

2 RASSEGNA DELLA LETTERATURA SULLE PROSPETTIVE OCCUPAZIONALI

2.1 PREVEDERE PROFESSIONI E COMPETENZE

Questo report si inserisce nel solco di un trend che ha visto crescere l'uso di esercizi di valutazione e di previsione delle competenze (European Centre for the Development of Vocational Training-CEDEFOP, 2008; OECD, 2016a). Questi sforzi hanno una lunga storia, che risale agli anni Sessanta del secolo scorso.¹ I miglioramenti nella copertura, nella qualità e tempestività dei dati e degli strumenti analitici hanno ampliato il campo d'azione, anche se restano “colli di bottiglia” che rendono difficoltosa l'integrazione tra dati pubblici e privati (Mitchell e Brynjolfsson, 2017). Oggi questo tipo di approcci considera periodi futuri di 10, 30 e persino 100 anni, incorporando elementi di analisi strutturale delle previsioni come il metodo Delphi e l'elaborazione di scenario (OECD, 2012).²

La capacità di collegare informazioni basate sulle professioni alle competenze specifiche attraverso database come O*NET del Department of Labor statunitense o attraverso database che aggregano le inserzioni di ricerca e di offerta di lavoro online in tempo reale, hanno consentito ai policy maker di avere direttamente il “polso” delle necessità di competenze. In passato, valutare queste necessità è stato più difficile a causa di problemi di definizione, classificazione e misurazione.

Il presupposto comune che sta alla base di questi sforzi è che predire la domanda di figure professionali e di competenze su lunghi orizzonti temporali sia un'impresa fattibile. Questa fiducia può sembrare sorprendente in un

periodo in cui le previsioni economiche e aziendali, prima e dopo la crisi finanziaria del 2008, sono state pesantemente criticate in seguito a una serie di errori che hanno contribuito a suscitare una forte corrente di sfiducia nei confronti degli esperti.³

Alcune attività umane si prestano alla previsione più di altre. Nell'impiego e nella formazione della forza lavoro, tende a prevalere un alto grado di persistenza e perciò di prevedibilità. In ciò si riflette il fatto che il mercato del lavoro è un'istituzione sociale immersa in una fitta rete di regole, consuetudini e convenzioni e che i costi dell'adeguamento dei livelli occupazionali sono significativi, anche a fronte di profondi cambiamenti come l'introduzione di nuove e rivoluzionarie tecnologie (Pierson, 2004; Granovetter, 2017).

Nonostante la percezione del rapido cambiamento tecnologico associato con le tecnologie dell'informazione e della comunicazione (ICT), la transizione da un'industria di tipo manifatturiero ai servizi e alle professioni ad alta intensità di conoscenza è stata molto graduale, prolungandosi per decenni (Baraby e Siegel, 2017). In particolare, è durata più a lungo della transizione dall'occupazione agricola a quella manifatturiera che ha accompagnato l'elettrificazione e l'industrializzazione (Handel, 2012, 2016; Atkinson e Wu, 2017). Questa osservazione è compatibile con dati empirici indicativi di un effettivo rallentamento della creazione di posti di lavoro nei settori che adottano le nuove tecnologie negli ultimi decenni (Lin, 2011; Frey e Berger, 2016).

Si è anche riscontrato che gli errori di previsione a un livello molto dettagliato delle professioni si compensano l'un l'altro e sono, inoltre, inversamente correlati alla dimensione dell'occupazione. Il rischio di incorrere in errori non è dunque un ostacolo alle predizioni quando l'obiettivo è formulare asserzioni più generali sulla domanda di professioni e di

³ Anche formulare previsioni sul progresso tecnologico è notoriamente difficile (Armstrong et al., 2014).

competenze. Una fonte di errori più problematici è costituita dai cosiddetti “segnali deboli” o “cigni neri”: cambiamenti che è difficile osservare e che si confondono con il rumore di fondo, ma le cui conseguenze sono potenzialmente trasformative. Anche quando la loro significatività è riconosciuta, in molti casi essi sono ignorati perché difficilmente analizzabili.

