



UNIVERSITÀ
CATTOLICA
del Sacro Cuore



Centro di ricerca sulle Scienze
Cognitive e la Comunicazione
Science and Communication
Research Centre

Le professioni del futuro

COME LA TECNOLOGIA E LA PANDEMIA
MODIFICANO IL MERCATO DEL LAVORO LOMBARDO

Ricerca n° 01/2021

A cura di

Area Sistema Formativo e Capitale Umano

Centro Studi

Università Cattolica del Sacro Cuore e CRISP

Indice Contenuti

Executive summary	4
1. Premessa e contesto	6
1.1 I <i>megatrend</i> che influenzano il mercato del lavoro di oggi	6
2. Le web vacancies e lo shock pandemico	9
3. Il lavoro e la tecnologia	14
4. Le competenze richieste dal mercato del lavoro	18
4.1 Lo skill mix necessario	19
4.2 Come cambiano le competenze	22
4.3 Lo skill blend	23
5. Le professioni del futuro: alcuni esempi	25
6. Conclusioni e implicazioni di policy	28
7. Gruppo di lavoro	31
8. Dati e metodologia	33
8.1 Dati	33
8.2 Analisi delle OJA	34
8.3 Grado di importanza delle skill	35
Riferimenti bibliografici	37

Executive summary

La ricerca analizza il mercato del lavoro lombardo utilizzando una base dati innovativa costituita dagli **annunci di lavoro postati dalle imprese sul web**. Complessivamente il contenuto informativo si basa su più di **500.000 annunci** pubblicati in Lombardia.

Attraverso tecniche di machine learning e textual analysis è stato possibile analizzare con estrema granularità non solo la domanda delle **singole professioni**, ma anche e soprattutto **le competenze e le skill richieste dal mercato**.

L'obiettivo è l'analisi del mercato del lavoro lombardo alla luce dei cambiamenti sia di lungo termine indotti dal progresso tecnologico, sia di breve-medio termine indotti dallo shock pandemico.

Lo shock pandemico ha avuto un impatto fortissimo sull'economia e le ripercussioni sul mercato del lavoro sono state estremamente pesanti. Nei primi mesi della crisi il volume degli annunci ha subito una **contrazione di circa il 40%**. Complessivamente possiamo stimare che da marzo a settembre 2020 sono stati pubblicati circa **60.000 annunci in meno** rispetto allo stesso periodo dell'anno precedente. Inoltre, la ripresa che si è verificata nelle settimane successive alla fase di lockdown sembra riguardare prevalentemente figure scarsamente qualificate, mentre la fase di elevata incertezza sembra indurre molte imprese a una posizione attendista per le figure maggiormente qualificate.

Tutto ciò attribuisce ai **giovani una doppia penalità**. Da una parte essi sono penalizzati dalla sub-ottimalità dei servizi formativi (didattica a distanza e interruzione delle collaborazioni didattiche con il sistema produttivo), dall'altra si trovano a entrare nel mercato del lavoro in un periodo di crisi, scontando dunque un costo rilevante (minori opportunità e salari inferiori) anche nel lungo periodo.

Per molti versi la pandemia ha accentuato alcune tendenze che operavano già sottotraccia (ad esempio la digitalizzazione) accentuandone la velocità di cambiamento. La ricerca mostra che **il cambiamento tecnologico mette a rischio tutte le professioni**, anche quelle maggiormente qualificate, che sino a poco tempo fa potevano essere considerate immuni.

In particolare, il cambiamento del mercato del lavoro indotto dal progresso tecnologico opera lungo due dimensioni: il **marginale estensivo**, attraverso la distruzione di alcune occupazioni e la creazione di nuovi lavori, e il **marginale intensivo**, attraverso il cambiamento delle competenze necessarie nelle professioni. Mentre la prima dimensione riguarda in particolare **alcune** professioni a media qualifica, la seconda dimensione riguarda **tutte** le professioni e avrà un impatto molto più profondo e rilevante.

Per analizzare il margine intensivo è necessario guardare alle competenze e al loro cambiamento nel tempo. Infatti, se per effetto della tecnologia **le professioni del futuro saranno più complesse, le competenze richieste per svolgere queste professioni saranno altrettanto complesse** e variegate.

Da una parte osserviamo che **professioni tecniche e specialistiche necessitano sempre più di competenze trasversali** (ad esempio le skill cognitive e sociali) in affiancamento alle competenze tecniche che tipicamente le caratterizzano. La **creatività** emerge come la competenza più importante per molte professioni tecnico-scientifiche a elevata specializzazione.

Dall'altra osserviamo **competenze tecniche, ad esempio le skill digitali, diventare sempre più pervasive** e dunque essere importanti non solo per le professioni tecnico-scientifiche, ma anche per le professioni non propriamente tecniche.

La **grande rilevanza delle competenze trasversali** suggerisce un ripensamento del sistema formativo in termini di contenuto (attraverso un maggior allineamento con le competenze richieste dal mercato), in termini organizzativi (attraverso una maggior partecipazione del sistema produttivo) e di modalità di erogazione della didattica che favorisca maggiormente forme partecipative da parte degli studenti.

Milano, 26 gennaio 2021

1

Premessa e contesto

1.1 I MEGATREND CHE INFLUENZANO IL MERCATO DEL LAVORO DI OGGI

Se fosse necessario utilizzare un termine sintetico per catturare i fenomeni che stanno investendo il mercato del lavoro dei principali Paesi avanzati e dunque anche dell'Italia, il termine più appropriato sarebbe indubbiamente “cambiamento strutturale”; “strutturale” in quanto riguarda la struttura stessa della produzione e in particolare il rapporto tra impiego dei fattori di produzione (capitale e lavoro) e output. Il cambiamento a cui stiamo assistendo ormai da diversi anni riguarda ambiti molteplici del mercato del lavoro, quali la tipologia contrattuale (la progressiva diminuzione dei tradizionali contratti a tempo indeterminato a favore di forme contrattuali alternative), lo skill mix dei lavoratori (il cambiamento nella domanda di competenze) e le caratteristiche delle professioni, con la nascita di nuovi lavori e la trasformazione o la scomparsa di quelli esistenti.

Complessivamente la letteratura identifica alcuni grandi fattori di cambiamento (detti comunemente **megatrend**), quali la digitalizzazione e il progresso tecnologico, la globalizzazione, l'invecchiamento della popolazione e la transizione verso la green economy.

Il primo fattore è legato all'applicazione della “**rivoluzione digitale**” al settore produttivo. Non si tratta solo delle tecnologie legate alla cosiddetta Industria 4.0 e all'impiego di robot in sostituzione del lavoro manuale, ma anche dello sviluppo

dell'intelligenza artificiale e delle implicazioni che ha per il mondo dei servizi, coinvolgendo professioni che sino a pochi anni fa sembravano immuni alla “minaccia tecnologica”.

Il secondo fattore – la **globalizzazione** – nell'ambito produttivo ha accentuato i processi di localizzazione, quali outsourcing e offshoring con la nascita della cosiddetta global value chain. Nel mercato del lavoro ne è conseguita una diversa domanda di competenze nelle varie fasi del processo di produzione, generalmente tradotta in maggior domanda di low skill nei Paesi meno avanzati, dove vengono localizzate le attività a minor valore aggiunto, e una maggiore domanda di high skill nei Paesi più avanzati, dove tendono a concentrarsi le attività a maggior valore aggiunto.

Quanto all'**invecchiamento della popolazione** in molti dei Paesi occidentali, esso ha effetti che vanno al di là della sostenibilità dei sistemi pensionistici e che investono direttamente il mercato del lavoro. In primo luogo, il fatto che le persone siano destinate a lavorare più a lungo solleva il problema di come prevenire l'obsolescenza delle competenze (si veda Freeman [2007], De Grip and Van Loon [2002]). In secondo luogo, l'invecchiamento della popolazione crea esso stesso una domanda di alcune specifiche competenze come quelle legate alle attività di cura e riabilitative, ma anche di uso del tempo libero, alla produzione di sussidi e via dicendo.

Infine, il potente impatto che il cambiamento climatico ha sulle società avanzate e la crescente attenzione ai temi della **sostenibilità ambientale**, supportata da notevoli programmi di investimento (si pensi ad esempio al “Green Deal” europeo), favoriranno da una parte la nascita di nuove occupazioni, dall'altra lo sviluppo di competenze green che saranno richieste in modo trasversale da molte occupazioni (si veda Colombo, Redaelli, Schionato [2016]).

Utilizzando una terminologia cara agli economisti possiamo pensare che l'impatto di questi *megatrend* sul mercato del lavoro agisca su due livelli:

- un primo livello è costituito dal cosiddetto *margin estensivo* e ha a che fare con la creazione e distruzione di posti di lavoro. Tutti i fenomeni sopra descritti hanno l'effetto di contribuire sia alla scomparsa di alcuni lavori, sia alla creazione di nuove professioni. Così come i robot svolgono mansioni sempre più sofisticate, e pertanto in grado di sostituire l'uomo, la tecnologia consente lo sviluppo di nuovi lavori che non esistevano sino a pochi anni fa (si pensi ad esempio ai lavori connessi al settore della cyber-security e, in generale, a tutto quanto riguarda la tumultuosa evoluzione dei social media o dei videogiochi);
- un secondo livello è costituito dal *margin intensivo*, che riguarda la trasformazione dei lavori esistenti. La tecnologia cambierà le competenze e le skill richieste per svolgere non solo i nuovi lavori, ma anche quelli che continueranno a esistere. La crescente disponibilità di dati e l'uso sempre più diffuso di macchine e di strumenti sofisticati ha modificato notevolmente anche professioni intensive di rapporti personali quale quella del medico.

L'attenzione dei media e dei ricercatori si è rivolta soprattutto verso il margine estensivo anche in virtù della grande preoccupazione generata da alcuni studi come quello di Osborne e Frey (2017), i quali hanno stimato che il 47% dei lavori negli USA sono a rischio

di automazione. Nonostante le stime iniziali di Osborne e Frey siano state ridimensionate da studi successivi (Nedeloska e Quintini [2018]), in verità nessuno sa sino a dove realmente arriverà l'impatto della rivoluzione tecnologica attuale nel mercato del lavoro e quale livello di profondità toccherà nel rapporto tra uomo e macchina.

Molta meno attenzione è stata invece dedicata al margine intensivo, nonostante esso sia destinato ad avere un impatto maggiore poiché interesserà l'intero stock di occupati. Uno degli obiettivi di questa ricerca è di riempire questo vuoto di conoscenza.

2

Le web vacancies e lo shock pandemico

Analizzare il mercato del lavoro nel contesto attuale non può prescindere dalla crisi generata dalla pandemia e dal lockdown conseguente. Nonostante l'estrema incertezza che caratterizza sia l'evoluzione epidemiologica, sia le conseguenze economiche, possiamo dire che in linea generale lo shock Covid-19 avrà un impatto su due livelli.

