

Gli effetti su produttività e occupazione degli incentivi alla R&S nei progetti con potenziale di automazione e digitalizzazione

Riconoscimenti

Lo studio è stato commissionato a IRPET dall’Autorità di Gestione del FESR ed è stato svolto nell’ambito delle attività comuni tra IRPET e la suddetta Autorità di Gestione previste per il 2024 (Attività monofondo FESR N. 2.2024). Esso è stato svolto da Giuseppe Caruso (Università di Firenze), Martina Colucci (Università di Firenze), Natalia Faraoni (IRPET), Marco Mariani (IRPET), Alessandra Mattei (Università di Firenze), Fiammetta Menchetti (Università di Firenze), nell’ambito dell’area “Settori produttivi e imprese” dell’IRPET. Per IRPET hanno collaborato Paolo Chini e Valentina Patacchini. L’allestimento editoriale è stato curato da Elena Zangheri (IRPET).

Indice

1	Introduzione	5
2	Il programma 1.1.5 POR-FESR 2014-2020, le caratteristiche delle imprese partecipanti e la classificazione dei progetti presentati	7
2.1	Premessa	7
2.2	Le caratteristiche delle imprese partecipanti e ammesse	9
2.3	La classificazione dei progetti	10
3	Dalla letteratura alle variabili risultato	15
3.1	Cenni al recente dibattito su digitalizzazione, automazione, produttività e lavoro	15
3.2	Industria 4.0: la fabbrica intelligente	16
3.3	Digitalizzazione e Automazione: minacce e opportunità per il lavoro	16
3.4	Le variabili risultato	18
4	Costruzione del data set	21
5	Effetto dei finanziamenti ricevuti nel 2014 sulle imprese toscane	22
5.1	Disegno dello studio causale: Disegno Regression Discontinuity	22
5.2	Analisi di eterogeneità rispetto alla tipologia di progetto	27
5.3	Selezione della sottopopolazione \mathcal{U}_{s_0}	28
5.3.1	Analisi descrittive	28
5.3.2	Sottopopolazione risultante	39
5.4	Analisi causale	40
5.4.1	Il modello per l'appartenenza agli strati principali	40
5.4.2	Il modello per le variabili risultato	41
5.5	Analisi Bayesiana	42
6	Risultati	42
6.1	Valore aggiunto	43
6.1.1	Valore aggiunto: Analisi di eterogeneità rispetto alla tipologia di progetto	43
6.2	Numero di addetti	46
6.2.1	Numero di addetti: Analisi di eterogeneità rispetto alla tipologia di progetto	46
6.3	Numero di posizioni per qualifica	49
6.3.1	Numero di posizioni per qualifica: Analisi di eterogeneità rispetto alla tipologia di progetto	49
7	Conclusioni	54

Sommario. Lo studio si concentra sull'azione 1.1.5 POR-FESR 2014-2020 di Regione Toscana, e in particolare sui bandi 1 e 2 del 2014, dedicati al finanziamento di progetti di R&S entro il framework regionale S3, orientato a priorità tecnologiche che comprendono la digitalizzazione e la fabbrica intelligente. Prendendo le mosse dalla recente letteratura empirica sulle conseguenze dell'automazione e della digitalizzazione, l'obiettivo di questa analisi è valutare, in un orizzonte temporale di medio periodo, gli effetti dell'azione sopra menzionata sulla produttività e il lavoro delle imprese partecipanti. L'analisi si concentra inoltre sui testi dei progetti, distinguendo innanzitutto tra quelli di automazione e quelli di digitalizzazione e, successivamente, tra gli investimenti volti all'innovazione dei processi produttivi e quelli finalizzati all'innovazione dei prodotti. L'impostazione dell'analisi causale segue le caratteristiche del caso di studio, caratterizzato da peculiari condizioni di eleggibilità basate sulla variazione del fatturato delle imprese prima della domanda di partecipazione, differenziate a seconda che questa domanda avvenisse a titolo individuale o in partnership con altri. Ciò configura un disegno Regression Discontinuity (RD) di tipo fuzzy. In una prima fase di disegno dello studio causale, viene selezionata una sottopopolazione di imprese per le quali possiamo ritenere rispettate alcune assunzioni fondanti per l'identificazione degli effetti causali. Nella successiva fase di analisi viene utilizzato l'approccio della stratificazione principale per definire effetti locali la cui stima ed inferenza verrà effettuata mediante approccio Bayesiano. I risultati delle analisi suggeriscono che l'intervento non ha direttamente contribuito a un miglioramento della produttività ma ha agevolato una riqualificazione del capitale umano impiegato nelle aziende, senza costi per le fasce di lavoratori con competenze più deboli e, pertanto, più facilmente sostituibili dalla tecnologia. L'analisi ha inoltre evidenziato elementi di eterogeneità negli effetti in funzione dei contenuti progettuali.

