (0,160) -2,840 ^{***}	(0,258) -2,395 ^{***} (0,184) -3,669 ^{***} (0,382) -1,694 ^{***} (0,160) -2,840 ^{***}	(0,129) -0,150 (0,148) 0,708 ^{***} (0,180) 1,502 ^{***} (0,116) 0,454 ^{***}	(0,128) -0,150 (0,148) 0,707 ^{***} (0,180) 1,502 ^{***} (0,116) 0,453 ^{***}	(0,139) -0,165 (0,162) 0,783 ^{***} (0,187) -0,315 ^{***} (0,162) -0,112	(0,139) -0,167 (0,162) 0,782 ^{***} (0,187) -0,319 ^{***} (0,162) -0,113
Gomma e plastica	(0,103) -0,359 ^{***} (0,151) -1,367 ^{***} (0,137) 0,098	(0,103) -0,358 ^{***} (0,151) -1,369 ^{***} (0,137) 0,098	(0,530) 6,614 ^{***} (0,530) 2,261 ^{***} (0,825) 2,389 ^{***} (0,601) 4,863 ^{***}	(0,530) 6,614 ^{***} (0,530) 2,262 ^{***} (0,825) 2,387 ^{***} (0,601) 4,863 ^{***}	(0,258) -2,395 ^{***} (0,184) -3,669 ^{***} (0,382) -1,691 ^{***} (0,160) -2,840 ^{***}	(0,258) -2,395 ^{***} (0,184) -3,669 ^{***} (0,382) -1,694 ^{***} (0,160) -2,840 ^{***}	(0,129) -0,150 (0,148) 0,708 ^{***} (0,180) 1,502 ^{***} (0,116) 0,454 ^{***}	(0,128) -0,150 (0,148) 0,707 ^{***} (0,180) 1,502 ^{***} (0,116) 0,453 ^{***}	(0,139) -0,165 (0,162) 0,783 ^{***} (0,187) -0,315 ^{***} (0,162) -0,112	(0,139) -0,167 (0,162) 0,782 ^{***} (0,187) -0,319 ^{***} (0,162) -0,113
Marmo, vetro, ceramica e altri minerali non metalliferi	(0,151) 0,173 ^{***}	(0,151) 0,172 ^{***}	(0,581) 2,139 ^{***}	(0,581) 2,139 ^{***}	(0,389) 0,175 ^{***}	(0,389) 0,174 ^{***}	(0,174) 0,367 ^{***}	(0,174) 0,365 ^{***}	(0,210) 0,278 ^{***}	(0,210) 0,274 ^{***}
Produzione metalli e prodotti in metallo	(0,086) -0,692 ^{***}	(0,087) -0,694 ^{***}	(0,649) 1,082 ^{***}	(0,649) 1,078 ^{***}	(0,084) -0,843 ^{***}	(0,085) -0,845 ^{***}	(0,108) 0,693 ^{***}	(0,109) 0,698 ^{***}	(0,121) 0,805 ^{***}	(0,121) 0,812 ^{***}
Macchine elettriche ed elettroniche	(0,125) 0,148 ^{***} (0,228) 0,912 ^{***} (0,219) 0,981 ^{***} (0,211) -0,085	(0,125) 0,151 ^{***} (0,228) 0,910 ^{***} (0,219) 0,981 ^{***} (0,211) -0,085	(0,819) 4,052 ^{***} (0,892) 7,145 ^{***} (0,571) 1,911 ^{***} (0,900) 5,249 ^{***}	(0,819) 4,055 ^{***} (0,892) 7,142 ^{***} (0,571) 1,912 ^{***} (0,899) 5,248 ^{***}	(0,122) -0,080 (0,225) -2,416 ^{***} (0,480) 1,087 ^{***} (0,211) -0,924 ^{***}	(0,122) -0,078 (0,225) -2,417 ^{***} (0,480) 1,087 ^{***} (0,212) -0,925 ^{***}	(0,135) -0,192 (0,261) -1,440 ^{***} (0,393) -0,556 (0,409) 0,174	(0,135) -0,192 (0,260) -1,436 ^{***} (0,393) -0,559 (0,410) 0,175	(0,142) -0,450 ^{***} (0,269) -1,293 ^{***} (0,392) -0,881 ^{***} (0,442) -0,024	(0,142) -0,450 ^{***} (0,269) -1,293 ^{***} (0,392) -0,891 ^{***} (0,442) -0,024