Un primo livello riguarda **le dinamiche di lungo periodo rappresentate dai megatrend** identificati precedentemente. Alcuni di essi verranno ridotti dallo shock del virus, altri invece verranno accentuati:

- la globalizzazione è un fenomeno che è destinato a essere ridimensionato, almeno nella versione più recente definita spesso *iper-globalizzazione*, basata sulla frammentazione della catena di produzione all'interno della global value chain e sul just in time. Sia i produttori, sia i policymakers hanno riconosciuto la vulnerabilità di questo modello di fronte a shock globali e dunque sarà necessario ripensare la catena di produzione su scala maggiormente locale accentuando il fenomeno di reshoring, peraltro già in atto. Questo fenomeno sarà più rilevante in alcuni settori e di conseguenza impatterà sulla domanda di competenze;
- la digitalizzazione è un fenomeno che viceversa verrà accentuato. La forte enfasi sull'apprendimento a distanza e sullo smart working di fatto sottolinea la crescente necessità di competenze digitali, che non saranno più considerate solo importanti, ma diventeranno necessarie per i lavori futuri. Tutto ciò genererà due

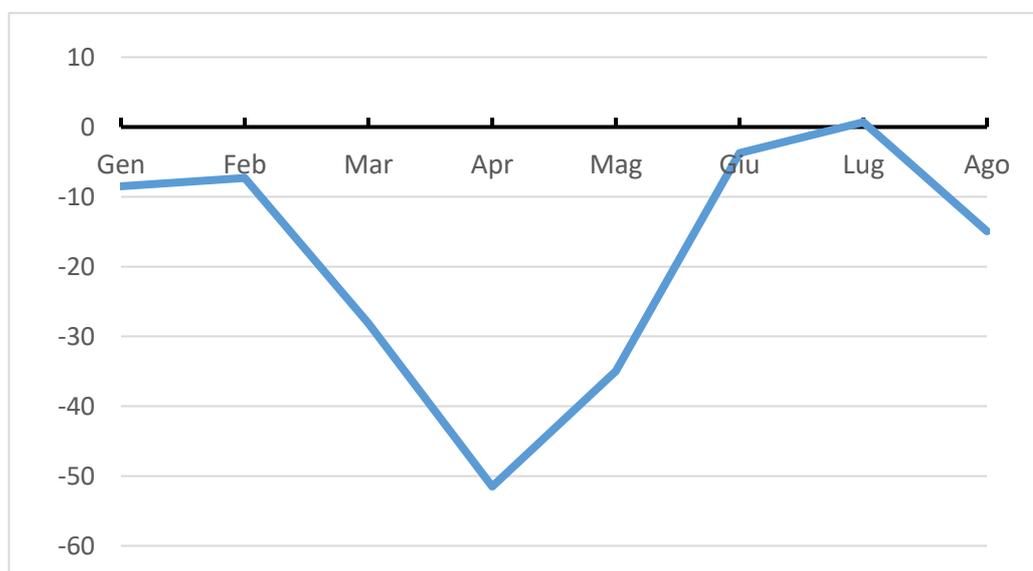
effetti sulla domanda di competenze: da una parte ci sarà una crescita del digital degree medio, frutto della crescente pervasività delle competenze digitali trasversali; dall'altra si verificherà un aumento delle figure professionali specifiche nelle competenze digitali, quali l'analista di big data, l'analista software, l'esperto di cybersecurity etc.

Un secondo livello, più di breve periodo, riguarda **la trasformazione dell'attività produttiva generata dallo shock pandemico**. Il prolungato lockdown delle attività produttive ha generato uno shock avverso senza precedenti, con implicazioni rilevanti sul mercato del lavoro. Non è facile analizzare l'impatto dello shock pandemico sul mercato del lavoro, in un contesto in cui il lavoro è di fatto "congelato" dai provvedimenti legislativi. Tuttavia, l'uso degli annunci sul web consente di osservare in tempo reale le trasformazioni che la pandemia ha sul lavoro nel contesto lombardo.

A tal fine abbiamo confrontato gli annunci di lavoro pubblicati nel periodo febbraio-settembre 2020 con quelli nello stesso periodo del 2019, utilizzato come benchmark. In questo modo è stato possibile costruire un indicatore "OJA Gap" che quantifica la deviazione percentuale nel volume di annunci pubblicati per ogni mese con quelli del corrispondente mese del 2019.

La figura 1 mostra come, in media, durante il periodo di lockdown, le imprese abbiano pubblicato circa il 40% di annunci di lavoro in meno; nelle settimane successive il mercato ha gradualmente recuperato anche se nei mesi di agosto e settembre (non rappresentato in figura) si è assestato su volumi ancora inferiori a quelli di riferimento.

→ Figura 1. Lombardia, OJA Gap: deviazione percentuale rispetto allo stesso mese del 2019

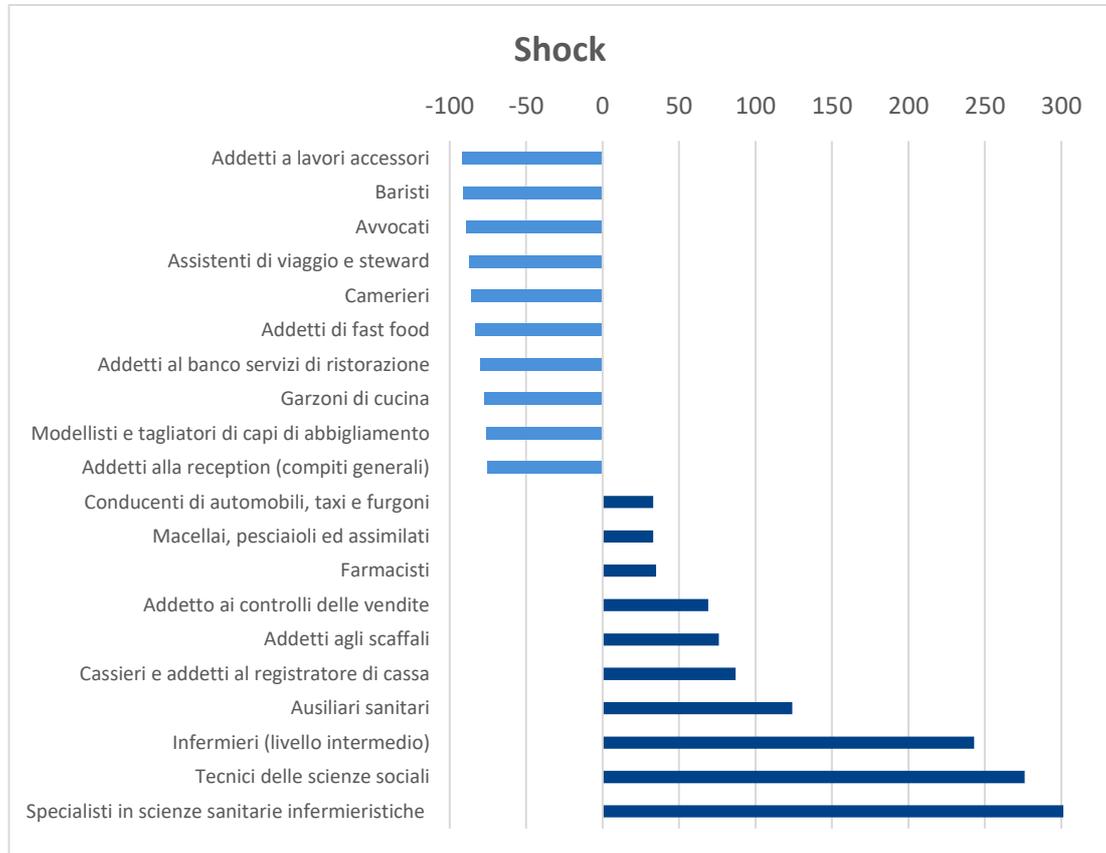


Per dare una misura quantitativa del fenomeno si consideri che in Lombardia nell'ultimo anno sono stati pubblicati circa 500.000 annunci, pari a circa 40.000 mensili che durante il lockdown sono scesi a circa 25.000. In termini cumulati lo shock pandemico ha determinato una mancata offerta sul mercato del lavoro di circa 60.000 annunci nei mesi da febbraio a settembre.

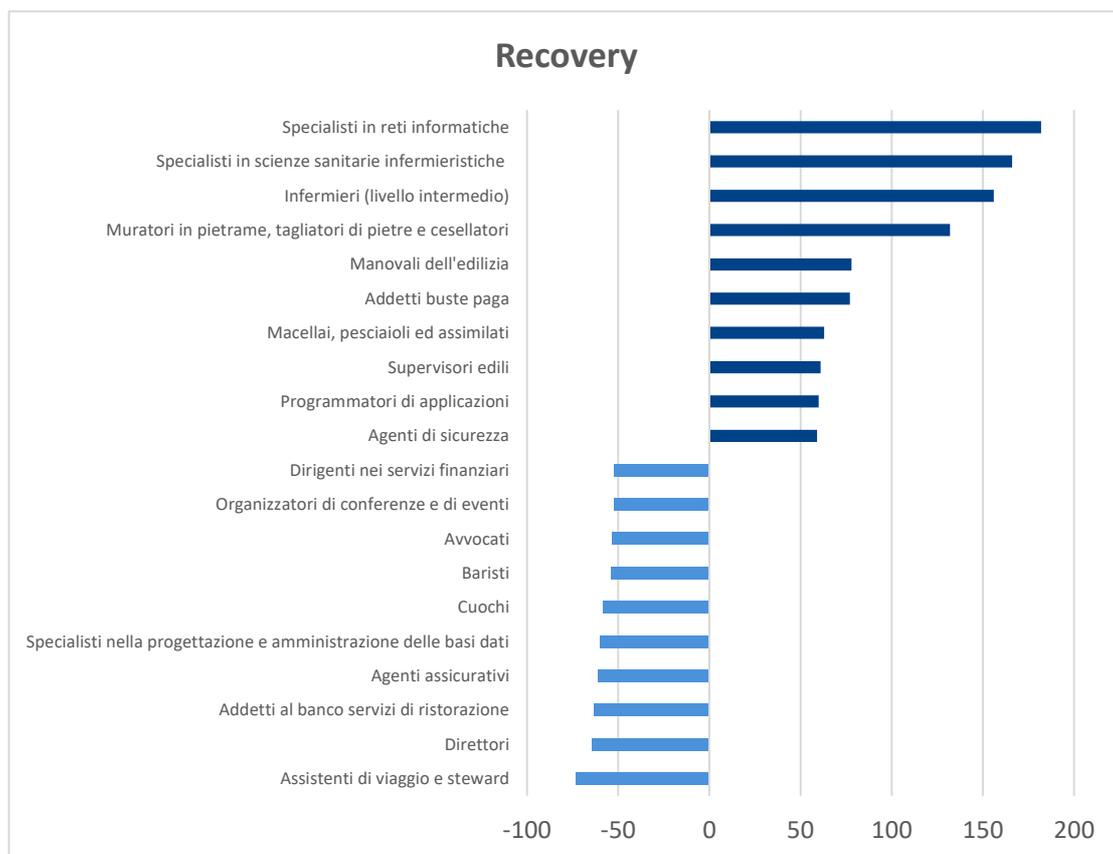
Al di là del mero aspetto quantitativo è interessante come sia cambiata la tipologia di offerta degli annunci durante la pandemia. A tal fine abbiamo diviso l'analisi in due sottoperiodi: il primo – definito *shock* – riferito al trimestre del lockdown (marzo, aprile e maggio) e il secondo – definito *recovery* – riferito al trimestre successivo caratterizzato dal lento ritorno alla normalità. In ogni sottoperiodo abbiamo analizzato le professioni che sono cresciute di più e quelle che sono diminuite di più utilizzando come riferimento l'“OJA Gap” definito precedentemente.