I policy makers non hanno altra alternativa che disporsi ad affrontare ogni possibile discontinuità e programmare di conseguenza. Quando la pianificazione ignora le discontinuità, il valore della sua azione è ridotto. Di conseguenza, molte organizzazioni hanno trovato un'utile lente attraverso la quale interrogare questi problemi nei processi di previsione qualitativa legati al dialogo strategico. Non si tratta però di una soluzione per tutti i limiti delle predizioni: i giudizi soggettivi spesso sono privi di validità esterna e di trasparenza, e ciò significa che i decision maker non sempre sanno con certezza se e come tenerne conto nell'azione. Conseguentemente, adottiamo un approccio integrato che combina e sviluppa sia l'approccio quantitativo sia quello qualitativo.

2.2. CAMBIANO LE RICHIESTE DI COMPETENZE

Il nostro report si riallaccia alla letteratura sul cambiamento della domanda di competenze. Il senso comune vede tale cambiamento come un prodotto della complementarità tra tecnologia e lavoro altamente specializzato. In altre parole, il progresso tecnologico aumenta la domanda di competenze e, a sua volta, l'investimento in competenze soddisfa quella domanda. Questo schema si è dimostrato fruttuoso per gli economisti e può riuscire a spiegare molti cambiamenti che emergono nel tempo nella distribuzione delle retribuzioni e dell'occupazione nelle economie avanzate (Goldin e Katz, 2009).

Nondimeno, la sua implementazione si basa su una misurazione delle competenze altamente aggregata e concettualmente vaga: gli anni di scolarizzazione. Recenti studi hanno cercato di arricchire questa nozione mettendo in relazione le competenze e i compiti eseguiti dal lavoro

(Acemoglu e Autor, 2011). Un influente studio di Autor e Murnane (2003), per esempio, distingue tra compiti cognitivi e manuali da una parte e compiti di routine e non di routine dall'altra. Confrontando i compiti nel tempo, dal 1960 al 1998, gli autori hanno scoperto che i compiti di routine cognitiva e manuali declinavano mentre i compiti cognitivi e manuali non di routine acquistavano importanza. Estendendo questo studio, Levy e Murnane (2004) attribuiscono la crescita dei compiti cognitivi non di routine a professioni che richiedono competenze intellettuali avanzate e forme di comunicazione complesse. Schemi analoghi sono stati usati in economia internazionale, specialmente nel contesto dell'esternalizzazione (*offshoring*) e anche per analizzare l'emergere di nuove occupazioni come il lavoro *green* (Consoli et al., 2016).

Molti studi sottolineano anche il ruolo delle competenze “non cognitive” che comprendono le competenze sociali e di leadership. Non senza sorpresa, a partire dagli anni Ottanta del secolo scorso è stata rilevata una tendenza al declino di professioni con alti requisiti di competenze analitiche ma bassi requisiti di competenze sociali. Una possibile spiegazione è che le competenze sociali, che forniscono gli strumenti per un coordinamento ricco e versatile, alla base di ogni luogo di lavoro produttivo, sono così sottili che non sono ancora padroneggiate dai computer.

Le misurazioni dell'intelletto sociale devono anche essere convalidate dagli psicologi e dai neuroscienziati (Poropat, 2009; Woolley et al., 2010). Riflessioni più recenti in realtà rifiutano la contrapposizione tra competenze cognitive e non cognitive. Mentre la ragione è ampiamente considerata come un percorso verso una maggiore conoscenza e una miglior capacità decisionale, alcuni sostengono che essa è molto più diversificata e opportunistica: che si è sviluppata principalmente per aiutare gli umani a giustificare sé stessi e a influenzare gli altri, com'è indispensabile per la comunicazione e la cooperazione. Modelli di pensiero che sembrano irrazionali da un punto di vista puramente cognitivo si rivelano vantaggiosi quando sono visti come risposte adattive ai dilemmi dell'interazione sociale (Mercier e Sperber, 2017).