Abstract. The study focuses on action 1.1.5 POR-FESR 2014-2020 of the Region of Tuscany, and in particular on calls 1 and 2 of 2014, dedicated to the funding of R&D projects within the regional S3 framework, targeting technological priorities including digitisation and the 'smart factory'. Taking the recent empirical literature on the consequences of automation and digitisation as a starting point, the aim of this analysis is to assess, over a medium-term time horizon, the effects of the above-mentioned action on the productivity and labour of the participating firms. The analysis also focuses on project texts, distinguishing firstly between automation and digitisation projects, and secondly between investments aimed at production process innovation and those aimed at product innovation. The design of the causal analysis follows the characteristics of the case study, characterised by peculiar eligibility conditions based on the change in turnover of the companies prior to the application, differentiated according to whether this application was made individually or in partnership with others. This configures a fuzzy regression discontinuity design. In the first part of the causal study design, a sub-population of companies is selected for which certain fundamental assumptions for the identification of causal effects can be assumed to be fulfilled. In the subsequent part, the principal stratification approach is used to define local effects, the estimation and inference of which will be carried out using a Bayesian approach. The results of the analysis suggest that the intervention does not directly contribute to productivity improvement but facilitates retraining of human capital employed in firms at no cost to those groups of workers with weaker skills and, therefore, more easily replaced by technology. We also find some heterogeneity of the effects concerning the project type.

1 Introduzione

Le tecnologie intelligenti del paradigma Industria 4.0 comprendono processi di automazione industriale avanzati, resi possibili dall'integrazione di strumenti digitali innovativi. Storicamente l'automazione è stata adottata per incrementare l'efficienza e la produttività aziendali, ma ha spesso suscitato timori riguardo alla possibile sostituzione del lavoro umano da parte delle macchine. Già agli inizi del XIX secolo, l'introduzione dei telai meccanici in Inghilterra scatenò rivolte violente da parte dei lavoratori salariati, i quali attribuivano a tali innovazioni la causa della disoccupazione e del declino salariale. Anche le tecnologie digitali del paradigma Industria 4.0, sebbene non orientate esclusivamente all'automazione, mirano ad ampliare le opportunità e a migliorare l'efficienza aziendale. Tuttavia, la loro implementazione può richiedere una riconfigurazione delle strutture organizzative, con effetti differenziati sui vari attori coinvolti, creando inevitabilmente vincitori e sconfitti.

La retorica e l'enfasi che caratterizzano oggi il discorso pubblico sulla transizione digitale hanno suscitato un mix di speranze e di timori su quelle che saranno nel tempo le conseguenze di questa transizione, in particolare sul lavoro. Nonostante la diffidenza di tante piccole imprese e il valore che molti consumatori attribuiscono a prodotti di matrice artigianale, la digitalizzazione e l'automazione si configurano tuttavia – almeno nel medio periodo – come processi ineluttabili in ambito industriale, perché ritenute idonee a garantire guadagni di produttività. Per questa ragione, le politiche industriali e per l'innovazione di diversi paesi, tra i quali l'Italia, promuovono la transizione digitale attraverso l'offerta di appositi incentivi volti a favorire il superamento delle barriere finanziarie all'investimento. Il principale esempio di politica pubblica per la transizione digitale e l'automazione in Italia è rappresentato dal programma Industria 4.0 (oggi Transizione 4.0), il quale offre incentivi fiscali di tipo automatico, di varia entità, anche piccola, alle imprese interessate all'adozione di queste tecnologie.

La transizione digitale e lo sviluppo della fabbrica intelligente rappresentano una priorità condivisa a tutti i livelli di governo, con politiche specifiche implementate anche a livello regionale. Ben esemplificativa di come le sfide legate alla digitalizzazione vengano recepite come prioritarie anche nelle strategie dei governi regionali è la centralità che le tecnologie digitali e la manifattura avanzata (o fabbrica intelligente) rivestono da oltre un decennio all'interno della strategia di specializzazione intelligente (S3) di Regione Toscana. Entro questo framework strategico, si iscrive una molteplicità di azioni di politica industriale orientate a queste priorità, sebbene non esclusivamente ad esse. Tra queste azioni, una delle più rilevanti è costituita dal programma di ricerca e sviluppo (R&S) che Regione Toscana attua ormai da un decennio con il concorso delle risorse del Fondo Europeo per lo Sviluppo Regionale (FESR), programma che richiede che i progetti finanziati siano orientati alle priorità della strategia S3, tra le quali la digitalizzazione e la fabbrica intelligente giocano un ruolo preponderante. Tali programmi di R&S, contrariamente agli incentivi fiscali nazionali, si caratterizzano per un approccio selettivo: offrono contributi rilevanti alle imprese i cui progetti, valutati da una commissione dedicata, sono ritenuti meritevoli di supporto. I progetti finanziati, spesso realizzati in collaborazione con altri attori industriali o appartenenti al mondo della ricerca, mirano a generare impatti significativi nel medio-lungo periodo, sulla produttività e organizzazione del lavoro delle imprese, una volta implementati nei processi industriali.

Negli ultimi anni, la letteratura economica ha dedicato molta attenzione alle conseguenze dell'automazione e della digitalizzazione su produttività e occupazione. Tuttavia, i risultati ottenuti sono tutt'altro che conclusivi, rivelando incertezze e contraddizioni. In particolare, la letteratura quantitativa microeconomica si è concentrata sugli effetti dell'automazione o robotizzazione, considerata una delle principali cause del rischio di disoccupazione tecnologica. Al contrario, si è riflettuto meno sulle implicazioni del processo di digitalizzazione in senso più ampio, basato su una varietà di tecnologie spesso molto eterogenee tra loro.