Le figure 2 e 3 mostrano i risultati. In ognuna abbiamo rappresentato le professioni che sono state caratterizzate dall'“OJA Gap” maggiore e minore. Durante il periodo di lockdown le professioni caratterizzate dal calo più vistoso degli annunci sul web sono state, comprensibilmente, quelle legate al settore del turismo e della ristorazione, in particolare le figure che operano nella fase finale del processo produttivo (baristi, camerieri), quelli legati ai trasporti aerei (assistenti di viaggio) e alla moda. Al contrario, sono sensibilmente aumentati gli annunci riferiti al personale sanitario, ma anche quelli legati alle figure professionali della grande distribuzione che ha sopperito in questa fase alla chiusura dei piccoli esercizi commerciali (cassieri, addetti agli scaffali e addetti ai controlli delle vendite). È interessante notare come siano aumentati anche gli annunci riferiti alle figure del settore alimentare poste all'inizio della catena di produzione (macellai etc.) in cui si è riversata la maggior domanda proveniente dalla grande distribuzione.

→ Figura 2. OJA Gap: marzo, aprile, maggio 2020

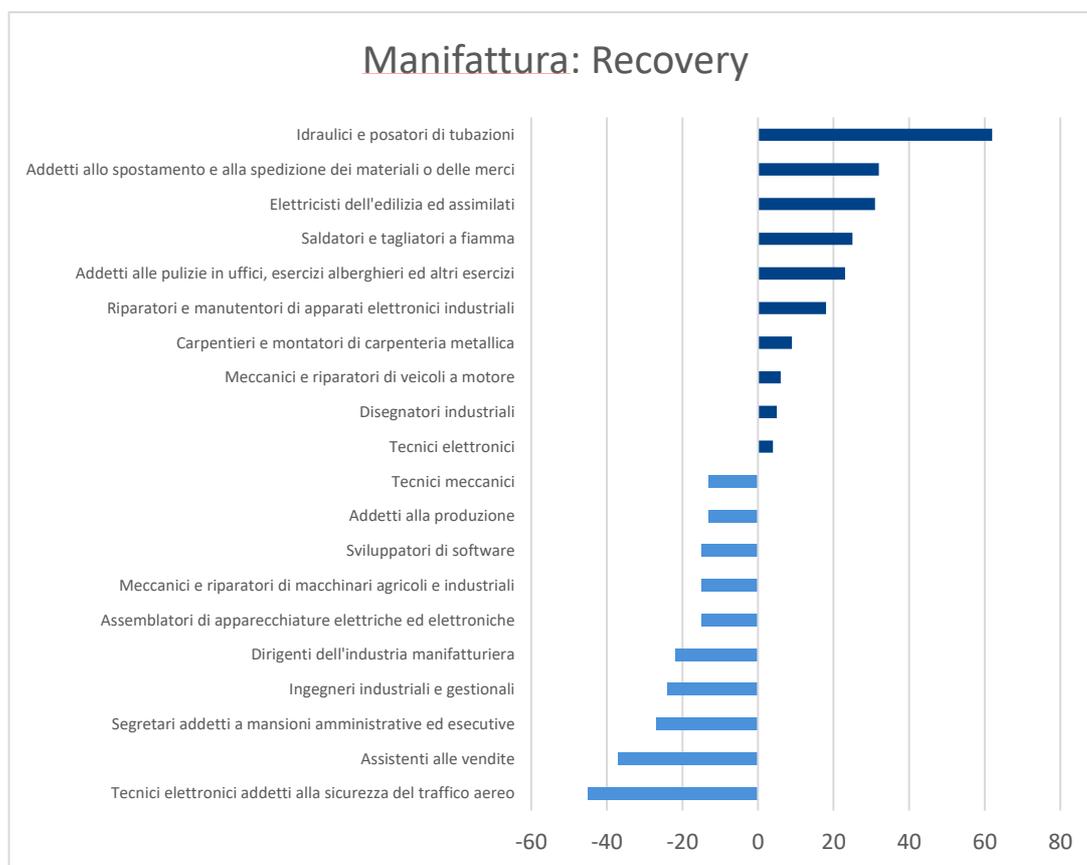


→ Figura 3. OJA Gap: giugno, luglio, agosto 2020



L'analisi degli annunci del trimestre successivo (figura 3) conferma l'impatto negativo sui settori del trasporto, turistico e della ristorazione e quello positivo sul settore sanitario. Al contempo crescono le offerte di lavoro dei settori legati alla ripresa, in particolare edilizia e costruzioni, sostenuti da specifici interventi legislativi e dall'impiego di rilevanti fondi pubblici. Restringendo l'analisi al solo settore manifatturiero (figura 4) il traino dell'edilizia emerge come ancora più rilevante.

→ Figura 4. OJA Gap: Manifattura, giugno, luglio, agosto 2020



Complessivamente, l'analisi degli annunci di lavoro pubblicati nel periodo successivo allo shock pandemico rivela che la ripresa tende a concentrarsi in particolare sulle figure professionali a bassa qualifica. Infatti, con l'unica eccezione del settore ICT e ovviamente del settore sanitario, in tutti gli altri settori tra le figure che manifestano una qualche tendenza al recupero sono quasi del tutto assenti le figure apicali o specialistiche (dirigenti o specialisti). Questo è comprensibile alla luce della fase di elevata incertezza che caratterizza la congiuntura attuale, anche in relazione alle prospettive future post-pandemia.

3

Il lavoro e la tecnologia

Nella parte introduttiva abbiamo sottolineato come la tecnologia stia cambiando profondamente il lavoro. Abbiamo anche sottolineato come questo cambiamento avvenga lungo due dimensioni: il margine estensivo (creazione e distruzione di lavoro) e il margine intensivo (cambiamento delle competenze necessarie nelle professioni). Negli ultimi anni si è sviluppata un'ampia letteratura in merito per cercare di misurare e quantificare questo fenomeno. Dal punto di vista metodologico, l'approccio seguito dalla letteratura scientifica si basa sul *task based approach*, secondo cui il lavoro può essere scomposto in una serie di compiti (task), ognuno dei quali necessita di determinate competenze per essere svolto. A loro volta alcuni task sono suscettibili di sostituzione dalla tecnologia perché richiedono attività che possono essere svolte da macchine. In questo modo, misurando il grado di sostituibilità di ogni singolo task da parte della tecnologia, è possibile costruire un indice di "rischio" associato a ogni occupazione.

Il lavoro più noto in questo filone di ricerca è quello citato di Frey e Osborne (2017) che applicano questo approccio al contesto americano trovando che circa il 47% delle occupazioni è a "rischio automazione", in quanto sono composte da task che possono essere svolti da macchine o da computer. Frey e Osborne sottolineano che le occupazioni caratterizzate da attività semplici e routinarie sono maggiormente a rischio; tali occupazioni possono riguardare sia l'ambito amministrativo, sia attività manuali semplici che possono efficacemente essere svolte da robot e macchine. Al contrario, professioni high skill, che richiedono attività complesse, sia di carattere intellettuale (analisi, discernimento, valutazione), sia di carattere relazionale (si pensi al rapporto con i pazienti

di un medico o di un infermiere), non sono considerate a rischio in quanto caratterizzate da task difficilmente sostituibili dalla tecnologia.

Recentemente le innovazioni nell'ambito dell'intelligenza artificiale e del machine learning hanno notevolmente cambiato questo quadro. Queste innovazioni, infatti, consentono a macchine e ad algoritmi di svolgere attività complesse, che sino a pochi anni fa si pensava potessero essere svolte solo dalle persone. L'esempio più lampante in questo caso è costituito dalla guida autonoma. La guida è un'attività che moltissime persone svolgono e che molti ritengono essere una attività poco qualificata. Tuttavia, essa è estremamente complessa, in quanto implica una serie di valutazioni e discernimenti articolati (per esempio: il pedone che sta passeggiando lungo il marciapiede attraverserà la strada? La macchina che sta sopraggiungendo all'incrocio si fermerà? etc.). Nonostante la complessità di questa attività sappiamo che in un futuro prossimo le automobili saranno a guida autonoma, il che metterà a rischio le occupazioni degli autisti. Altri esempi sono parimenti noti: nell'ambito sanitario le tecniche di image processing hanno raggiunto un livello di precisione e di efficienza talmente elevato che un algoritmo è in grado di leggere una radiografia e riconoscere un tumore con un grado di precisione superiore a quello di un buon medico. Da ultimo si noti che questo stesso progetto di ricerca si basa sulla capacità di sofisticati algoritmi di leggere il testo delle offerte di lavoro postate sul web per poi estrarre le informazioni rilevanti, proprio come farebbe un esperto del settore.

Per catturare le diverse sfaccettature dell'impatto della tecnologia sulle occupazioni vengono utilizzati tre indicatori diversi:

1. **Automazione.** Questa è la misura di Frey e Osborne (2017) che cattura la probabilità di automazione dei task;
2. **Machine learning.** Brynjolfsson e Mitchell (2017) si concentrano più specificamente su come il machine learning possa sostituire determinati task;
3. **AI exposure.** Felten, Raj, Seamans (2019) misurano l'impatto dell'intelligenza artificiale sullo svolgimento di attività complesse (riconoscimento immagini, analisi testo, giochi strategici etc.).