Mezzi di trasporto	(0,125) 0,148 ^{***} (0,228) 0,912 ^{***} (0,219) 0,981 ^{***} (0,211) -0,085	(0,125) 0,151 ^{***} (0,228) 0,910 ^{***} (0,219) 0,981 ^{***} (0,211) -0,085	(0,819) 4,052 ^{***} (0,892) 7,145 ^{***} (0,571) 1,911 ^{***} (0,900) 5,249 ^{***}	(0,819) 4,055 ^{***} (0,892) 7,142 ^{***} (0,571) 1,912 ^{***} (0,899) 5,248 ^{***}	(0,122) -0,080 (0,225) -2,416 ^{***} (0,480) 1,087 ^{***} (0,211) -0,924 ^{***}	(0,122) -0,078 (0,225) -2,417 ^{***} (0,480) 1,087 ^{***} (0,212) -0,925 ^{***}	(0,135) -0,192 (0,261) -1,440 ^{***} (0,393) -0,556 (0,409) 0,174	(0,135) -0,192 (0,260) -1,436 ^{***} (0,393) -0,559 (0,410) 0,175	(0,142) -0,450 ^{***} (0,269) -1,293 ^{***} (0,392) -0,881 ^{***} (0,442) -0,024	(0,142) -0,450 ^{***} (0,269) -1,293 ^{***} (0,392) -0,891 ^{***} (0,442) -0,024
Orafo	(0,125) 0,148 ^{***} (0,228) 0,912 ^{***} (0,219) 0,981 ^{***} (0,211) -0,085	(0,125) 0,151 ^{***} (0,228) 0,910 ^{***} (0,219) 0,981 ^{***} (0,211) -0,085	(0,819) 4,052 ^{***} (0,892) 7,145 ^{***} (0,571) 1,911 ^{***} (0,900) 5,249 ^{***}	(0,819) 4,055 ^{***} (0,892) 7,142 ^{***} (0,571) 1,912 ^{***} (0,899) 5,248 ^{***}	(0,122) -0,080 (0,225) -2,416 ^{***} (0,480) 1,087 ^{***} (0,211) -0,924 ^{***}	(0,122) -0,078 (0,225) -2,417 ^{***} (0,480) 1,087 ^{***} (0,212) -0,925 ^{***}	(0,135) -0,192 (0,261) -1,440 ^{***} (0,393) -0,556 (0,409) 0,174	(0,135) -0,192 (0,260) -1,436 ^{***} (0,393) -0,559 (0,410) 0,175	(0,142) -0,450 ^{***} (0,269) -1,293 ^{***} (0,392) -0,881 ^{***} (0,442) -0,024	(0,142) -0,450 ^{***} (0,269) -1,293 ^{***} (0,392) -0,891 ^{***} (0,442) -0,024
Occhialeria	(0,125) 0,148 ^{***} (0,228) 0,912 ^{***} (0,219) 0,981 ^{***} (0,211) -0,085	(0,125) 0,151 ^{***} (0,228) 0,910 ^{***} (0,219) 0,981 ^{***} (0,211) -0,085	(0,819) 4,052 ^{***} (0,892) 7,145 ^{***} (0,571) 1,911 ^{***} (0,900) 5,249 ^{***}	(0,819) 4,055 ^{***} (0,892) 7,142 ^{***} (0,571) 1,912 ^{***} (0,899) 5,248 ^{***}	(0,122) -0,080 (0,225) -2,416 ^{***} (0,480) 1,087 ^{***} (0,211) -0,924 ^{***}	(0,122) -0,078 (0,225) -2,417 ^{***} (0,480) 1,087 ^{***} (0,212) -0,925 ^{***}	(0,135) -0,192 (0,261) -1,440 ^{***} (0,393) -0,556 (0,409) 0,174	(0,135) -0,192 (0,260) -1,436 ^{***} (0,393) -0,559 (0,410) 0,175	(0,142) -0,450 ^{***} (0,269) -1,293 ^{***} (0,392) -0,881 ^{***} (0,442) -0,024	(0,142) -0,450 ^{***} (0,269) -1,293 ^{***} (0,392) -0,891 ^{***} (0,442) -0,024
Altre imprese manifatturiere	(0,121) -0,085	(0,121) -0,085	(0,549) 5,249 ^{***}	(0,549) 5,248 ^{***}	(0,143) -0,924 ^{***}	(0,143) -0,925 ^{***}	(0,139) 0,174	(0,139) 0,175	(0,158) -0,023	(0,158) -0,024
Controllo anno	(0,121) -0,085	(0,121) -0,085	(0,549) 5,249 ^{***}	(0,549) 5,248 ^{***}	(0,143) -0,924 ^{***}	(0,143) -0,925 ^{***}	(0,139) 0,174	(0,139) 0,175	(0,158) -0,023	(0,158) -0,024
_cons	-0,264 ^{***} (0,069) 17.614	-0,264 ^{***} (0,069) 17.614	-6,717 ^{***} (0,523) 17.614	-6,717 ^{***} (0,523) 17.614	-0,515 ^{***} (0,071) 17.614	-0,514 ^{***} (0,071) 17.614	-1,816 ^{***} (0,089) 17.614	-1,816 ^{***} (0,089) 17.614	-1,975 ^{***} (0,101) 17.614	-1,975 ^{***} (0,101) 17.614
N. osservazioni										