Secondo il celebre studio di [Frey and Osborne \(2017\)](#), circa il 47% delle professioni negli Stati Uniti potrebbe essere soggetto ad automatizzazione nei prossimi vent'anni, una previsione che ha suscitato allarme tra economisti e policymaker. In linea con queste stime, il rapporto [McKinsey \(2020\)](#) evidenzia che entro il 2030 l'automazione potrebbe interessare fino a 50 milioni di lavoratori nei paesi europei e OCSE. Tuttavia, i risultati di tali analisi variano notevolmente a seconda delle metodologie utilizzate, delle regioni considerate e dei settori economici analizzati, mostrando differenze significative nelle stime degli effetti ([Autor, 2015](#); [Berger and Frey, 2016](#); [Arntz et al., 2017](#); [Sorgner et al., 2017](#); [Dengler and Matthes, 2018](#)).

Nessuno degli studi presenti in letteratura si configura come una vera e propria valutazione di programmi pubblici volti a incentivare l'automazione e la transizione digitale. Si tratta spesso di analisi che studiano –

talvolta anche in modo molto rigoroso – il legame tra l’adozione di particolari tecnologie, la produttività e il lavoro, ma senza dedicare attenzione al ruolo e alle conseguenze dei programmi pubblici, che pure fanno parte dell’ambiente in cui le decisioni delle imprese prendono forma. Il primo elemento di distinzione, e dunque di originalità, del nostro studio rispetto ai precedenti è proprio la centralità che in esso assumono un programma pubblico e le sue conseguenze su produttività e lavoro. Così facendo, questo lavoro apporta un triplice contributo al dibattito collettivo. Il primo alla letteratura empirica dedicata al tema, che si arricchisce di uno studio focalizzato sugli effetti di un programma che è posto al centro dell’analisi ed esaminato seguendo uno degli approcci statistici alla frontiera nell’inferenza causale internazionale. Il secondo contributo, più locale ma non meno rilevante, alla valutazione empirica degli effetti delle politiche per la R&S attuate entro il framework S3 da Regione Toscana, con il concorso del FESR, la cui Autorità di Gestione ha commissionato questo studio che, nelle intenzioni di chi scrive, rappresenta uno dei punti di culmine qualitativo della pluriennale collaborazione di IRPET e Università di Firenze a servizio degli interessi della collettività regionale. Inoltre, il lavoro risulta originale poiché, a differenza dei principali contributi presenti in letteratura, che provano a desumere gli investimenti delle imprese nelle nuove tecnologie digitali da indicatori indiretti, analizza direttamente imprese che hanno effettivamente investito in queste tecnologie attraverso la realizzazione di progetti di ricerca e sviluppo specifici. E ciò rappresenta il terzo contributo. L’analisi si concentra sui testi dei progetti, distinguendo anzitutto tra quelli di automazione e quelli di digitalizzazione e, successivamente, tra gli investimenti volti all’innovazione dei processi produttivi e quelli finalizzati all’innovazione dei prodotti. La prima classificazione si ispira agli studi di [Balsmeier and Woerter \(2019\)](#) e [Domini et al. \(2022\)](#), che hanno utilizzato un dizionario delle nuove tecnologie per categorizzare gli investimenti delle imprese in base agli obiettivi di automazione o digitalizzazione dei processi produttivi. La seconda classificazione è radicata nella storia degli studi sull’innovazione ([Schumpeter, 1942](#); [Cooper, 2005](#)) e cerca di discernere dei tipi di utilizzi delle nuove tecnologie che potrebbero essere rivolte all’efficientamento dei processi – anche quelli già esistenti (innovazione di processo) – da quelli rivolti all’ampliamento della gamma dei prodotti realizzati dall’impresa e alla realizzazione di nuovi processi produttivi (innovazione di prodotto). Mentre il primo tipo di innovazioni – quelle di processo – richiama alla mente meccanismi di razionalizzazione aziendale, il secondo tipo si riferisce ad ampliamenti dell’attività – e forse anche della gamma di competenze necessarie a realizzarli.

L’analisi valutativa che condurremo si concentra sull’azione 1.1.5 POR-FESR 2014-2020 di Regione Toscana, e in particolare sui bando 1 e 2 del 2014, dedicati al finanziamento di progetti strategici di R&S, indirizzati rispettivamente alle grandi imprese (associate con almeno 2 imprese micro, piccole o medie e con o senza organismi di ricerca) e alle micro-piccole e medie imprese (sia in forma individuale sia in rete, e con o senza organismi di ricerca). Successivamente a tale data, il programma ha visto l’uscita di altre due coppie di bandi, nel 2017 e nel 2020. La scelta di focalizzare l’attenzione sui soli bandi 2014 è legata all’opportunità di condurre una valutazione su un orizzonte di lungo periodo, dal momento che è senz’altro necessario del tempo prima che un progetto di R&S trovi applicazione a livello industriale e possa incidere sulla produttività e l’organizzazione del lavoro.

Lo studio si articolerà in due fasi. Nella prima fase dello studio, l’attenzione sarà rivolta alla costruzione di un data set longitudinale al livello di impresa contenente tutte le informazioni necessarie per le analisi causali successive. Come descritto in dettaglio nel Paragrafo 4, il data set sarà ottenuto attraverso l’integrazione di diverse fonti dati di natura amministrativa: dati amministrativi relativi ai progetti presentati da imprese Toscane in risposta ai bandi per la R&S nel periodo di programmazione 2014-20 da cui estrapolare alcune informazioni di background sulle imprese partecipanti ai bandi e i relativi progetti; dati di Bilancio disponibili in AIDA (a cui l’Università degli Studi di Firenze ha accesso) da cui estrarre informazioni (incluse informazioni longitudinali) su variabili di background e su variabili di risposta relative alle performance delle imprese sia delle imprese partecipanti che di imprese non partecipanti ai bandi di interesse; dati estratti dal Sistema Informativo Lavoro della Regione Toscana forniti da IRPET in forma anonima e utilizzabile che saranno utilizzati per costruire ulteriori variabili risultato sull’occupazione.