Superato il problema della trattabilità analitica, i policy maker hanno adottato un'interpretazione ancora più ampia delle competenze. Nei due decenni passati, uno sforzo considerevole di riflessione e proposta – a livello sia nazionale sia internazionale – si è concentrato sull'incorporazione delle cosiddette “Competenze del XXI secolo” nei sistemi educativi. Gli esperti utilizzano una varietà di concetti, tassonomie, definizioni e linguaggi tecnici che si sovrappongono gli uni agli altri, ma in sostanza le competenze sono interpretate come inclusive di un assortimento completo di capacità cognitive, intrapersonali e interpersonali (National Research Council, 2012; Reimers e Chung, 2016).

Questa impostazione, che interpreta le competenze in termini molto ampi, è stata fatta propria da un piccolo gruppo di studi accademici. Estendiamo questo corpus di ricerche, in parte attingendo anche alle caratteristiche conoscitive di O*NET che forniscono informazioni sulla conoscenza di specifici argomenti e discipline accademiche richiesta dalle professioni.

2.3 MERCATO DEL LAVORO E CAMBIAMENTO STRUTTURALE

Il report tiene anche conto delle ricerche sugli effetti occupazionali dell'automazione e, più in generale, del cambiamento strutturale. L'avvento dei robot, dell'intelligenza artificiale, dei big data e dell'Internet delle cose ha suscitato timori di sostituzione diffusa del lavoro umano con le macchine. L'evidenza che collega l'automazione di molti lavori a bassa e media specializzazione a disuguaglianze salariali, polarizzazione del mercato del lavoro e declino a oltranza dei livelli occupazionali nell'industria manifatturiera è interpretata come conferma della tesi secondo la quale i lavoratori stanno perdendo terreno nella corsa contro le macchine (Autor et al., 2006, 2008; Black e Spitz-Oener, 2010; Dustman et al., 2009; Goos e Manning, 2007; Michael e et al., 2009; Spitz-Oener, 2006).

L'ansia tecnologica non è un fenomeno nuovo (Keynes, 1930 [1968]; Bix, 2000; Mokyr et al., 2015). Timori analoghi a quelli odierni sono stati espressi in passato: durante la rivoluzione industriale, nell'ultima parte degli anni Trenta del Novecento e

di nuovo immediatamente dopo la Seconda guerra mondiale. Ogni volta l'assestamento è stato molto doloroso per alcuni gruppi di lavoratori e alcuni settori di attività; ma nel lungo periodo, questi timori non si sono concretizzati.⁴

La storia non può stabilire se questa volta sarà diverso: ciò che colpisce dell'approccio dei primi osservatori è come sia definita in modo approssimativo la portata di ciò che la tecnologia potrebbe compiere. Le prime generazioni di macchine erano limitate ad attività di routine manuali e cognitive, basate su procedure ben definite e ripetitive. La tecnologia più recente, per contro, simula il corpo e la mente degli esseri umani in modi sempre più sofisticati, penetrando in molte attività non di routine, dall'elaborazione di testi giuridici alla guida dei camion, dalle diagnosi mediche ai servizi di sorveglianza.⁵

Nel corso del tempo, i confini tra ciò che si intende per lavoro di routine e non di routine si sono rivelati incerti e in costante movimento. Un approccio utile a evitare queste insidie è esemplificato da Frey e Osborne (2017), che stimano la possibilità concreta di automatizzare i lavori esistenti partendo dal presupposto che le nuove tecnologie siano

⁴ Uno studio interessante sulle dislocazioni di tecnologie risparmiatrici di lavoro nel breve periodo è quello di Caprettini e Voth (2017). In esso si esamina la diffusione delle mietitrebbiatrici nelle campagne inglesi negli anni Trenta dell'Ottocento e il suo impatto sui disordini sociali, i tumulti del “Capitano Swing”. Per misurare questa diffusione lo studio usa gli annunci pubblicati sui giornali locali del tempo, che forniscono particolari sulla localizzazione e sull'intensità dell'uso delle nuove macchine. L'adozione della nuova tecnologia però non è stata esogena, rendendo difficile l'identificazione di una relazione causa-effetto. Per esempio, i grandi proprietari, spaventati dagli scoppi di violenza, potrebbero avere introdotto meno macchine, cosa che comporterebbe una distorsione delle stime verso il basso. Per stabilire la causalità, gli autori usano la presenza di suolo adatto alla coltura del frumento come “strumento” per mappare le aree di adozione delle macchine. Ciò perché il frumento era l'unico cereale che avesse economicamente senso trebbiare con la nuova tecnologia ancora rudimentale. Lo strumento è valido in quanto non influenza la propensione dei lavoratori agricoli a ribellarsi se non con il suo effetto sull'adozione della tecnologia. Tra l'altro, le aree coltivate a frumento non erano più povere delle altre aree. Gli autori trovano che le aree più adatte al frumento presentano sia una maggiore adozione delle trebbiatrici sia un'incidenza significativamente più alta di episodi di violenza.