Legenda: _cons: costante.

Nota: livello di significatività: ***0,01; **0,05; *0,1.

Fonte: nostra elaborazione su dati di Unioncamere e di Veneto Lavoro.

Ciò fa presumere che robot e sistemi avanzati di automazione si sostituiscano non tanto alle attività routinarie, bensì paradossalmente al lavoro meno standardizzato, frutto di lunghi periodi di *learning by doing* e in cui risiede spesso una parte di lavoro creativo. Tale assunzione è corroborata anche dal fatto che la relazione con la crescita della quota degli operai addetti alla lavorazione in serie è positiva e significativa (coefficiente pari a 0,305). Non emerge invece una relazione statisticamente rilevante fra questa tecnologia e la quota di operai metalmeccanici.

Un'altra tecnologia che risulta correlata negativamente alla quota degli operai specializzati (in particolare quella degli operai *made in Italy*) è quella della sicurezza informatica, che, come abbiamo visto, rappresenta, assieme a robotica e automazione, la tecnologia per ora più diffusa sul territorio. Forse qui la specifica tecnologia, più che avere un'azione diretta, può essere assunta come indicatore di una certa digitalizzazione aziendale già avviata e sostitutiva del lavoro specializzato, che viene accompagnata generalmente da una messa in moto interna di tecnologie ausiliarie di controllo e sicurezza dati.

Volendo valutare un possibile effetto congiunto delle due tecnologie più diffuse, è stato introdotto nel modello econometrico una variabile di interazione fra le tecnologie sicurezza informatica e robotica e automazione (*interazione*). L'interazione mostra che l'effetto di sicurezza informatica prescinde tuttavia dall'effetto di robotica e automazione⁸.

La quota degli operai metalmeccanici che sembra non essere influenzata dall'introduzione della tecnologia automazione e robotica sembra invece essere influenzata in modo negativo dall'introduzione di tecnologie IoT. L'interconnessione digitale possibile oggi fra oggetti, persone e macchine sembrerebbe far venire meno il bisogno di lavoro metalmeccanico specializzato, presumibilmente collegato all'impiego di macchine a controllo numerico.

Spostando l'attenzione verso i modelli D ed E legati alle qualifiche dei profili più *low-skilled*, si nota che l'introduzione dell'AI è correlata positivamente sia alla quota di operai conduttori e semi-qualificati sia a quella della sottocategoria degli operai in serie. L'introduzione di tecnologie AI sembra perciò favorire una maggiore presenza di operai con competenze generiche e poco complesse, probabilmente perché nelle PMI del territorio le funzioni di AI incorporate nelle macchine riducono i margini di libertà del lavoro manifatturiero. All'operaio potrebbe perciò venire richiesto di svolgere funzioni banali, legate ad esempio alla semplice messa in funzione del macchinario stesso o al controllo di routine.