Utilizzando il data set costruito nella prima fase del lavoro, nella seconda fase del lavoro saranno effettuate analisi causali utilizzando l’approccio dei risultati potenziali ([Rubin, 1974, 1978](#)), noto anche come modello causale di Rubin ([Holland, 1986](#)). Si veda il libro di [Imbens and Rubin \(2015\)](#) per un’introduzione all’approccio dei risultati potenziali all’inferenza causale. L’impostazione dell’analisi causale segue le caratteristiche del caso di studio, il quale si configura come un disegno Regression Discontinuity (RD) di tipo *fuzzy*. In una prima fase

di disegno dello studio causale, verrà selezionata una sottopopolazione di imprese per le quali possiamo ritenere rispettate alcune assunzioni fondanti per l'identificazione degli effetti causali. Nella successiva fase di analisi sarà poi utilizzato l'approccio della stratificazione principale per definire effetti locali la cui stima ed inferenza verrà effettuata mediante approccio Bayesiano. Le analisi condotte suggeriscono per la parte di utenza sulla quale è valutabile l'effetto dell'intervento, l'intervento ha determinato effetti complessivamente trascurabili sul valore aggiunto, effetti piccoli ma tendenzialmente positivi sul numero degli addetti complessivi. Si osservano inoltre effetti positivi sul numero di posizioni ad elevata qualificazione e sul numero di posizioni ricoperte da operai specializzati (a leggero detrimento del numero di posizioni nella qualifica appena inferiore dei conduttori di impianti e macchinari). Gli effetti sul numero di posizioni non qualificate sono invece del tutto trascurabili. Complessivamente si può concludere che l'intervento non ha direttamente contribuito a un miglioramento della produttività ma ha agevolato una riqualificazione del capitale umano impiegato nelle aziende, senza costi per le fasce di lavoratori con competenze più deboli e, pertanto, più facilmente sostituibili dalla tecnologia. L'analisi ha inoltre evidenziato elementi di eterogeneità negli effetti in funzione dei contenuti progettuali perseguiti dalle imprese dinamiche.

La presente relazione si struttura come segue: il Paragrafo 2 descrive i bandi oggetto di studio ed il procedimento di classificazione dei progetti; il Paragrafo 3 riassume i principali studi di letteratura riguardo gli effetti dell'automazione e la digitalizzazione sulle imprese, motivando in funzione di questi la scelta delle variabili risultato oggetto del presente studio; il Paragrafo 4 descrive la creazione del data set longitudinale a livello di impresa, illustrando come sono state integrate le diverse fonti amministrative; il Paragrafo 5 riporta i dettagli sulla metodologia di analisi per la valutazione dell'effetto dei bandi oggetti di studio; il Paragrafo 6 riporta i risultati dell'analisi causale; il Paragrafo 7 conclude.

2 Il programma 1.1.5 POR-FESR 2014-2020, le caratteristiche delle imprese partecipanti e la classificazione dei progetti presentati

2.1 Premessa

Il Programma Operativo Regionale (POR) del Fondo Europeo di Sviluppo Regionale (FESR) è il principale strumento di programmazione delle risorse e degli interventi per una crescita intelligente, sostenibile e inclusiva. Il POR FESR finanzia e supporta l'innovazione, la crescita, la competitività, la sostenibilità ambientale e la valorizzazione della coesione sociale. Il POR FESR 2014-2020 era rivolto, da un lato al sistema imprenditoriale, e dall'altro lato ad interventi sul territorio. Il programma aveva una dotazione finanziaria di circa 779 milioni di euro ripartite tra risorse dell'Unione Europea (50%), dello Stato (35%) e della Regione (15%) ed era articolato in 6 assi prioritari con i seguenti obiettivi: 1) rafforzare la ricerca, lo sviluppo tecnologico e l'innovazione; 2) migliorare l'accesso alle tecnologie dell'informazione e della comunicazione; 3) promuovere la competitività delle piccole e medie imprese; 4) sostenere la transizione verso un'economia a basse emissioni di carbonio in tutti i settori; 5) qualificare e valorizzare la rete dei grandi attrattori museali; 6) promuovere l'inclusione sociale, combattere la povertà e ogni forma di discriminazione. A questi si aggiungeva l'ASSE 7 dedicato all'Assistenza tecnica.

Il rapporto si concentra sull'azione 1.1.5 POR-FESR 2014-2020, denominata "Sostegno all'avanzamento tecnologico delle imprese attraverso il finanziamento di linee pilota ed azioni di validazione precoce di prodotti e di dimostrazione su larga scala" ed è inserita nell'ASSE (1), facente parte di un sistema integrato di interventi volti a favorire gli investimenti in ricerca e sviluppo in un quadro strutturato di politiche per l'innovazione. L'azione 1.1.5 si è concretizzata nell'elaborazione di vari bandi nel corso del settennato, tra i quali si considereranno in questa sede il nr 1 e il nr 2, protagonisti di tre ondate, nel 2014, nel 2017 e nel 2020 (Tabella 1).