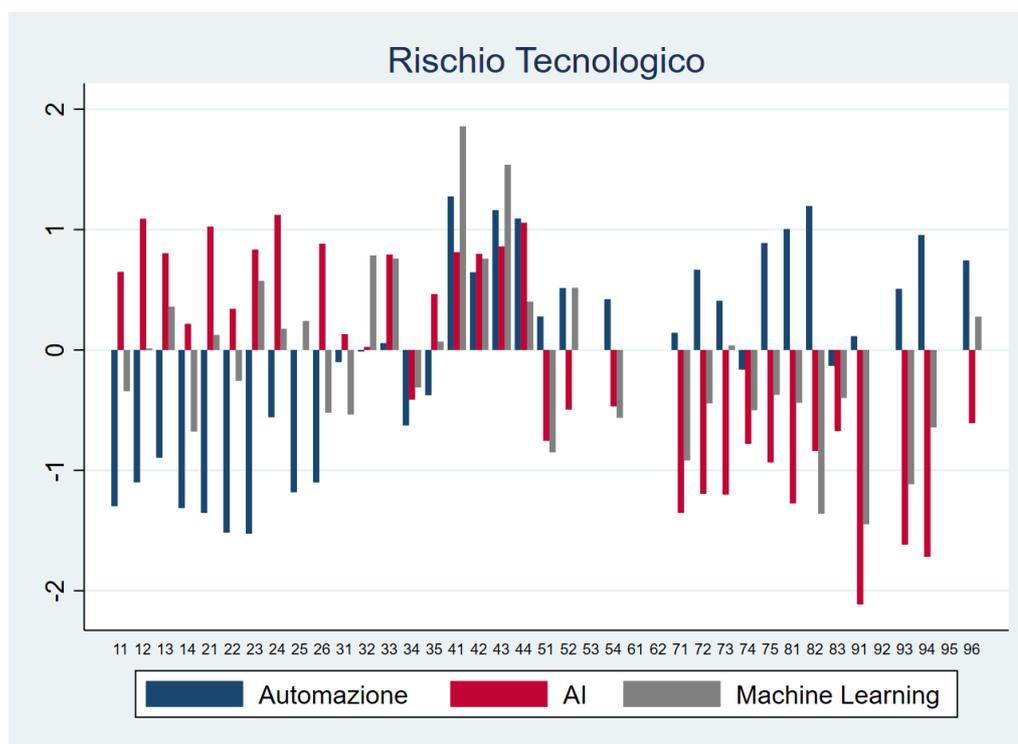
Tutte e tre le misure sono basate sulle occupazioni USA che utilizzano una classificazione differente rispetto a quella europea/italiana (ESCO). A tal fine è stata sviluppata una transcodifica che ha consentito di applicare gli indici di cui sopra alle occupazioni italiane. L'uso di questi indicatori ha consentito di attribuire un valore di "rischio tecnologico" a circa 400 occupazioni al 4° livello ISCO. Per facilitare la comprensione abbiamo aggregato i risultati al 2° livello ISCO e abbiamo standardizzato gli indicatori in modo da renderli confrontabili. Gli indicatori standardizzati hanno dunque, per costruzione, media 0 e varianza unitaria. Ne consegue che valori negativi della variabile standardizzata non vanno interpretati come valori negativi della variabile sottostante quanto come valori inferiori alla media.

La figura 5 rappresenta il valore dei tre indicatori di rischio tecnologico per gruppo professionale. Sull'asse delle ordinate sono indicati i grandi gruppi professionali (2° livello ISCO) ordinati in ordine crescente. Come di consueto i primi gruppi professionali (da 11 a 35) identificano le professioni usualmente indicate come high skill, seguite dalle medium e low skill.

La figura consente di effettuare alcune interessanti considerazioni. Seguendo le considerazioni di Frey e Osborne (indicatore blu) le professioni high skill sono quelle meno esposte al rischio di automazione, che invece è elevato per le professioni medium e low skill.

Tuttavia, quando allarghiamo la definizione di rischio tecnologico anche agli indicatori che incorporano l'effetto dell'intelligenza artificiale (indicatore rosso) e del machine learning (indicatore grigio), il quadro diviene più complesso. Ora diversi task complessi, tipicamente prerogativa delle professioni high skill, sono a rischio tecnologico, mentre le professioni più elementari sono relativamente meno colpite da questo fenomeno.

→ Figura 5. Occupazioni e rischio tecnologico



La tecnologia, dunque, investe tutte le occupazioni, sia quelle maggiormente qualificate che quelle a media e bassa qualifica. Vi sono invero alcune professioni, in particolare quelle intermedie, che sembrano essere pesantemente interessate da tutti gli indicatori del progresso tecnico. Infatti, mentre le professioni a elevata qualifica sono “risparmiate” dall’automazione in quanto caratterizzate da poche attività routinarie, ma risultano suscettibili all’intelligenza artificiale, le professioni più elementari sono suscettibili all’automazione, ma risultano “risparmiate” dall’impatto della AI in quanto non sufficientemente complesse da richiedere lo svolgimento di attività in cui la AI può essere impiegata con efficienza.

Al contrario molte professioni intermedie possiedono caratteristiche che le rendono sostituibili sia da macchine, sia da algoritmi e sono pertanto particolarmente esposte al rischio tecnologico. Tra queste vi sono tutte le professioni amministrative di base, ormai

sostituite da software gestionali e amministrativi, e le professioni di assistenza alla clientela, sempre più spesso sostituite da assistenti virtuali mossi da intelligenza artificiale.

Il fatto che tutte le professioni – alcune in modo più accentuato, altre meno – siano interessate dal “rischio tecnologico” suggerisce che previsioni avverse a cui sono giunti Frey e Osborne (2017) debbano dunque essere riviste in senso maggiormente negativo? In realtà il modo più corretto con cui interpretare la figura 5 non è che tutte le occupazioni saranno sostituite dalla tecnologia, bensì che in tutte le professioni alcune attività (task) saranno svolte da algoritmi o macchine in modo efficiente. Ciò implica che tutte le professioni dovranno cambiare, in particolare dovranno cambiare le competenze richieste per svolgere le professioni e adattarsi al nuovo contesto tecnologico. Questo è il cambiamento lungo il margine intensivo sottolineato precedentemente.

Per poter intercettare questo fenomeno è necessario misurare le competenze, come elaborato dalla presente ricerca nelle sezioni successive.

4

Le competenze richieste dal mercato del lavoro

Uno degli aspetti maggiormente innovativi del progetto di ricerca è costituito dal fatto che le tecniche di *textual analysis* applicate agli annunci di lavoro consentono di estrarre le competenze richieste per ogni professione dal mercato del lavoro.

L'appendice metodologica descrive con maggior dettaglio l'approccio seguito nell'estrazione delle informazioni. In questa sede è sufficiente richiamare il fatto che le competenze sono state raggruppate in quattro tipologie:

- **Skill cognitive:** tutte le competenze che hanno a che fare con il pensiero applicato all'aspetto lavorativo (ad esempio la risoluzione dei problemi, pensare in modo creativo, gestione del team etc.);
- **Skill sociali:** competenze che hanno a che fare con le relazioni con gli altri sia all'interno dell'azienda (lavorare in gruppo), sia con l'esterno (gestione dei clienti);
- **Skill digitali:** competenze digitali sia di natura generale (uso di Microsoft Office), sia di natura specifica (uso di strumenti di programmazione avanzati);
- **Skill tecniche:** competenze tecniche specifiche dell'occupazione, come la manutenzione.

A queste tipologie sono stati anche affiancati due ulteriori gruppi:

- **Tools:** strumenti, tipicamente informatici;
- **Knowledge:** conoscenze generali di base e specifiche¹.

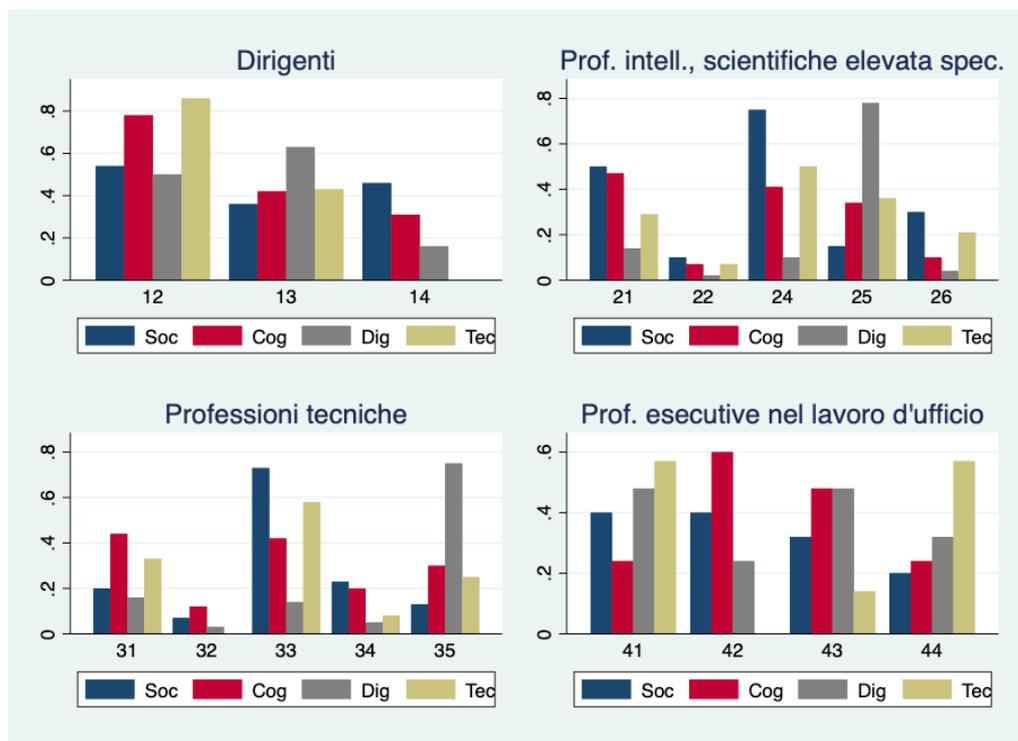
4.1 LO SKILL MIX NECESSARIO

I grandi cambiamenti tecnologici richiedono dunque che i lavori del futuro siano caratterizzati da un complesso mix di skill di diversa tipologia.

Per misurare la dimensione e la complessità del mix di skill richiesto abbiamo calcolato, per ogni gruppo professionale (2° livello ISCO), il grado di importanza delle skill divise per tipologia (cognitive, sociali, digitali e tecniche)².

La figura 6 mostra il grado di importanza relativo delle skill per i primi quattro gruppi professionali. I valori nei grafici sono costruiti in modo da poter confrontare l'importanza relativa delle skill tra gruppi e all'interno di ogni grande gruppo professionale (1° livello ISCO). Dunque, le altezze delle barre nei grafici sono confrontabili all'interno di ogni singolo riquadro, ma non tra riquadri.

→ Figura 6. Importanza relativa delle competenze



¹ La differenza tra knowledge e skill cognitive è costituita dal fatto che il primo gruppo identifica la conoscenza astratta mentre il secondo la conoscenza applicata all'attività lavorativa.

² L'appendice metodologica descrive con precisione il calcolo degli indicatori di importanza delle skill.

La scala sull'asse delle ordinate rappresenta il grado di *effective use*, ovvero la percentuale di occupazioni all'interno di ogni gruppo in cui le skill appartenenti a una determinata categoria sono utilizzate più che nella media del gruppo.

Consideriamo ad esempio il riquadro in alto a destra. In esso sono rappresentate le "Professioni intellettuali e scientifiche ad elevata specializzazione".