Il contrario sembra succedere nel caso dell'introduzione di manifattura additiva (legata soprattutto all'introduzione della stampa 3D) e dei servizi *cloud*. Nei modelli D ed E in relazione alla manifattura additiva, e nel modello E in relazione ai servizi *cloud*, l'introduzione di queste tecnologie è correlata negativamente con le variabili dipendenti. Ciò sembra indicare che tali tecnologie incidono negativamente sulla presenza in azienda di operai meno qualificati, riducendone quindi il ruolo. Precedenti lavori (Corò *et al.*, 2021) sembrano indicare che queste due tecnologie sono per contro legate a un aumento del numero di specialisti tecnici professionisti necessari per supportare processi di sviluppo prodotto e prototipi di stampa 3D, o per gestire da remoto informazioni, software e strumenti per la condivisione in rete dei servizi *cloud* che gli operai, seppure con un certo grado di specializzazione, potrebbero non essere ancora in grado di gestire.

⁸ Solo nel modello relativo alla quota di operai metalmeccanici sembra che ci sia un effetto combinato delle due tecnologie. Il fatto che il coefficiente dell'interazione sia positivo può essere un'indicazione che la copresenza delle due tecnologie nelle imprese che occupano operai metalmeccanici mitiga in qualche modo l'effetto negativo dell'introduzione di sicurezza informatica (modello C).

Un caso a parte riguarda la tecnologia *blockchain*, la cui diffusione, va detto, è al momento ancora limitata nelle PMI. Nel modello B la variabile collegata mostra coefficienti significativi associandosi positivamente alla crescita della quota di operai *made in Italy*, mentre nel modello E risulta essere negativamente correlata all'aumento degli operai in serie. L'introduzione di sistemi *blockchain* sembra perciò assumere rispetto alla maggior parte delle altre tecnologie un ruolo migliorativo della qualità del lavoro operaio, forse come effetto indiretto di certificazione "relazionale" che la tecnologia sta assumendo nelle catene globali del valore e che potrebbe valorizzare l'origine locale e le conoscenze idiosincratiche delle produzioni *made in Italy*. Il risultato, come abbiamo già sottolineato, va comunque letto con una certa cautela poiché riguarda solo un numero limitato di aziende che hanno già introdotto tecnologie 4.0. Essendo una delle ultime tecnologie introdotte dalle imprese considerate nella nostra analisi, il suo impatto potrebbe anche essere dovuto a un effetto temporale di complessità tecnologica raggiunta dalle imprese e non catturato dal nostro modello econometrico.

L'analisi evidenzia poi il ruolo della dimensione aziendale. L'effetto negativo sulla quota degli operai specializzati sembra essere più presente nelle aziende di medio-grande dimensione rispetto alle aziende piccole. Nelle aziende più grandi, sembra anche esserci una relazione maggiormente positiva con la crescita di operai meno-qualificati (il coefficiente nei modelli A, B e C è negativo, mentre è positivo in D ed E rispetto alla baseline piccola impresa). Le medie e, soprattutto, le grandi imprese attraverso le tecnologie di automazione e robotica possono sfruttare meglio le proprie economie di scala, concentrando le conoscenze più evolute in un nucleo ristretto di tecnici e manager, e utilizzando invece il lavoro meno qualificato per la conduzione delle *operations* manifatturiere.