⁵ Per simulazione intendiamo riferirci alla capacità di una macchina di uguagliare o superare i risultati di un essere umano, non di raggiungere quei risultati nello stesso modo.

implementate in tutti i settori su scala più ampia. In questo studio, le occupazioni prese a campione sono state etichettate manualmente da esperti di apprendimento automatico come strettamente automatizzabili o non automatizzabili. Dopo aver identificato tre categorie di caratteristiche lavorative non suscettibili di automazione nel prossimo futuro – percezione e manipolazione, intelligenza creativa e intelligenza sociale – gli autori hanno usato un algoritmo classificatore per generare una “probabilità di informatizzazione” di tutti i lavori, arrivando a stimare che nei prossimi due decenni il 47% dei posti di lavoro statunitensi è ad alto rischio di automazione.

Questi risultati non hanno mancato di suscitare contestazioni. MacCroy et al. (2014) fanno osservare che uno studio basato sull'utilizzo di poche variabili non è in grado di cogliere appieno l'impatto economico dell'innovazione tecnologica sulle competenze, che è differenziato, specialmente se si considera l'intera gamma delle occupazioni nel mercato del lavoro. Arntz et al. (2016) osservano che all'interno della stessa professione molti lavoratori si specializzano in compiti che non possono essere automatizzati. Usando le probabilità di automazione ricavate dallo studio di Frey e Osborne e attingendo all'Indagine sulle Competenze degli Adulti (realizzata nell'ambito del Programme for the International Assessment for Adult Competencies-PIAAC, che prende in esame la struttura dei compiti individuali in oltre 20 paesi OCSE), Arntz e i suoi coautori hanno sostenuto che, una volta considerata la variazione dei compiti, la percentuale di lavoratori che rischia la completa sostituzione è molto più bassa. (Gli stessi autori hanno anche rilevato sensibili differenze tra paesi, attribuite a variazioni nell'organizzazione del lavoro, nell'adozione di nuove tecnologie e nei livelli di istruzione).⁶

⁶ Ciò pone un enigma: se Arntz et al. (2016) partono da una valutazione del livello di automatizzabilità delle professioni simile a quella di Frey e Osborne (2017), perché arrivano a risultati tanto differenti? Benché l'approccio basato sui compiti possa spiegare una parte della differenza, esso è presumibilmente ingigantito da

Il McKinsey Global Institute (2017) suddivide le professioni sulla base delle circa 2.000 attività che le costituiscono, classificandole secondo 18 capacità umane e secondo la misura in cui esse possono essere sostituite da macchine. Lo studio stima che globalmente il 49% delle attività lavorative è potenzialmente coinvolto nel processo di automazione, ma solo pochissime professioni – meno del 5% – sono candidate a un'automazione completa (vedi anche Brandes e Wattenhofer, 2016).

Un limite di questi studi è che stimano soltanto quali occupazioni sono potenzialmente automatizzabili, e non quante saranno realmente automatizzate. Come sopra accennato, il passaggio dalla fattibilità tecnica alla piena adozione può richiedere decenni, attraverso molti passi successivi (compresi molti passi falsi). Altrettanto rilevante è che molti studi non valutano il potenziale di creazione di posti di lavoro nelle professioni e nei compiti che saranno integrati dall'automazione, né gli aggiustamenti che sono indotti in altri comparti dell'economia per il tramite di variazioni dei salari relativi e altre forze di mercato (Shah et al., 2011; Davenport e Kirby, 2016; Kasparov, 2017).