All'interno di questo grande gruppo professionale troviamo 5 sottogruppi ³:

- 21 Specialisti in scienze e ingegneria;
- 22 Specialisti della salute;
- 24 Specialisti delle scienze commerciali e dell'amministrazione;
- 25 Specialisti delle tecnologie dell'informazione e della comunicazione;
- 26 Specialisti in scienze giuridiche, sociali e culturali.

Ognuno di questi gruppi professionali è a sua volta composto da numerose professioni dettagliate che al 4° livello ISCO ammontano a più di 80. Per ognuna di queste professioni abbiamo calcolato il grado di importanza (*effective use*) delle skill di ogni tipologia (skill cognitive, sociali etc.) e abbiamo successivamente aggregato il grado di importanza a livello dei 5 sottogruppi. Il grado di *effective use* è stato calcolato con riferimento alla media del gruppo 2.

Il grafico mostra, ad esempio, che quasi l'80% delle professioni appartenenti al gruppo 24 utilizza skill sociali in modo superiore a quanto non faccia in media tutto il gruppo 2, viceversa il gruppo 25 utilizza in modo relativamente più intensivo le skill digitali etc. Dunque, le skill sociali sono relativamente più importanti per il gruppo 24 rispetto agli altri gruppi, le skill digitali lo sono per il gruppo 25 etc.

Confronti analoghi possono essere fatti all'interno di ogni gruppo: ad esempio, per il gruppo 21 sono richieste skill sociali e cognitive più intensivamente di quanto non lo siano skill digitali o tecniche.

Il quadro complessivo che emerge dalla figura 6 è che il grado di importanza relativo delle competenze richieste varia notevolmente anche tra gruppi relativamente omogenei. In altri termini il mercato richiede realmente uno skill mix complesso che deve essere costruito intorno alla professione.

Per approfondire questo aspetto è utile fare un esempio maggiormente dettagliato. Consideriamo le professioni del gruppo 24 "Specialisti delle scienze commerciali e dell'amministrazione". Questo gruppo professionale racchiude la maggior parte delle professioni riconducibili al percorso di studi dei corsi di laurea di Economia.

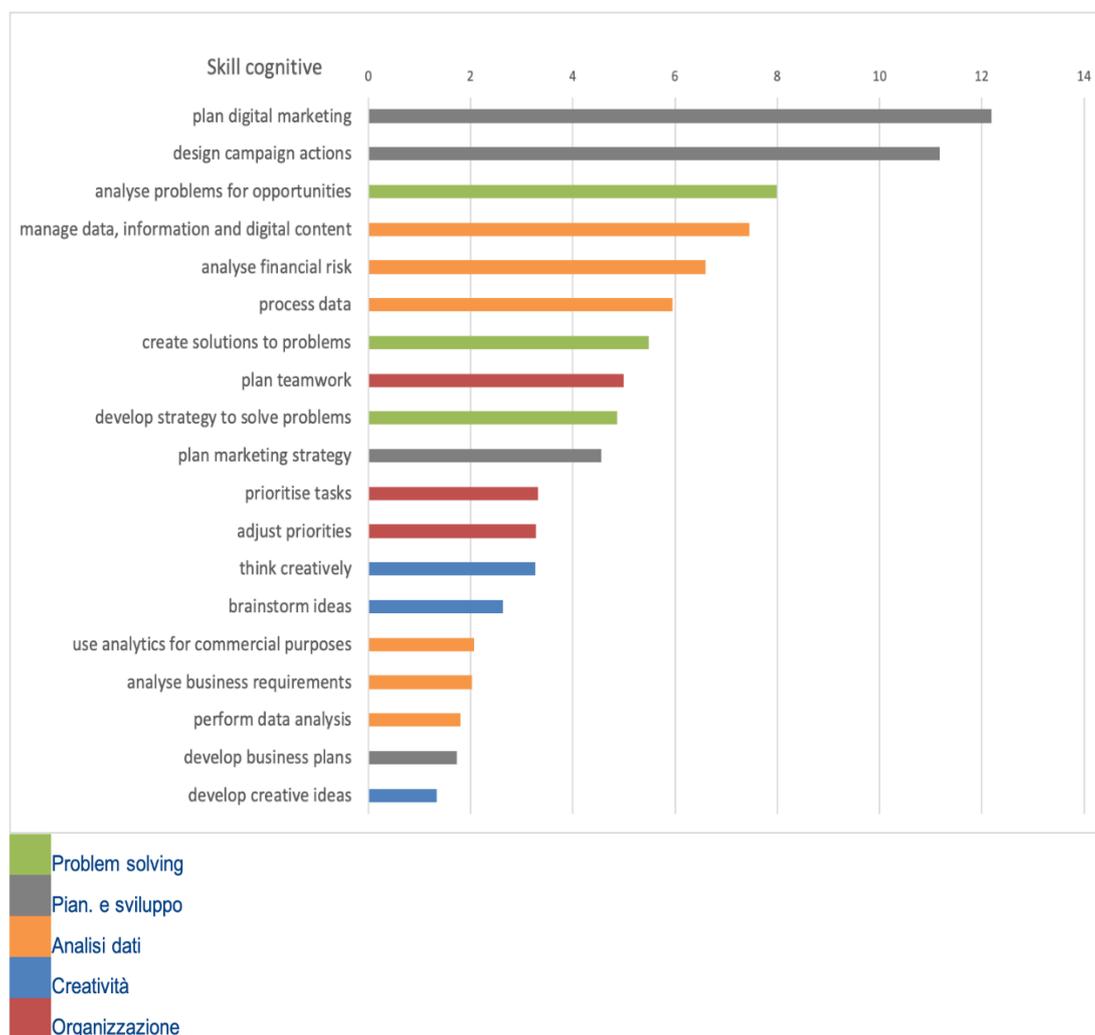
Per questo gruppo professionale abbiamo estratto le competenze cognitive, le abbiamo ordinate per grado di importanza e le abbiamo rappresentate nella figura 7⁴. Per facilitare l'interpretazione dei risultati abbiamo raggruppato le skill cognitive in diverse classi che

³ I risultati relativi al gruppo 22 vanno interpretati con cautela in quanto il numero di OJA riferito agli specialisti del settore della sanità è limitato, in quanto i canali di assunzione prevalenti sono altri (il concorso pubblico per la sanità pubblica). Per lo stesso motivo il gruppo 23 riferito agli specialisti dell'educazione non è rappresentato.

⁴ La figura mostra solo le competenze più importanti.

identificano le competenze legate al problem solving, alla pianificazione e sviluppo, all'analisi dei dati, alla creatività e alla organizzazione⁵.

→ Figura 7. Skill cognitive: Specialisti delle scienze commerciali e dell'amministrazione



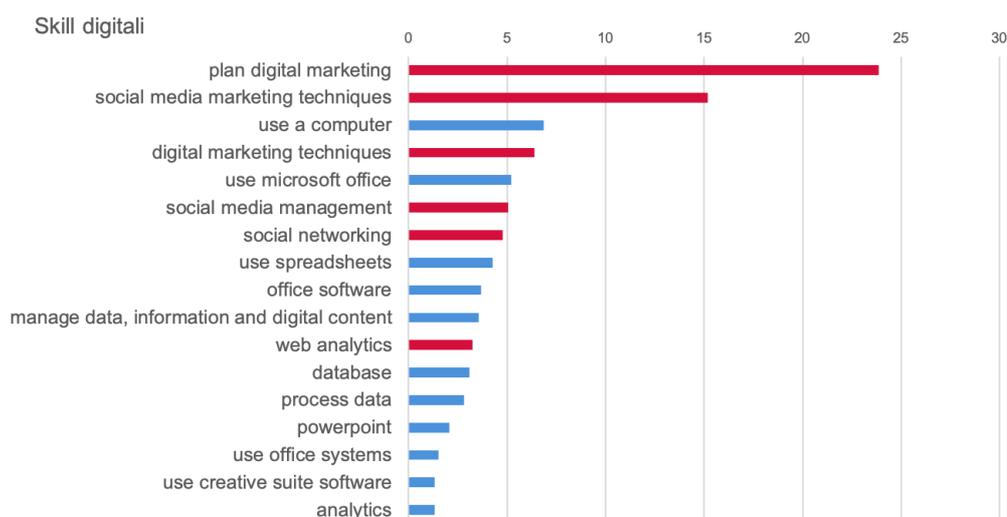
La figura consente di effettuare alcune interessanti considerazioni. In primo luogo, emerge con chiarezza la grande varietà di competenze richieste in questo gruppo professionale. Se, per effetto della tecnologia e degli altri *megatrend*, le professioni del futuro saranno più complesse, le competenze richieste per svolgere queste professioni saranno altrettanto complesse e variegate. In secondo luogo, possiamo notare che il mercato richiede già soprattutto *competenze complementari alla tecnologia*. La maggior parte di esse, infatti, o richiede un esplicito input dalla tecnologia (pianificazione di strategia di marketing digitale, analisi dei dati etc.) o sono competenze che possono

⁵ Nelle figure 7 e 8 le skill sono ordinate per grado di importanza. L'indicatore utilizzato in questo caso è l'indice di rilevanza scalato all'interno del gruppo. Il valore di riferimento degli assi va inteso più come valore ordinale che come valore cardinale.

sfruttare la tecnologia per affrontare le problematiche principali delle imprese (migliorare l'organizzazione, risolvere problemi, innovare).

È interessante analizzare anche le competenze digitali, sempre all'interno dello stesso gruppo professionale. Nella figura 8 replichiamo l'analisi fatta nella figura 7 riferita questa volta alle competenze digitali.

→ Figura 8. Skill digitali: Specialisti delle scienze commerciali e dell'amministrazione



La figura consente di apprezzare come la tecnologia operi lungo il margine intensivo modificando lo stesso DNA interno delle professioni. In rosso abbiamo evidenziato quelle competenze digitali che possiamo classificare come “nuove” nel senso che qualche anno fa non sarebbero state richieste nel portafoglio di competenze di un laureato in Economia. Esse sono tutte le competenze digitali applicate al marketing, soprattutto rivolte ai social media e al digital marketing. Il riferimento in questo caso è alla figura professionale degli specialisti della pubblicità e del marketing: la figura professionale è la stessa di 20 anni fa, tuttavia le competenze richieste sono profondamente cambiate. Mentre 20 anni fa le campagne di marketing venivano effettuate con canali di comunicazione “tradizionali” quali la carta stampata e la televisione/radio, oggi esse sono effettuate prevalentemente nel mondo digitale (web, social media), dunque per svolgere la stessa professione il mix di competenze richiesto è cambiato, si è, in questo caso, “digitalizzato”.

4.2 COME CAMBIANO LE COMPETENZE

Le competenze richieste dal mercato del lavoro cambiano dunque per effetto dei *megatrend* che influenzano il mercato del lavoro.