Confrontando vari settori manifatturieri in cui esiste una specializzazione diffusa nel territorio, emerge che molti dei settori tradizionali come il tessile, i settori legati alla lavorazione del legno, del marmo e della ceramica, l'orafo e l'occhialeria (fatta eccezione per il settore alimentare e della carta e stampa) mostrano una relazione più positiva con la quota degli operai specializzati, rispetto al settore delle macchine e apparecchi meccanici, che è stato scelto nei modelli econometrici come baseline⁹. Più negativa, rispetto al settore baseline, è invece la relazione di settori come quello della gomma e plastica o delle macchine elettriche ed elettroniche. Da ciò si evince che sono soprattutto i settori legati alla meccanica e mecatronica e probabilmente alla produzione regionale collegata all'indotto dell'*automotive* quelli che tendono a veder diminuire la quota di operai specializzati. Nel modello B emerge inoltre che il settore baseline delle macchine e apparecchi meccanici è anche quello che tende a perdere più quota di operai del *made in Italy* rispetto agli altri.

Diversa è invece la situazione per la quota degli operai metalmeccanici (modello C). Il settore tessile *in primis* sembra perdere più quota di operai metalmeccanici rispetto alla baseline; tuttavia, è vero anche che gli operai metalmeccanici presenti nel tessile risultano essere generalmente più irrilevanti.

Per quanto riguarda il lavoro dei conduttori e semi-qualificati (modello D), sei settori su 12 mostrano un coefficiente positivo rispetto alla baseline indicando che, nel settore delle macchine meccaniche, ci potrebbe essere rispetto a questi altri settori un minore aumento di bassi profili occupazionali. Tuttavia, nel modello E i settori che hanno un valore negativo e significativo rispetto alla baseline passano da uno a cinque. Rispetto a settori

⁹ Il settore è stato scelto come *baseline* perché è un settore ad alta intensità tecnologica con cui è utile confrontare settori più legati, ad esempio, al settore della moda.

come quello alimentare, orafo e dell'occhialeria, il settore delle macchine meccaniche e dei componenti meccanici ha più probabilità di aumentare la quota di operai in serie anche se non in relazione a settori come la produzione di prodotti in metallo, e il settore delle macchine elettriche, in cui la probabilità risulta maggiore (il coefficiente per entrambi risulta significativo e positivo).

5. CONCLUSIONI

Dalle analisi condotte emerge una relazione ambivalente fra adozione di tecnologie Industria 4.0 e occupazione nelle PMI manifatturiere. Se, da un lato, l'introduzione di tecnologie digitali di ultima generazione non sembra avere effetti negativi sul numero di occupati, dall'altro emerge però una relazione positiva e significativa con la crescita della quota di operai meno qualificati sul totale dei dipendenti. La relazione risulta invece negativa con gli operai specializzati e in particolare del *made in Italy*, che esprimono competenze più creative, spesso basate su lunghi processi di *learning by doing*.

Questo fenomeno risulta particolarmente evidente nell'industria tessile, dove l'aumento della quota di lavoro seriale si accompagna a una riduzione dei lavoratori specializzati. Si tratta di una criticità da non sottovalutare per un settore che in Italia si è storicamente contraddistinto per la qualità manifatturiera. Se il lavoro seriale o di routine può essere utilizzato in azienda in modo complementare alle funzioni non codificabili e accompagnare l'impiego di tecnologie 4.0 che vanno a sostituire, attraverso i processi di codificazione, parte del lavoro meccanico, d'altro canto permane nei settori più legati alla moda la necessità di mantenere comunque lavoratori specializzati e con abilità manifatturiere, necessari per creare valore collegato agli aspetti artigianali e simbolici della produzione.

Tenendo conto sempre del settore di produzione, la nostra analisi mette in evidenza che, anche nei settori a più alta intensità di capitale, come la produzione di macchine e apparecchi meccanici, l'adozione di tecnologie Industria 4.0 è associata all'aumento del lavoro di routine. Ancora una volta, dunque, le tecnologie intelligenti sembrano al momento assorbire capacità produttive che prima erano riservate a mansioni più qualificate, contribuendo così a ridurne il ruolo in azienda.

I risultati di questa ricerca indicano tuttavia che non tutte le tecnologie 4.0 hanno impatti negativi sui profili lavorativi. L'introduzione di servizi *cloud* e della manifattura additiva tende, infatti, ad accrescere la quota di tecnici specializzati, con un effetto dunque di *upgrading* della composizione lavorativa. Al contrario, l'intelligenza artificiale tende invece ad aumentare la quota di lavoratori seriali, in particolare quando l'introduzione in azienda diventa sostitutiva e non complementare di conoscenze tacite e idiosincratice.