Nella linea 1, i destinatari dei bandi sono stati le Grandi Imprese (GI) in cooperazione con almeno 3 Micro, Piccole e Medie Imprese (MPMI) – con o senza Organismi di Ricerca (OR) - associati nelle forme di: ATS; RTI; Reti di imprese senza personalità giuridica (Rete-Contratto); Consorzi senza personalità giuridica (Tabella 1).¹ Non erano inoltre previste restrizioni a determinati settori economici. Gli Organismi di Ricerca

¹A partire dai bandi del 2017, l'accesso al bando è stato esteso anche ai liberi professionisti, in quanto equiparati alle piccole e medie

Tabella 1: Caratteristiche generali dei Bandi R&S analizzati

Linea di Intervento	Nome della linea di intervento	Beneficiari dell'intervento	Ambiti d'applicazione prioritari	Bandi
Bando 1	Progetti Strategici di ricerca e sviluppo	GI associate con almeno 2 MPMI con o senza OR	- ICT e Fotonica - Fabbrica Intelligente - Chimica e Nanotecnologia	2014, 2017, 2020
Bando 2	Progetti di ricerca e sviluppo delle PMI	MPMI singole o associate con o senza OR		2014, 2017, 2020

(OR) potevano presentare domanda ed essere beneficiari degli aiuti, solo in qualità di partner e mai di capofila del progetto. Le imprese, invece, potevano, ad ogni wave dei bandi della linea 1.1.5 presentarsi a uno soltanto dei due. Tale limitazione non valeva per gli organismi di ricerca.

Per quanto riguarda i bandi relativi alla linea 2, i soggetti destinatari cambiano, e sono stati identificati nelle Micro, Piccole e Medie Imprese (MPMI), singole o in cooperazione tra loro (in numero minimo di 3) – con o senza Organismi di Ricerca (OR), i quali possono presentare domanda ed essere beneficiari degli aiuti, solo in qualità di partner e mai di capofila del progetto. In generale, i meccanismi di selezione e valutazione rimangono simili a quelli della linea 1.

I bandi mostrano alcune specificità che è utile evidenziare ai fini della successiva trattazione. La prima riguarda la modalità di presentazione dei progetti, articolata in **due fasi**. Con la prima le imprese interessate a partecipare sono state chiamate a proporre un'idea progettuale di massima e a soddisfare alcuni requisiti di base. Successivamente, le imprese che hanno superato la prima fase sono state invitate a presentare un progetto esecutivo. A conclusione dell'istruttoria di valutazione finale sono poi stati resi noti i progetti selezionati. Per l'accesso alla prima fase si richiedeva inoltre di rispettare i seguenti **requisiti di ammissibilità**:

- essere imprese già costituite alla data di presentazione della domanda;
- essere imprese **dinamiche**: questo concetto rappresenta un'ulteriore novità e sta ad indicare il possesso da parte di un'impresa di un fatturato che si è mantenuto costante o in aumento nel periodo che va dal 2009 al 2013.²

Un'altra caratteristica consiste nella tipologia di contributo previsto: la Regione Toscana ha stabilito quale forma di sostegno un contributo in conto capitale, completamente a fondo perduto.³

Infine, questa ondata di bandi regionali si armonizza agli ambiti tecnologici prioritari stabiliti nella concomitante Strategia di Specializzazione intelligente (2014-2020), ovvero sia: ICT e Fotonica; Fabbrica Intelligente; Chimica e Nanotecnologie. Tali ambiti coprono un ampio spettro di attività ad alto contenuto di conoscenza e spaziano dalla realizzazione di servizi web based, fino alla creazione di nuovi modelli e organizzazioni di impresa sostenibili. Per accedere al finanziamento è necessario che i progetti siano strettamente legati alle priorità tecnologiche orizzontali indicate dalla “Strategia di Ricerca e Innovazione per la Smart Specialisation in Toscana”.

imprese come esercenti attività economica, a prescindere dalla forma giuridica rivestita. Pertanto tutte le volte che viene utilizzato il termine “impresa” lo stesso si intende riferito anche alla categoria dei “liberi professionisti”, se non diversamente specificato.

²Si riporta di seguito la definizione presente nei bandi 2014: “dinamica, ovvero impresa che dimostri di aver mantenuto o incrementato il proprio fatturato come risulta confrontando il bilancio 2009 con il bilancio 2013; per le imprese più recenti, si considera come anno iniziale per il confronto l'anno, successivo al 2009, di cui è disponibile il primo bilancio. Il requisito non è richiesto alle imprese costituite dal 1° gennaio 2012 che, al momento di presentazione della domanda, non abbiano approvato e depositato gli ultimi due bilanci annuali o non dispongano delle ultime due dichiarazioni dei redditi. Il requisito deve essere posseduto da almeno la metà delle imprese del raggruppamento”. La logica di questo criterio era quella di escludere a priori quelle imprese che, anche considerato il periodo di crisi economica, si trovavano in difficoltà tali da ingenerare dubbi circa la presenza di una vera e propria capacità di investimento. Riservando il programma alle imprese “dinamiche”, la Regione dunque, intendeva invece valorizzare i progetti condotti da imprese il più possibile floride, caratterizzate da una verosimile capacità di portare avanti nel tempo l'investimento in ricerca e sviluppo.