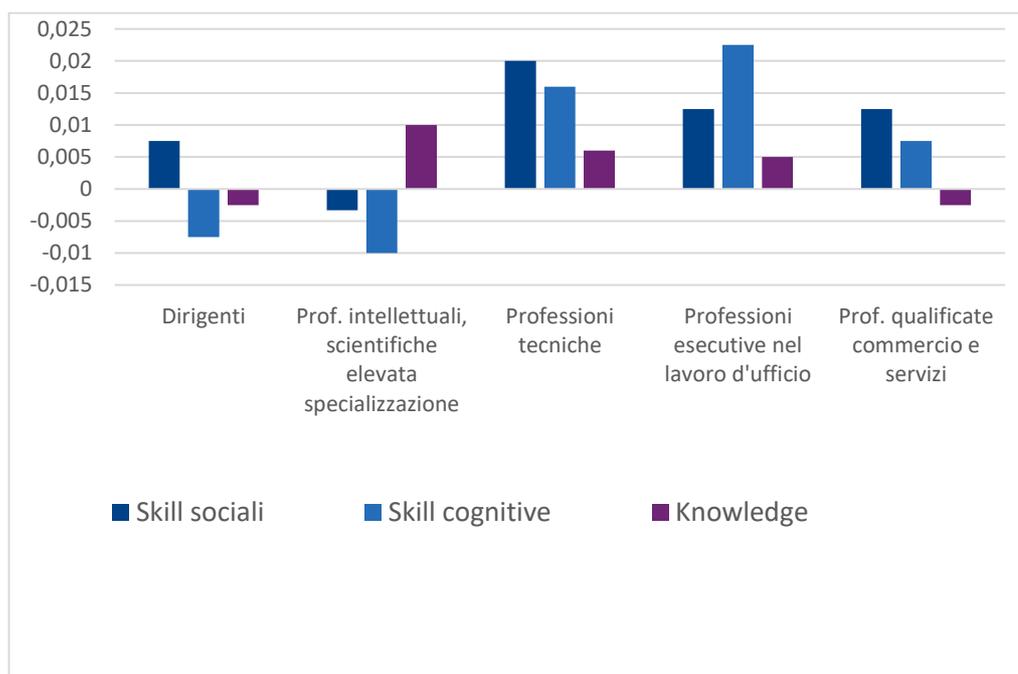
Utilizzando la serie storica di Wollybi ⁶ abbiamo analizzato questo cambiamento calcolando la variazione del grado di importanza delle competenze tra il 2015 e il 2019. In

⁶ Cfr. Appendice metodologica della ricerca.

generale abbiamo rilevato una tendenza all'upskilling, ovvero le professioni a media e bassa qualifica hanno visto aumentare il livello di competenze richiesto. Questo è particolarmente rilevante per le professioni intermedie che abbiamo notato essere particolarmente colpite dal rischio tecnologico.

La figura 9 rappresenta la variazione del grado di importanza delle competenze tra il 2015 e il 2019. Per facilitare l'interpretazione abbiamo rappresentato solo i primi 5 grandi gruppi ISCO. La figura mostra che, ad eccezione dei primi due gruppi che conoscono un leggero calo del grado di importanza delle skill cognitive – anche dovuto al fatto che i primi due gruppi hanno un livello di importanza delle skill cognitive piuttosto elevato – c'è stato un incremento del grado di importanza delle competenze sociali e cognitive. Questo incremento riguarda soprattutto le professioni intermedie, proprio quelle più esposte al rischio tecnologico. Per minimizzare tale rischio è infatti necessario sia aumentare le competenze (aumenta l'importanza della conoscenza), sia investire maggiormente nelle competenze cognitive e sociali che risultano complementari alla tecnologia. Nella figura 9 abbiamo affiancato alle skill cognitive e sociali un indicatore di knowledge che anche in questo caso mostra una tendenza generale alla crescita a testimonianza dell'incremento del grado di intensità delle competenze richieste.

→ Figura 9. Variazione del grado di importanza delle competenze 2015-2019



4.3 LO SKILL BLEND

Uno dei risultati più chiari che emerge dall'analisi delle competenze richieste dal mercato del lavoro lombardo è che nei lavori del futuro coesistono competenze diverse che hanno origine differente e che concorrono a realizzare un amalgama (blend) unico e particolare,

funzionale a consentire alle professioni del futuro di far fronte alle sfide poste dalla tecnologia.

Possiamo identificare due direzioni con cui si verifica questo **blend di competenze**:

- da una parte osserviamo come professioni tecniche e specialistiche necessitino sempre di più di competenze trasversali (ad esempio le skill cognitive e sociali) che affiancano le competenze tecniche che tipicamente le caratterizzano;
- dall'altra osserviamo competenze tecniche, come le skill digitali, diventare sempre più pervasive e dunque essere importanti non solo per le professioni tecnico-scientifiche, ma anche per le professioni non propriamente tecniche. È il caso, ad esempio, delle professioni amministrative che sono tra quelle maggiormente a rischio di sostituzione da parte della tecnologia. Le figure amministrative che riusciranno a sopravvivere all'impatto tecnologico dovranno utilizzare software gestionali e amministrativi complessi, e dunque dovranno possedere un elevato grado di competenze digitali.

Allargando l'analisi effettuata nel paragrafo precedente a tutte le professioni e analizzandone le competenze, la ricerca mostra due tratti caratterizzanti il mercato del lavoro lombardo:

- creatività e problem solving emergono come le competenze cognitive più richieste a tutti i livelli, ovvero sia per figure professionali high skill, sia per figure medium e low skill;
- skill relazionali e comunicative (relazione con il cliente, team building e comunicazione) emergono come decisive anche per le professioni tecniche.

Sul sito di Assolombarda⁷ è disponibile un'appendice interattiva che mette in evidenza le competenze (suddivise in cognitive, digitali, sociali e tecniche), gli strumenti e le conoscenze ricercate dalle imprese lombarde per ciascuna delle principali figure professionali.

⁷ <https://www.assolombarda.it/servizi/formazione/documenti/appendice-alla-ricerca-le-professioni-del-futuro/view>

5

Le professioni del futuro: alcuni esempi

La ricerca ha effettuato un approfondimento su alcune figure professionali che l'indagine retributiva svolta da Assolombarda⁸ ha identificato come figure emergenti in rapido cambiamento.

Le figure professionali sono state associate a specifiche occupazioni corrispondenti nella classificazione ISCO e sono state approfondite le competenze richieste dal mercato analizzando gli annunci presenti nella base dati Wollybi.

La tabella 1 mostra le figure professionali identificate. Nella prima colonna abbiamo rappresentato il numero di annunci che riguardano ogni figura, pubblicate negli ultimi 12 mesi in Lombardia. La seconda colonna mostra la variazione percentuale degli annunci realizzatasi tra il 2015 e il 2019. Le figure professionali che possono essere svolte a diversi livelli sono state separate di modo da evitare possibili confusioni. Ad esempio, il ruolo di “Tecnico di assistenza” può essere svolto a livello specialistico (gruppo 2 della classificazione ESCO) oppure a livello tecnico (gruppo 3 della classificazione ESCO); analogamente, lo “Specialista di logistica” identifica diverse figure professionali sia di

⁸ Lo studio può essere richiesto al Centro Studi Assolombarda (andrea.fioni@assolombarda.it)

livello dirigenziale (gruppo 1 della classificazione ESCO), sia di carattere specialistico (gruppo 2 della classificazione ESCO).

La tabella mostra come per pressoché tutte le figure professionali gli annunci siano cresciute in modo estremamente significativo tra il 2015 e il 2019.

→ Tabella 1. Figure professionali caratterizzate da rilevante cambiamento

Figura Professionale	Annunci 2019	Variazione % 2015-19
Specialista controllo gestione	5.800	115
Analista di sistema	12.000	19
Specialista sicurezza ITC	7.000	22
Tecnico di assistenza (specialista)	2.800	53
Tecnico di assistenza (tecnico)	7.200	54
Tecnico manutentore	18.300	77
Specialista di logistica (dirigente)	1.100	30
Specialista di logistica (tecnico)	16.000	115
Responsabile produzione (dirigente)	2.200	-15
Responsabile produzione (tecnico)	2.000	60
Progettista di prodotto (specialista)	7.000	-2
Progettista di prodotto (tecnico)	11.800	33

L'analisi di queste figure professionali consente di apprezzare la rilevanza del blend di competenze richiesto dal mercato.

Il primo esempio si riferisce alla pervasività delle competenze digitali e riguarda la figura dell'“Analista di sistema”, gruppo professionale che comprende figure innovative quali il Data scientist, il Data analyst e il Big data specialist. Nell'ultimo anno, in Lombardia, sono stati pubblicati 12.000 annunci relativi a questa figura professionale (tabella 1), un numero di assoluto rilievo che testimonia quanto siano rilevanti le competenze digitali nel mercato del lavoro attuale. È interessante notare come meno del 20% dei data scientist trovi lavoro nel settore specifico ICT; il rimanente 80% è impiegato in tanti settori che vanno dalla consulenza, ai servizi amministrativi, al manifatturiero etc., a conferma della trasversalità che stanno assumendo le competenze digitali.

Il secondo esempio riguarda la crescente rilevanza delle competenze trasversali all'interno delle professioni tecniche.

Tra le figure professionali elencate nella tabella 1 sono state selezionate quelle che avessero una corrispondenza con le figure specialistiche tecniche (gruppo 2 della classificazione ESCO).

In particolare, sono state identificate le seguenti occupazioni:

- 2144 Ingegneri meccanici;
- 2152 Ingegneri elettronici;
- 2163 Progettisti di prodotti e disegnatori di moda;
- 2166 Grafici e progettisti multimediali;
- 2433 Informatori tecnici e scientifici;
- 2511 Analisti di sistema;
- 2521 Specialisti nella progettazione e amministrazione delle basi dati;
- 2523 Specialisti in reti informatiche;
- 2529 Specialisti in basi dati e in reti informatiche.

Per ognuna di queste figure sono state estratte le competenze cognitive e sono state ordinate per grado di importanza. Il pensiero creativo compare tra le prime 5 competenze cognitive (ad eccezione per gli “Ingegneri elettronici”) ed è la principale skill cognitiva per gli “Specialisti nella progettazione e amministrazione delle basi dati” e “Specialisti in reti informatiche”.

I due esempi sono chiaramente correlati. Il fatto che le competenze digitali stiano diventando sempre più pervasive implica che molte figure professionali tecniche legate al mondo digitale (come i data scientist di cui sopra) vengano impiegate in settori molto eterogenei e dunque siano chiamate ad adattare le proprie competenze a elevata specializzazione a contesti diversi, che spesso hanno effettuato la svolta digitale solo recentemente (si pensi ad esempio alla transizione del settore manifatturiero alla cosiddetta Industria 4.0). Pensare in modo creativo è dunque una competenza decisiva per questi contesti.

6

Conclusioni e implicazioni di policy

I risultati della ricerca contengono una serie di elementi che hanno importanti implicazioni di policy.