Il presente lavoro richiama la necessità di costruire politiche del lavoro capaci di smorzare gli effetti negativi che le tecnologie hanno soprattutto sul lavoro operaio specializzato, come quello metalmeccanico o del *made in Italy*. Queste professioni mostrano una complessità che si fa via via più codificabile, diventando così accessibile alle macchine e agli algoritmi in esse incorporate. Se in passato tali professioni, a causa della difficoltà di reperimento e formazione, se non con anni di esperienza lavorativa, avevano un rilevante potere di mercato, oggi risultano invece a maggior rischio di sostituzione. C'è quindi la necessità di costruire percorsi formativi per gli operai di queste categorie, per aumentarne la professionalizzazione in direzione di nuove capacità cognitive e digitali che li aiutino a gestire ambienti più complessi di quelli in cui la macchina ha raggiunto capacità di *pro-*

blem solving. Inoltre, per accrescere la capacità di creare valore, il lavoro operaio del *made in Italy* ha probabilmente bisogno di essere affiancato a nuove figure professionali, con competenze creative e relazionali, in cui l'intelligenza umana sia impegnata nella costruzione di nuovi significati e nella valorizzazione degli aspetti più immateriali e identitari da condividere socialmente. Perciò, un'intelligenza sociale e creativa, difficilmente delegabile alle macchine perché fondata sulla capacità di autoriflessione e socializzazione degli esseri umani (Baldwin, 2019; Rullani, Rullani, 2018).

Il fatto che, nelle imprese analizzate, il lavoro meno qualificato non sembri ancora oggetto di sostituzione, anzi sembri aumentare, non ci deve distrarre dal problema occupazionale che prima o poi dovremmo drammaticamente affrontare non appena l'avanzamento tecnologico renderà possibile usare le macchine anche per lavori a più bassa qualifica ma ancora oggi fondati sulla "umana destrezza".

Bisogna quindi mettere in moto fin da ora politiche pubbliche a supporto di un innalzamento generale della scolarizzazione e formazione lavorativa. L'obiettivo è favorire percorsi di crescita professionale per tutti i lavoratori, in considerazione del fatto che l'Italia si posiziona ancora oggi molto indietro negli indicatori di *higher education* rispetto ad altri Paesi, anche meno sviluppati economicamente. Visto l'alto tasso di impiego nei lavori meno specializzati e più in serie di operai stranieri con profili a volte più qualificati di quanto loro richiesto nelle imprese, un'interessante direzione di ricerca da intraprendere potrebbe essere quella di studiare, in modo più approfondito, l'effetto della digitalizzazione sull'impiego del lavoro di origine straniera, e valutare se l'educazione ricevuta nel Paese di origine o il tipo di background culturale sviluppato in un altro Paese di formazione possa in qualche modo influire diversamente sugli andamenti occupazionali delle imprese adottanti tecnologie.

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- ACEMOGLU D., AUTOR D. H. (2011), *Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings*, in O. Ashenfelter, D. E. Card (eds.), *Handbook of Labor Economics* (4), Elsevier, Amsterdam, pp. 1043-171.
- ACEMOGLU D., RESTREPO P. (2018), *The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment*, "American Economic Review", 108, pp. 1488-542.
- ANASTASIA B. ET AL. (2016), *Grammatica delle comunicazioni obbligatorie. Guida alle elaborazioni a partire dai dati di flusso*, "Tempi & metodi", 3.
- ASSOLOMBARDA (2021), *Le professioni del futuro. Come la tecnologia e la pandemia modificato il mercato del lavoro lombardo*, Ricerca n. 1, a cura di Area Sistema Formativo e Capitale Umano Centro Studi Università Cattolica del Sacro Cuore e CRISP.
- AUTOR D. H., LEVY F., MURNANE R. J. (2003), *The skill content of recent technological change: An empirical exploration*, "The Quarterly Journal of Economics", 118, pp. 1279-333.
- BALDWIN R. (2019), *The glocality upheaval: Globalization, robotics, and the future of work*, Oxford University Press, Oxford.
- BARBIERI L., MUSSIDA C., PIVA M., VIVARELLI M. (2019), *Testing the employment impact of automation, robots and AI: A survey and some methodological issues*, DISCE – Quaderni del Dipartimento di Politica Economica dipe0006, Università Cattolica del Sacro Cuore.
- BARZOTTO M., DE PROPRIIS L. (2019), *Skill up: Smart work, occupational mix and regional productivity*, "Journal of Economic Geography", 19, pp. 1049-75.
- BOSTROM N., YUDKOWSKY E. (2015), *The ethics of artificial intelligence*, in W. Ramsey, K. Keith Frankish (eds.), *Cambridge handbook of artificial intelligence*, Cambridge University Press, Cambridge.
- BRYNJOLFSSON E., MCAFEE A. (2014), *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*, W.W. Norton, New York.