³Nella programmazione 2007-2013 era invece stato previsto un contributo parzialmente rimborsabile.

Nel corso del settennato sono stati emanati nr. 6 bandi, tre per ogni linea, di cui due nel 2014 (gestendo in anticipazione le risorse relative al POR FESR 2014-2020), due nel 2017 e due nel 2020. L'impostazione dei bandi è stata replicata nel corso delle varie pubblicazioni. In questo capitolo prenderemo in considerazione integralmente i sei bandi, mentre per l'analisi valutativa (cfr. Paragrafo 5) ci focalizzeremo sui due del 2014, così da valutare progetti conclusi da un numero di anni tale da poter apprezzare gli effetti nel medio periodo degli investimenti effettuati.

L'obiettivo di questo paragrafo è duplice. In primo luogo, forniremo una descrizione delle principali caratteristiche dei soggetti che hanno partecipato e sono stati ammessi ai 6 bandi Ricerca e Sviluppo, emanati nel periodo 2014-2020.⁴

In secondo luogo, utilizzeremo il materiale relativo al contenuto dei progetti di investimento (titoli, abstract e descrizione) al fine di elaborare una classificazione degli stessi in grado di evidenziare quelli più affini ai concetti di automazione e digitalizzazione da un lato, e innovazione di processo e di prodotto, dall'altro lato. La classificazione sarà il prodotto di analisi testuali compiute con l'ausilio di software specializzati e coadiuvate da una lettura manuale dei progetti stessi, nonché tenendo conto dell'ormai vasta letteratura internazionale sull'argomento.

2.2 Le caratteristiche delle imprese partecipanti e ammesse

I sei bandi relativi all'azione 1.1.5 POR-FESR 2014-2020 hanno visto la presentazione di 761 progetti in cui sono stati coinvolti 2.561 soggetti tra imprese, liberi professionisti e organismi di ricerca, sia pubblici che privati. In media ogni progetto ha circa 3,4 partecipanti ma le reti variano significativamente, da un minimo dei progetti individuali, a un massimo di quello con 14 membri tra partner e capofila.⁵

Tra i soggetti partecipanti, gli stessi organismi di ricerca risultano presenti in più progetti soprattutto le Università, con i loro molteplici dipartimenti e il CNR. Tuttavia, nel corso degli anni e delle diverse ondate di bandi, anche le imprese tendono a ripetersi, tant'è che dei 2.561 partecipanti totali (le imprese sono maggioritarie, 2.044), il numero effettivo di soggetti ammonta a 1.517, di cui 1.486 sono imprese e liberi professionisti (Tabella 2).⁶

Tabella 2: Soggetti effettivi e membri dei progetti che hanno partecipato ai bandi e sono stati ammessi per tipo di partecipanti

	partecipanti		ammessi	
	soggetti effettivi	membri dei progetti	soggetti effettivi	membri dei progetti
soggetti	1,517	2,561	949	1,477
<i>di cui</i>				
imprese e liberi professionisti	1,486	2,044	925	1,174
organismi di ricerca privati	13	62	11	38
organismi di ricerca pubblici	18	455	13	265

Col passaggio all'ammissione dei progetti, il rapporto tra soggetti effettivi e membri che possono ripetersi, aumenta leggermente, segno che la selezione ha funzionato, riscontrando un numero di partecipanti più vario. Tuttavia il fenomeno dei "recurrent clients", ossia soggetti partecipanti a più politiche pubbliche in modo ricorrente nel tempo, avvantaggiandosi della propria reputazione, della competenza accumulata nella formulazione dei progetti e alla propria capacità di innovazione, è noto in letteratura sia a livello internazionale (Czarnitzki and Bento, 2012; Czarnitzki and Lopes-Bento, 2013), sia per quanto riguarda il caso italiano (Antonelli and Crespi, 2013) e toscano (Mariani and Pirani, 2012; Bocci and Mariani, 2017). Nel proseguo dell'analisi prenderemo in considerazione il totale dei partecipanti ai progetti, pur se essi si ripetono nei diversi bandi.

Nella Figura 1 è rappresentato l'andamento negli anni della partecipazione ai bandi e della successiva ammissione ai finanziamenti, considerando il numero sia dei soggetti aderenti sia dei progetti (Fig.1). Si noti che dei 761 progetti totali presentati, 421 ne sono stati ammessi, con una selettività che è andata crescendo via via nel corso delle tre ondate.

⁴I dati in nostro possesso fotografano la situazione fino a marzo 2023.