Il primo elemento è che **lo shock negativo derivante dalla pandemia penalizza in modo particolarmente rilevante i giovani che si affacciano per la prima volta nel mercato del lavoro.**

Schematicamente possiamo definire che i giovani debbano scontare una doppia penalità. In primo luogo, i giovani sono stati penalizzati dal **peggioramento dell'offerta formativa ed educativa durante le fasi di lockdown.** Ove non del tutto sospesi, i servizi di formazione e di istruzione sono stati per lo meno sub-ottimali, dato che la didattica a distanza non può essere considerata un sostituto perfetto di quella tradizionale. Inoltre, con la sospensione della didattica tradizionale sono state pressoché totalmente interrotte tutte le forme di collaborazione con il settore produttivo: non solo stage e tirocini, ma anche la maggior parte delle collaborazioni didattiche in cui il settore educativo a diversi livelli (Scuola secondaria di secondo grado, Istruzione Tecnica Superiore e Università) si apre alle aziende. Il venir meno di questo rapporto con le imprese, da un lato, ha ridotto

l'efficacia dei programmi formativi, dall'altro, ha privato molti giovani di una esperienza determinante anche per l'ingresso nel mercato del lavoro.

In secondo luogo, i giovani che sono al termine degli studi e si inseriscono nel mercato del lavoro lo fanno in una fase di recessione. La letteratura scientifica sotto questo profilo è concorde: coloro che entrano nel mercato del lavoro in fasi di recessione o di rallentamento economico scontano una penalità che li accompagna a lungo nella vita lavorativa, rispetto ai pari età che fanno il proprio ingresso nel mercato del lavoro in fasi di espansione. Uno degli studi più completi e recenti sull'argomento, condotto da Schwandt e von Wachter (2019), mostra come i giovani che entrano nel mercato del lavoro soffrano di una significativa penalità salariale rispetto a chi entra nel mercato del lavoro in fasi espansive. Tale penalità è estremamente persistente (circa 15 anni) ed è presente sia nelle persone altamente qualificate, sia in quelle con qualifiche più basse⁹. Tuttavia, la penalità della recessione tende a essere sensibilmente più forte per i giovani caratterizzati da un livello di qualifica più basso e provenienti da ambienti maggiormente svantaggiati. In questo senso, nel contesto italiano, la crisi ha come implicazione quella di accentuare le già rilevanti differenze nelle condizioni giovanili tra diverse realtà territoriali.

In questo contesto un ulteriore investimento in capitale umano da parte dei giovani (realizzato sotto forma di corso di specializzazione, formazione post-laurea etc.) ha una valenza doppiamente positiva. Da una parte consente di incrementare il bagaglio di competenze di cui i giovani possono disporre e di migliorare dunque le prospettive occupazionali; dall'altra consente di posticipare l'ingresso nel mercato del lavoro a una fase – che si spera prossima – maggiormente propizia.

Sotto questo profilo i segnali derivanti dalle immatricolazioni universitarie nell'anno accademico 2020-2021 sono certamente incoraggianti. A differenza di quanto accaduto dopo la crisi finanziaria del 2008, dove le immatricolazioni nelle università italiane sono diminuite del 20%, i dati più recenti non sembrano mostrare segnali di contrazione. In particolare, le università milanesi registrano una tenuta o una crescita di quasi tutti i corsi di laurea e dei corsi post-laurea, siano essi lauree magistrali o master, fornendo un chiaro esempio di "flight to quality". Sotto questo profilo emerge come la predisposizione di una offerta formativa di qualità e attenta alle esigenze del mercato del lavoro si riveli una scelta vincente anche in situazioni di forte crisi come quella attuale.

Il secondo elemento che emerge dalla ricerca è che **l'offerta formativa, sia di carattere universitario, sia post-universitario, non possa prescindere dal fabbisogno di competenze che il mercato del lavoro esprime**. Abbiamo avuto modo di sottolineare che le professioni del futuro saranno interessate da un cambiamento più repentino e profondo di quanto abbiamo osservato sinora.

A fronte di questo cambiamento saranno richieste flessibilità e un blend di skill che accompagnino competenze tecniche a competenze sociali e cognitive trasversali. In particolare, il ruolo così rilevante delle competenze trasversali richiede un ripensamento del sistema formativo e di educazione.

In primo luogo, è opportuno incentivare maggiormente le forme di collaborazione e partenariato tra università e imprese. Il mancato collegamento tra sistema formativo e sistema produttivo non comporta solo un disallineamento tra domanda e offerta, ma non

⁹ In un recente sviluppo dello studio gli stessi autori (Schwandt e von Wachter [2020]) mostrano che la penalità dell'ingresso nel mercato del lavoro durante una recessione lascia cicatrici profonde che si traducono nel lungo termine in una maggior incidenza dei divorzi e in condizioni di salute sensibilmente peggiori.

favorisce nemmeno l'apprendimento delle competenze trasversali che nelle imprese sono parte del bagaglio quotidiano dell'esperienza lavorativa (risoluzione dei problemi, lavoro in team etc.).

In secondo luogo, è opportuno che lo stesso sistema universitario avvii una riflessione sulla propria offerta formativa. Questa riflessione dovrebbe riguardare non solo il contenuto dell'offerta formativa stessa, ma anche la modalità di erogazione della didattica. Molte competenze trasversali, infatti, possono essere stimulate e sviluppate grazie a forme di didattica maggiormente inclusive e partecipative da parte degli studenti.



Gruppo di lavoro

Il gruppo di lavoro è costituito da un team di esperti dell'Università Cattolica del Sacro Cuore e del CRISP (Centro di Ricerca Interuniversitario per i Servizi di Pubblica utilità) dell'Università degli Studi di Milano-Bicocca. Il CRISP, cui l'Università Cattolica afferisce, ha contribuito a sviluppare negli anni la piattaforma Wollybi¹⁰ che consente di accedere ai dati di milioni di offerte di lavoro postate sul web dalle imprese italiane e costituisce una base dati unica nel panorama italiano e internazionale.

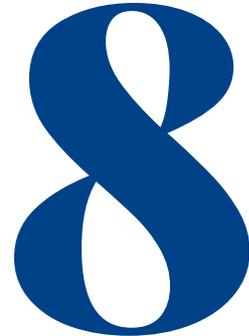
Il gruppo di ricerca è coordinato dal Prof. Emilio Colombo (Università Cattolica del Sacro Cuore) e ha visto la partecipazione del prof. Fabio Mercorio (Università degli Studi di Milano-Bicocca), del Prof. Mario Mezzanzanica (Università degli Studi di Milano-Bicocca), della Dott.ssa Anna Giabelli (CRISP) e del dott. Lorenzo Malandri (CRISP).

Emilio Colombo ha partecipato a numerosi progetti internazionali legati all'analisi e alla previsione delle skill e del mercato del lavoro. È stato project leader di un progetto di

¹⁰ Wollybi è un marchio registrato dalla società Tabulaex (www.wollybi.com).

ricerca internazionale pluriennale finanziato dall'agenzia europea Cedefop, di cui CRISP è il main contractor; il progetto ha l'obiettivo di sviluppare un sistema europeo di analisi del mercato del lavoro e delle skill richieste dalle imprese basato sulle vacancies postate sul web.

Il gruppo di ricerca del CRISP si è aggiudicato un secondo progetto di ricerca europeo sulle OJA che lo vedrà collaborare con Eurostat per costruire una serie di statistiche innovative sul mercato del lavoro europeo.



Dati e metodologia

8.1 DATI

La ricerca utilizza una innovativa base dati, Wollybi, che contiene le informazioni estratte dalle offerte di lavoro postate sul web (Online Job Advertisement).

A partire dal 2013, il progetto Wollybi monitora regolarmente i principali siti web dove vengono esposti gli annunci di lavoro; si tratta sia di siti web specializzati (job board), sia di siti delle primarie agenzie per il lavoro e di sezioni dedicate alle offerte di lavoro nei siti dei principali quotidiani nazionali. Le offerte di lavoro postate su questi siti vengono estratte settimanalmente attraverso software dedicati (Web Scraper) che identificano le pagine web contenenti le vacancies e ne scaricano il contenuto. Le pagine scaricate vengono analizzate sintatticamente (parsing) e viene estratto il loro contenuto al fine di ottenere: il titolo dell'annuncio, la descrizione, l'area geografica a cui si riferisce ed il settore economico dell'azienda richiedente. Tutte queste informazioni sono normalmente presenti negli annunci anche se sparse in differenti posizioni delle pagine web in funzione del layout di ciascun sito. Successivamente, si applicano tecniche di

qualità dei dati (cleaning) e deduplica, riconoscendo gli annunci pubblicati più volte su siti differenti o sullo stesso sito (ripubblicazione dello stesso annuncio allo scadere del precedente) attraverso analisi di similarità dei testi e altri parametri, come la data di pubblicazione.

Il titolo e la descrizione dell'annuncio vengono utilizzati per la classificazione dell'informazione su standard classificatori, nel nostro caso ISCO/ESCO, processo che avviene attraverso l'utilizzo di algoritmi di machine learning. Questa attività è preceduta da un processo che utilizza un approccio denominato bag-of-words che consente di estrarre parole o insiemi di parole (bi-grammi etc.) rilevanti ai fini della classificazione di un testo scritto in linguaggio naturale. Infine, è necessario individuare e quindi estrarre dalla descrizione del testo altre importanti informazioni, come le skill richieste, l'indicazione geografica, il salario (se presente) e ricondurle al rispettivo standard classificatorio. Il processo sopra descritto prevede diverse fasi di validazione delle conoscenze derivate dagli annunci, effettuate da esperti di dominio. Le skill sono state ricondotte sia alla classificazione europea ESCO che a quella USA O*NET (utilizzata in questo studio).

Complessivamente l'analisi oggetto di questa ricerca si basa sul contenuto informativo di più di 500.000 OJA pubblicate in Lombardia.

8.2 ANALISI DELLE OJA

Analizzare e interpretare le OJA non è un'operazione scevra di problematiche. Schematicamente possiamo riassumere il processo di analisi nei seguenti passaggi:

1. una volta scaricate, le informazioni contenute nelle OJA devono essere ricondotte a delle tassonomie appropriate al fine di rendere i dati interpretabili e confrontabili con variabili alternative. Nella fattispecie sono state utilizzate le classificazioni ESCO/ISCO per le occupazioni, la classificazione ISCED per il livello di istruzione, NUTS per l'area geografica e NACE per i settori economici¹¹. In particolare, per quanto riguarda le occupazioni, la granularità delle OJA consente di identificare i gruppi professionali sino al 4° livello ISCO che corrisponde a circa 450 occupazioni distinte;
2. una volta classificate le OJA, è stato necessario analizzare il testo delle stesse ed estrarre le competenze e le skill richieste (per i dettagli tecnici si veda Boselli et al. [2018a, 2018b] e Colombo et al. [2018]). Le informazioni relative alle skill sono state a loro volta ricondotte a una tassonomia definita. La scelta della tassonomia relativa alle skill e competenze presenta due possibili alternative. Da una parte utilizzare la tassonomia EU-ESCO, dall'altra utilizzare la classificazione USA sviluppata all'interno di O*NET. All'inizio del progetto di ricerca solo la classificazione O*NET presentava una gerarchia che consentisse di distinguere le diverse tipologie di competenze; per questo motivo si è scelto di utilizzare come riferimento la classificazione O*NET.