L'approfondimento di queste dinamiche sortisce l'effetto di rendere sostanzialmente meno nette – o addirittura di invertire – le conclusioni più pessimistiche. Gregory et al. (2016), che hanno sviluppato un metodo di analisi basato

aspetti del loro disegno di ricerca. Ciò è riscontrabile su tre livelli. Innanzitutto, i dati PIAAC sono disponibili solo al livello a due cifre dell'International Standard Classification of Occupations (ISCO), in contrasto con i dati su professioni dettagliate usati da Frey e Osborne. È probabile che studiare le professioni in aggregato spinga l'occupazione verso la categoria del rischio medio nella misura in cui cancella le variazioni di automatizzabilità tra le professioni a un livello più granulare. In secondo luogo, le differenze possono sorgere dal metodo di classificazione usato da Arntz et al (2016). La loro regressione logistica modificata implica una relazione lineare tra caratteristiche e automatizzabilità di un lavoro. Questo è un modello più semplice e meno flessibile di quello di Frey e Osborne, e di nuovo è probabile che tenda di default verso probabilità predittive centrali. In terzo luogo, gli autori includono numerose variabili quali genere, istruzione, reddito, settore e dimensione dell'impresa come predittori dell'automatizzabilità, anche se non sono ovviamente supportati o interpretati in termini di teoria economica. Inoltre, PwC (2017) trova che alcuni di questi risultati sono un artefatto che si spiega con le particolari variabili del database PIAAC che sono state usate. Le sue stime, che utilizzano un insieme differente di caratteristiche occupazionali, benché più basse, sono più vicine a quelle di Frey e Osborne che alle stime di Arntz et al.

sui compiti, stimano che l'automazione abbia aumentato la domanda di lavoro netta in tutta l'Europa, favorendo la creazione di 11,6 milioni di posti di lavoro nel periodo 1990–2010. Gli autori identificano un certo numero di canali che potenzialmente compensano gli effetti di distruzione di posti di lavoro da parte dell'automazione: in primo luogo, l'automazione può portare a costi unitari inferiori, e quindi a prezzi più bassi, e ciò incentiva una più alta domanda di prodotti; in secondo luogo, il surplus di reddito derivante dall'innovazione può essere convertito in spesa addizionale, generando così una domanda aggiuntiva di lavoro in settori più resistenti all'automazione (vedi anche Goos et al., 2015).⁷

Acemoglu e Restrepo (2017a), che hanno esaminato l'impatto dell'aumento dell'uso dei robot industriali sul mercato del lavoro locale statunitense tra il 1990 e il 2007, riportano risultati non univoci. Hanno riscontrato che ogni robot addizionale riduce l'occupazione di circa sette lavoratori, con lievi segnali di incrementi compensativi dell'occupazione in altri settori.⁸

Con la rivoluzione dei robot ancora nella sua fase iniziale, le conseguenze a breve termine possono essere diverse da quelle a lungo termine, una volta che i prezzi relativi e gli investimenti abbiano avuto il tempo di assestarsi pienamente. L'evidenza di rendimenti marginali decrescenti derivanti dall'uso dei robot documentata da Graetz e Michaels (2015) è coerente con questa considerazione.

L'esigenza di riconoscere in che modo i trend interagiscano con l'automazione ci porta in altre sfere della realtà sociale. Accanto al processo di automazione si muove un insieme di trend più ampi a livello demografico, economico e geopolitico che non solo hanno profonde implicazioni per i mercati del lavoro, ma pongono a loro volta, direttamente, serie sfide ai responsabili delle politiche pubbliche. In alcuni casi i trend si rinforzano vicendevolmente; in altri casi, producono

effetti di secondo grado che possono non essere compresi se studiati in modo isolato. Si considerino, per esempio, le implicazioni dell'invecchiamento della popolazione. Il dibattito sull'automazione, mentre si concentrava in gran parte sul potenziale scatenamento di una disoccupazione di massa, ha finito per trascurare il fatto che i robot possono essere utili per mantenere la crescita economica a fronte di una diminuzione della popolazione attiva. Il rischio, in altre parole, non è che ci siano troppo pochi posti di lavoro ma che siano troppo poche le persone in grado di occuparli – con conseguente incremento dei salari – il che può spiegare perché i paesi su cui incombe un più rapido invecchiamento della popolazione tendono ad adottare più robot (Acemoglu e Restrepo, 2017b; Abeliasky e Prettnner, 2017).