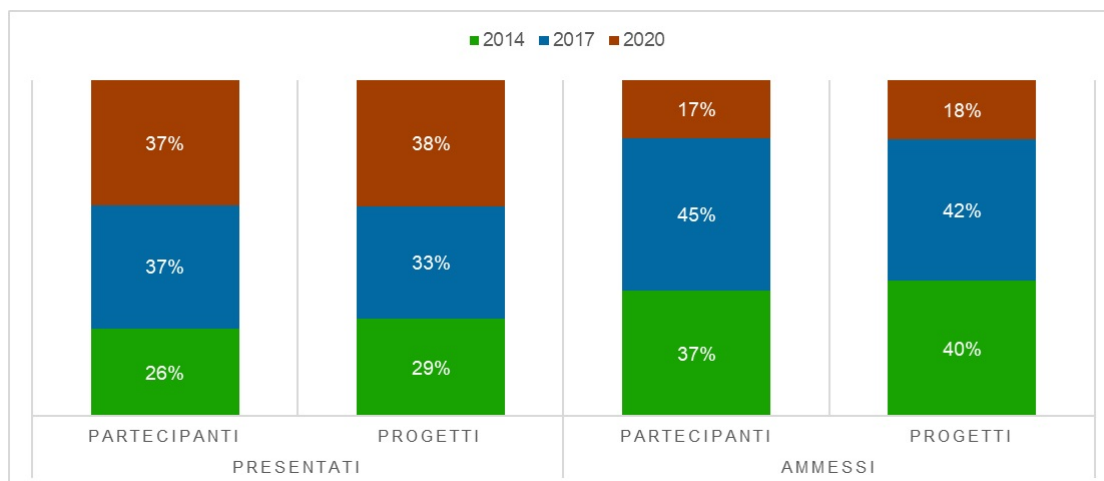
⁵I liberi professionisti sono stati Ammessi a partire dai bandi del 2017.

⁶Le imprese non potevano partecipare contemporaneamente al bando 1 e 2 dello stesso anno, ma non era fatto divieto di partecipare a ondate successive.

Come di anzi accennato, esistendo un forte legame con la S3 regionale 2014-2020, la quasi totalità dei progetti è stata etichettata in base alle priorità tecnologiche: la maggioranza dei progetti ammessi si divide tra “fabbrica intelligente” e “ICT-fotonica” - entrambe rappresentando il 40% - mentre il restante 20% circa, si riferisce a “Chimica-nanotecnologie”.

Concentrandoci sulle imprese private, a fronte di una partecipazione aperta alla totalità dei settori economici, si osserva tra le ammesse, una forte presenza di aziende manifatturiere (circa il 47%), in particolare di quelle dedite alla fabbricazione, installazione e manutenzione di macchinari, apparecchiature elettriche, ottiche e di precisione e computer. Alla manifattura si affiancano i servizi, con una netta prevalenza di quelli ICT e delle consulenze altamente qualificate. A fronte di un costo ammissibile totale di oltre 590 milioni di euro, il contributo erogato da Regione Toscana ammonta a quasi 242 milioni di euro, dunque circa il 41%.

Figura 1: Quota di progetti presentati e ammessi e dei rispettivi partecipanti nelle tre ondate di bandi. 2014-2020.



2.3 La classificazione dei progetti

Sebbene vi sia un consenso generale sui benefici a lungo termine delle nuove tecnologie in termini di occupazione e produttività, il loro impatto nel breve e medio periodo risulta spesso controverso e ambiguo (Cirillo et al., 2022; Nucci et al., 2023). Questa incertezza rende necessaria una distinzione più chiara e articolata tra i diversi tipi di investimenti tecnologici, al fine di comprenderne meglio le implicazioni per il mercato del lavoro.

Tradizionalmente, le nuove tecnologie vengono suddivise in due macrocategorie principali: le tecnologie automatizzanti, caratterizzate da un effetto sostitutivo del lavoro umano in quanto progettate per eseguire attività precedentemente svolte dall'uomo, e le tecnologie digitalizzanti, il cui scopo principale è migliorare la produttività aziendale attraverso l'ottimizzazione dei processi e l'elaborazione avanzata delle informazioni.

Tuttavia, la letteratura economica solleva diverse ambiguità nella definizione di automazione e digitalizzazione, spesso influenzate dai framework analitici adottati.

Di conseguenza, le classificazioni delle tecnologie risultano talvolta incoerenti, portando a divergenze significative nei risultati degli studi. Questa difficoltà nasce dal fatto che automazione e digitalizzazione possono avere effetti molto differenti sulle dinamiche del mercato del lavoro, a seconda delle specifiche tecnologie considerate.

Numerosi studi hanno cercato di chiarire questa distinzione. Graetz and Michaels (2018) definiscono l'automazione come l'investimento delle imprese in robot industriali e macchinari automatici progettati per ridurre l'intervento umano nei processi produttivi. Frey and Osborne (2017) ampliano questa visione, descrivendo le tecnologie automatizzanti come quelle in grado di eseguire compiti ripetitivi e prevedibili, escludendo attività che richiedono percezione, creatività o interazione sociale. Per quanto riguarda la digitalizzazione, Kariel (2021) e Cirillo et al. (2022) identificano le tecnologie digitalizzanti come quelle che sfruttano i dati per migliorare i processi organizzativi e decisionali delle imprese, quali il *cloud computing*, l'intelligenza artificiale e l'*Internet of Things* (IoT).

Nonostante la rilevanza analitica di questi contributi, gli approcci tradizionali, spesso basati su analisi quantitative dei dati di settore o su indagini campionarie, tendono a non cogliere pienamente le finalità strategiche che spingono le imprese a adottare le nuove tecnologie.

Per superare questi limiti, il presente studio adotta un approccio metodologico originale, basato sull'analisi testuale dei progetti di investimento presentati dalle imprese. Questo metodo consente di identificare con maggiore precisione le caratteristiche delle tecnologie adottate e le motivazioni strategiche alla base della loro implementazione, offrendo una comprensione più sistematica degli effetti sul mercato del lavoro.