- CHECCUCCI P. (2019), *The silver innovation. Older workers' characteristics, and the digitalization of the Economy*, "Economia & Lavoro", 3, pp. 69-88.
- COMPAGNUCCI F. ET AL. (2020), *Technical progress, structural change, and robotisation: Insights from the growth patterns of the "Visegrád" countries*, "Economia & Lavoro", 1, pp. 13-29.
- CORAZZA L. (2017), *Industria 4.0: lavoro e non lavoro di fronte alla quarta rivoluzione industriale*, "Economia & Lavoro", 2, pp. 15-22.
- CORÒ G. ET AL. (2021), *Industry 4.0 technological trajectories and traditional manufacturing regions: The role of knowledge workers*, "Regional Studies", 55, pp. 1681-95.
- DE PROPRIIS L., BAILEY D. (eds.) (2020), *Industry 4.0 and regional transformations*, Routledge, London.
- FARAONI N., FERRARESI T., SCICLONE N. (2019), *Siamo pronti per la quarta rivoluzione industriale? Evidenze dal caso italiano*, "Economia & Lavoro", 3, pp. 29-68.
- FREY C. B., OSBORNE M. A. (2017), *The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?*, "Technological forecasting and social change", 114, pp. 254-80.
- GUBITTA P. (2018), *I lavori ibridi e la gestione del lavoro*, "Economia e Società Regionale", XXXVI, pp. 70-82.
- JACOBS J. (2021), *A portrait of the automation susceptible individual: Skills-biased technological change and the American conscience*, WP London School of Economics, August.
- KOCH M., MANUYLOV I., SMOLKA M. (2019), *Robots and firms in economics*, Department of Economics and Business Economics, Working Paper N. 7608, Aarhus University.
- MICULESCU A., OTIL M. (2020), *The investment on human capital, and its connection to the Fourth Industrial Revolution. The case of Romania*, "Economia & Lavoro", 1, pp. 45-65.
- MINISTERO DELLO SVILUPPO ECONOMICO (2018), *Piano nazionale industria 4.0.*, https://www.mise.gov.it/images/stories/documenti/guida_industria_40.pdf (consultato il 3 febbraio 2020).
- MCKINSEY (2017), *A future that works. Automation, employment, and productivity*, McKinsey & Company, San Francisco.
- PAPKE L., WOOLDRIDGE J. (1996), *Econometric methods for fractional response variables with an application to 401(K) plan participation rates*, "Journal of Applied Econometrics", 11, pp. 619-32.
- RODRIK D. (2020), *Technology for All*, <https://www.project-syndicate.org/commentary/shaping-technological-innovation-to-serve-society-by-dani-rodrik-2020-03?barrier=accesspaylog>. (consultato il 24 maggio 2021).
- RULLANI F., RULLANI E. (2018), *Dentro la rivoluzione digitale: per una nuova cultura dell'impresa e del management*, Giappichelli, Torino.
- YUDKOWSKY E. (2008), *Artificial intelligence as a positive and negative factor in global risk*, in N. Bostrom, M. M. Čirković (eds.), *Global catastrophic risks*, Oxford University Press, Oxford.