7 Nel XIX secolo, il 98% del lavoro di tessitura era automatizzato ma l'occupazione nel settore tessile ha continuato a crescere grazie all'aumento della domanda di prodotti tessili e di abbigliamento più a buon mercato.

8 Le eccezioni comprendono il settore pubblico e industrie manifatturiere non automatizzate come riciclo di metalli di base.

5. METODOLOGIA

La nostra metodologia usa le previsioni descritte nel Capitolo 3 come dati di addestramento per un modello di apprendimento automatico. Il principale obiettivo del modello è apprendere una funzione $f(\mathbf{x})$ che mappi le 120 variabili $\mathbf{x}$ (che catturano competenze, conoscenze e abilità) in domanda futura di professioni. In questo quadro, la professione *i-esima* è considerata un punto, $\mathbf{x}^{(i)}$, in uno spazio 120-dimensionale di competenze/abilità/conoscenze, la cui domanda associata è $f(\mathbf{x}^{(i)})$. Il nostro approccio si basa sull'aspettativa che la domanda varierà uniformemente come una funzione di competenze, conoscenze e abilità: in altre parole, se due professioni i e j hanno variabili O*NET simili, $\mathbf{x}^{(i)} \approx \mathbf{x}^{(j)}$, ci aspettiamo che la domanda associata sia simile, $f(\mathbf{x}^{(i)}) \approx f(\mathbf{x}^{(j)})$.

Scegliamo di modellizzare f con un processo gaussiano. Si tratta di un approccio non parametrico che fornisce una classe di funzioni flessibili, non lineari adatte a descrivere le interazioni complesse (per esempio, le complementarità) che ci aspettiamo tra variabili e domanda. Il modello è addestrato sul data set contenente le etichette prodotte per ogni professione dai partecipanti ai workshop. Intensità di domanda particolarmente alte per caratteristiche di O*NET non associate a nessuna professione esistente sono usate per predire professioni future.

5.1. APPRENDIMENTO ATTIVO

Come sopra descritto, nel workshop occorre scegliere quali professioni presentare ai partecipanti. Abbiamo introdotto l'uso di un modello di apprendimento automatico per automatizzare questa scelta. Poiché il nostro obiettivo è predire la domanda, e il nostro modello è in grado di fornire stime dell'incertezza della domanda per tutte le professioni, abbiamo scelto l'opzione naturale del campionamento dell'incertezza. Il campionamento dell'incertezza ordina l'insieme di tutte le occupazioni da Alta incertezza a Bassa incertezza e sceglie per l'etichettatura dei partecipanti quelle nelle posizioni più alte. La motivazione dell'approccio è l'aspettativa che queste etichette dovrebbero essere più informative sull'insieme della domanda: la loro osservazione

dovrebbe condurre a una più ampia riduzione dell'incertezza totale. L'approccio dell'apprendimento attivo si propone di acquisire dati in modo interattivo al fine di fornire la massima fiducia nelle predizioni risultanti.

5.2. L'IMPORTANZA DELLE CARATTERISTICHE DELLE PROFESSIONI

Uno degli obiettivi centrali di questo lavoro è valutare il significato delle 120 caratteristiche O*NET per la domanda futura e su questa base fornire indicazioni per una politica delle competenze. Innanzitutto, però, il tema della nostra ricerca richiede un'ulteriore chiarificazione: che cosa significa esattamente affermare che una caratteristica è importante per la domanda? Proponiamo due principali criteri per un sistema di misurazione di tale importanza:

1. una caratteristica importante deve essere chiaramente predittiva della domanda;
2. un incremento di una caratteristica importante deve condurre a un forte incremento della domanda.

Proponiamo anche due criteri secondari per un sistema di misurazione dell'importanza:

1. deve essere in grado di scoprire interazioni non lineari tra caratteristiche;
2. deve essere in grado di catturare complementarità tra caratteristiche: desideriamo scoprire caratteristiche la cui importanza dipende dal valore di altre caratteristiche.