La classificazione O*NET è molto ricca e sviluppa una notevole quantità di descrittori delle occupazioni e delle loro caratteristiche che catturano le diverse sfaccettature del lavoro e della persona che deve svolgerlo.

¹¹ La Classificazione ATECO utilizzata dall'ISTAT è una variante della classificazione NACE.

La classificazione O*NET raggruppa i descrittori delle occupazioni nei seguenti elementi:

- **Abilities:** caratteristiche degli individui che influenzano la performance lavorativa;
- **Interests:** preferenze relative all'ambiente di lavoro e agli outcomes lavorativi;
- **Knowledge:** conoscenze di base o specialistiche necessarie per lo svolgimento di una determinata attività;
- **Skill:** competenze e capacità che facilitano l'apprendimento di una determinata conoscenza;
- **Work activities:** comportamenti generali che caratterizzano diverse tipologie di lavori;
- **Work Context:** fattori fisici e sociali che influenzano la natura del lavoro;
- **Work Styles:** caratteristiche personali che influenzano come una persona svolge un determinato lavoro;
- **Work Values:** aspetti generali del lavoro che influenzano in modo rilevante la soddisfazione del lavoro.

Ognuno di questi gruppi è composto da sottogruppi e/o elementi maggiormente dettagliati. Nell'ambito della ricerca ci siamo concentrati sugli elementi che fanno parte dei seguenti gruppi: Abilities, Knowledge, Skill, Work Activities e Work Contest.

Al fine di facilitare l'analisi e l'interpretazione dei risultati i singoli elementi sono stati riclassificati nei seguenti gruppi.

- **Skill cognitive:** tutte le competenze che hanno a che fare con il pensiero applicato all'aspetto lavorativo (per esempio la risoluzione dei problemi, pensare in modo creativo, gestione del team etc.);
- **Skill sociali:** competenze che hanno a che fare con le relazioni con gli altri sia all'interno dell'azienda (lavorare in gruppo) sia con l'esterno (gestione dei clienti);
- **Skill digitali:** competenze digitali sia di natura generale (uso di Microsoft Office) che di natura specifica (uso di strumenti di programmazione avanzati);
- **Skill tecniche:** competenze tecniche specifiche dell'occupazione, come la manutenzione;
- **Tools:** strumenti, tipicamente informatici;
- **Knowledge:** conoscenze generali di base e specifiche.

8.3 GRADO DI IMPORTANZA DELLE SKILL

Uno degli aspetti maggiormente innovativi delle OJA è costituito dal fatto che esse consentono di aggiungere "spessore" alle caratteristiche del lavoro permettendo di calcolare il grado di importanza delle competenze richieste.

Come possiamo misurare il grado di importanza delle competenze?

Un primo approccio potrebbe essere quello di misurare la frequenza assoluta delle competenze richieste tra tutte le offerte di lavoro che compaiono nelle OJA. Questo approccio, tuttavia, ha il limite di dipendere dalla frequenza delle occupazioni: le competenze richieste dalle occupazioni più ricercate risulterebbero più frequenti per il solo fatto di essere competenze caratterizzanti le occupazioni più popolari.

Un secondo approccio potrebbe essere quello di focalizzare l'attenzione sulle competenze nelle singole occupazioni analizzando la frequenza con cui sono menzionate le competenze nelle singole specifiche occupazioni. Anche in questo caso, tuttavia,

l'impiego della semplice frequenza fornirebbe una misura distorta del grado di importanza delle competenze. Infatti, verrebbero sovra-rappresentate le competenze generali, richieste in tutte o nella maggior parte delle occupazioni (ad esempio l'uso di Microsoft Office) a dispetto delle competenze specifiche della singola professione.

Per ottemperare da una parte alla necessità misurare le competenze più frequenti e dall'altra alla necessità di valorizzare le competenze importanti per una specifica occupazione abbiamo sviluppato due indicatori di importanza delle competenze.

Siano i e j gli indici rispettivamente delle occupazioni e delle skill. È utile definire le seguenti grandezze: O_i come il numero di OJA riferite all'occupazione i ; S_{ji} il numero di volte che la skill j compare nell'occupazione i , VS_j il numero totale di volte che la skill j compare tra tutte le occupazioni e infine NSO_i il numero totale di skill che compaiono nell'occupazione i .

Skill relevance

$$SR = \frac{S_{ji}}{O_i} \times \frac{S_{ji}}{VS_j}$$

La SR è determinata dal prodotto di due componenti. Il primo termine misura la frequenza con cui la skill j compare nell'occupazione i divisa per la numerosità dell'occupazione i (in questo modo si evita che vengano privilegiate skill che compaiono in occupazioni più frequenti). Il secondo termine misura la frequenza della skill j nell'occupazione i divisa per la frequenza della skill j tra tutte le occupazioni (in questo modo si evita che vengano privilegiate le skill più generiche, ovvero quelle frequenti in tutte le occupazioni).

RCA e skill effective use

Un secondo approccio considera l'indice RCA proposto da Alabdulkareem et al. (2018)

$$RCA_{ji} = \frac{\frac{S_{ji}}{NSO_i}}{\frac{VS_j}{NTS}}$$

In questo caso la RCA misura l'importanza relativa di una skill per un'occupazione (il termine al numeratore) con la sua importanza attesa in aggregato (il termine al denominatore). A partire dalla misura RCA possiamo derivare l'effective use che è un indicatore dicotomico che assume valore 1 se $RCA_{ji} > 1$ e 0 viceversa. Nella misura in cui $RCA_{ji} > 1$ significa che l'occupazione i utilizza la skill j più di quanto non faccia in media il mercato.

Nella ricerca abbiamo utilizzato l'indicatore di skill relevance (SR) per misurare il grado di importanza delle skill individuali all'interno di ogni gruppo professionale; è stato utilizzato invece l'effective use per misurare il grado di importanza delle skill tra diversi gruppi professionali.

Riferimenti bibliografici

Acemoglu, D. (1998) “Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality.” *Quarterly Journal of Economics* 113 (4):1055–1089.

Acemoglu, D. (2002) “Technical Change, Inequality, and the Labor Market.” *Journal of Economic Literature* Vol. 40(1), pp. 7–72.

Acemoglu, D., Restrepo P. (2018) “Artificial Intelligence, Automation, and Work.” In *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, NBER Chapters. National Bureau of Economic Research, Inc, 197–236.

Acemoglu, D., Restrepo P. (2019), Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor, *Journal of Economic Perspectives* Vol. 33 (2), pp.3–30.

Acemoglu, D., Restrepo P. (2019b), Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, forthcoming.

Alabdulkareem A., Frank, M. R., Sun L., AlShebli B., Hidalgo C., Rahwan I. (2018) Unpacking the polarization of workplace skill, *Science Advances*, Vol. 4 N. 7, pp. 1-9.

Autor D., Katz L., Krueger A. (1998), Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 113 N. 4, pp.1169–1213.

Autor D., Levy F., Murnane R. (2003), The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 118, N.4, pp. 1279–1333.

Bessen, J. (2018), AI and Jobs: the role of demand, Working Paper 24235, National Bureau of Economic Research.

Bhagwati, J., Panagariya A. (2004), The Muddles over Outsourcing, *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 18, N.4, pp.93–114.

Boselli, R., Cesarini M., Marrara S., Mercorio F., Mezzanica M., Pasi G., Viviani M. (2018a), WoLMIS: a labor market intelligence system for classifying web job vacancies, *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol.51, N.3, pp.477–502.

Boselli, R., Cesarini M., Mercorio F., Mezzanica M. (2018b), Classifying online Job Advertisements through Machine Learning, *Future Generation Computer Systems*, N. 86, pp.319 – 328.

Brynjolfsson, E., Mitchell T. (2017), What can machine learning do? Work-force implications, *Science*, N.358 (6370), pp.1530–1534.

Card, D., DiNardo J. (2002), Skill-Biased Technological Change and Rising Wage Inequality: Some Problems and Puzzles, Journal of Labor Economics, Vol. 20, N. 4, pp. 733–783.

Colombo E., Mezzanzanica M. (2017), Il mercato del lavoro del futuro: come i Big data possono aiutare a coglierne la sfida, Professionalità e Studi, Vol.1.

Colombo E., Mercurio F., Mezzanzanica M. (2018), Applying machine learning tools on web vacancies for labour market and skill analysis. Paper presented at the Technology Policy Institute Conference, Washington.

Colombo E., Mercurio F., Mezzanzanica M. (2019), AI Meets the Labor Market: exploring the link between automation and skills, Information Economics and Policy, forthcoming.

Colombo E., Schionato L., Redaelli M. (2016), Lo Sviluppo dei Green Jobs, Fondazione Cariplo.

De Grip A., Van Loon J. (2002), The Economics of Skills Obsolescence: A Review. The Economics of Skills Obsolescence, Research in Labor Economics, vol 21, 1-26.

Freeman R. (2007), Is A Great Labor Shortage Coming? Replacement Demand in a Global Economy. In: Reshaping the American Workforce in a Changing Economy. DC: Urban Institute Press, 2007.

Feenstra, R. (1998), Integration of Trade and Disintegration of Production in the Global Economy, Journal of Economic Perspectives, Vol. 12, N.4, pp.31–50.

Felten, E. Raj, M., Seamans R. (2019), The Occupational Impact of Artificial Intelligence: Labor, Skills, and Polarization, Working paper, SSRN.

Frey, C.B., Osborne M.A. (2017) “The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?” Technological Forecasting and Social Change N.114, pp.254 – 280

Nedelkoska L., Quintini G. (2018), “Automation, Skill Use and Training”, OECD Social, Employment Effective and well-targeted adult learning and migration working paper.

Schwandt H., von Wachter T. (2019) Unlucky Cohorts: Estimating the Long-Term Effects of Entering the Labor Market in a Recession in Large Cross-Sectional Data Sets, Journal of Labor Economics Vol. 37, S1, pp-161-198.

Schwandt H., von Wachter T. (2020) Socioeconomic Decline and Death: Midlife Impacts of Graduating in a Recession, mimeo UCLA.

Elenco ricerche pubblicate

- “Le performance delle imprese europee: un’analisi benchmark” N° 10/2019
- “La filiera del biometano: strumenti, meccanismi di funzionamento e opportunità” N° 01/2020
- “Platform Economy - Casi studio” N° 02/2020
- “Osservatorio Talents Venture e STEAMiamoci sul Gender Gap nelle facoltà STEM” N° 03/2020
- “Progetto: C.E.R.C.A. 2 Circular Economy come Risorsa Competitiva per le Aziende” N° 04/2020
- “Top500+ Le eccellenze di Monza e Brianza” N° 05/2020
- “Top200+ Le eccellenze di Lodi” N° 06/2020

www.assolombarda.it
www.genioeimpresa.it