Avanziamo due proposte complementari per valutare l'importanza delle caratteristiche e, infine, presentiamo i risultati per entrambe.

5.2.1. STRUMENTI STATISTICI

Consideriamo innanzitutto un modo diretto di soddisfare i due criteri principali. La misura dell'importanza di una caratteristica è il coefficiente di correlazione di Pearson o, più semplicemente, la *correlazione di Pearson* 11 tra la media

previsiva della domanda, fornita dal nostro modello, e la caratteristica, ponderata per l'occupazione. La correlazione di Pearson misura la relazione lineare tra la domanda e una caratteristica, e quindi fornisce l'indicazione di una chiara relazione, ma non soddisfa nessuno dei criteri secondari. Una conseguenza della linearità è che la correlazione di Pearson può attribuire un peso basso a caratteristiche che sono legate a una domanda elevata solo per un piccolo numero di professioni. Ciò nonostante, le caratteristiche che evidenzia saranno indubbiamente importanti: se esiste una forte interazione lineare positiva, questa dovrebbe influenzare certamente le conclusioni da trarre per una politica delle competenze. Dunque, la correlazione di Pearson va considerata una condizione di importanza sufficiente ma non necessaria.

La seconda proposta è la *derivata media*, che fornisce un mezzo per soddisfare i criteri secondari sopra indicati, benché forse al prezzo di indebolire il primo dei criteri principali. La derivata misura l'incremento atteso della domanda per un incremento unitario di una particolare caratteristica (per esempio, come risultato di un intervento pubblico). Calcolando la media su tutte le professioni, otteniamo un'indicazione dell'aumento aggregato della domanda come risultato dell'incremento di una caratteristica. La derivata media fornisce una nozione interpretabile del segno: può distinguere chiaramente le relazioni con la domanda positive da quelle negative.

Il primo vantaggio di questo indicatore rispetto alla correlazione marginale è che è sensibile alle non-linearità dei dati, soddisfacendo il primo dei nostri criteri secondari. Benché la derivata fornisca un'approssimazione lineare alla domanda, si tratta solo di un'approssimazione localmente lineare. Considerando l'approssimazione in tutti i punti (le professioni) dello spazio delle competenze, abilità e conoscenze, siamo in grado di misurare meglio relazioni che hanno pendenze differenti in differenti regioni dello spazio. Questa capacità di gestire la non linearità permette anche alla derivata media di catturare l'importanza di caratteristiche il cui significato dipende dal valore di altre caratteristiche. Per esempio, le Belle arti sono molto importanti per gli artisti, ma

meno importanti per i professionisti con differenti profili di competenze.

Per ogni sottoinsieme di professioni, evidenzieremo le caratteristiche con valori alti sia negativi sia positivi delle derivate. Diciamo che quelle con valori alti positivi sono complementari al gruppo professionale (incrementare queste caratteristiche incrementa la domanda), mentre quelle con valori alti negativi sono anti-complementari (incrementare una caratteristica di questo tipo diminuisce la domanda). Il maggiore inconveniente dell'approccio delle derivate medie è che il ricorso alle medie può rappresentare un ostacolo a un'interpretazione accurata. Questo inconveniente ci porta a considerare la derivata media come una condizione necessaria ma non sufficiente dell'importanza, il che la rende complementare alla correlazione marginale.

5.3. NUOVE PROFESSIONI

Una combinazione di competenze, abilità e conoscenze che probabilmente andrà incontro a un'elevata domanda futura, ma non è associata a nessuna professione esistente permette di definire nuove professioni potenziali.

5.4. ESTRAPOLAZIONE DI TREND

In alternativa alle etichette scelte dai partecipanti dei workshop, usiamo l'estrapolazione non parametrica dei trend storici dell'occupazione per offrire un'alternativa più data-driven (centrata sui dati) alla predizione della domanda nel 2030. Usiamo le estrapolazioni di trend per calcolare la probabilità che tra il 2015 e il 2030 il trend sia: Domanda più alta, Domanda invariata o Domanda più bassa.