L'analisi si concentra sui testi dei progetti partecipanti ai bandi dell'azione 1.1.5 POR-FESR 2014-2020 di Regione Toscana. Come anticipato nel precedente paragrafo, infatti, la partecipazione ai bandi prevedeva la presentazione, in due fasi, di un progetto, prima in forma più breve, poi in forma di progetto esecutivo, oltre alla scelta di un titolo e alla formulazione di un abstract evocativo delle principali linee e finalità del progetto stesso.

Questo vasto materiale ha costituito la base per la nostra analisi, che si è impostata su una doppia classificazione; distinguendo innanzitutto tra progetti di automazione e quelli di digitalizzazione e, successivamente, tra gli investimenti volti all'innovazione dei processi produttivi e quelli finalizzati all'innovazione dei prodotti.

La prima classificazione si ispira agli studi di [Balsmeier and Woerter \(2019\)](#), [Domini et al. \(2021, 2022\)](#) che hanno utilizzato un dizionario delle nuove tecnologie per categorizzare gli investimenti delle imprese in base agli obiettivi di automazione o digitalizzazione dei processi produttivi.

Utilizzando strumenti di analisi statistica, esaminiamo la frequenza assoluta delle parole chiave nei testi dei progetti, al fine di delineare con maggiore precisione le strategie e identificare gli obiettivi descritti nei documenti. Questo approccio ci consente di non limitarsi al semplice valore di occorrenze, ma anche di considerare il contesto in cui vengono utilizzati i termini legati alle tecnologie di automazione e digitalizzazione, così da comprendere meglio le intenzioni strategiche delle imprese.

I progetti che fanno riferimento a tecnologie quali robot industriali, nastri trasportatori automatici, stampanti 3D o strumenti di regolazione, vengono classificati come interventi di automazione finalizzati all'ottimizzazione dei processi manuali e al miglioramento dell'efficienza operativa. Al contrario, i progetti che citano tecnologie quali *cloud computing*, sistemi di gestione dei dati o dispositivi IoT, sono inseriti nella categoria della digitalizzazione poiché rappresentano strumenti chiave per potenziare i processi decisionali e gestionali delle imprese.

Ogni progetto viene esaminato tramite un software di analisi testuale che calcola la frequenza assoluta delle parole chiave. In base a questa frequenza, i progetti vengono assegnati alle specifiche categorie. In questo modo, i progetti con una frequenza elevata di parole chiave pertinenti a una sola categoria, vengono classificati automaticamente in quella categoria. Se invece le parole chiave relative alle due categorie compaiono con frequenza simile, il progetto viene classificato come indeterminato. I progetti che non contengono alcuna parola chiave pertinente sono definiti non classificabili.

Questo approccio ci permette di analizzare in modo più preciso le strategie adottate dalle imprese nell'uso delle tecnologie, offrendo una visione più dettagliata delle loro implicazioni per il mercato del lavoro regionale.

Dal 2014 sono stati presentati complessivamente 761 progetti, di cui 421 sono stati ammessi e finanziati dalla Regione Toscana. L'analisi ha rilevato che 106 progetti si concentrano su investimenti in automazione, mentre 548 riguardano la digitalizzazione (cfr. [Tabella 3](#)). Tra i progetti ammessi e finanziati, 71 sono stati classificati come investimenti in automazione e 287 in digitalizzazione. Ciò evidenzia una netta preferenza delle imprese per la digitalizzazione dei processi produttivi rispetto all'automazione del lavoro.

Tabella 3: Classificazione dei progetti di automazione e di digitalizzazione

	Totale	Ammesso	Non Ammesso
Automazione	106	71	35
Digitalizzazione	548	287	261
Non classificabile	22	12	10
Indeterminato	85	51	34
Totale	761	421	340

Tabella 4: Classificazione dei progetti di automazione e di digitalizzazione per anno

	2014		2017		2020	
	Totale	Ammesso	Totale	Ammesso	Totale	Ammesso
Automazione	51	38	27	22	28	11
Digitalizzazione	131	101	197	133	220	53
Non classificabile	15	11	2	1	5	0
Indeterminato	24	20	28	21	33	10
Totale	221	170	254	177	286	74

Gli 85 progetti classificati come indeterminati riflettono una crescente integrazione tra tecnologie automatizzanti e digitalizzanti che rende più complessa una distinzione chiara tra le due categorie. Infine, 22 progetti non presentano riferimenti specifici, né all'automazione né alla digitalizzazione, e sono stati considerati non classificabili. Questi ultimi suggeriscono la presenza di obiettivi innovativi che non rientrano nelle due macrocategorie principali.

La Tabella 4 illustra la distribuzione dei progetti per annualità del bando regionale. I dati evidenziano una crescita costante del numero complessivo di progetti presentati, che sono aumentati da 221 nel 2014 a 286 nel 2020, a dimostrazione di un crescente interesse delle imprese per il finanziamento regionale.

Tuttavia la quota di progetti ammessi si è ridotta significativamente nel tempo dal 77% del totale nel 2014, al 26% nel 2020.

Più in dettaglio, nel 2020 oltre il 71% dei progetti finanziati dalla Regione riguarda investimenti in nuove tecnologie digitali. Il picco di progetti ammessi in ambito digitale si è, invece, registrato nel 2017, con 133 progetti approvati, un dato che evidenzia un forte orientamento verso l'adozione di strumenti tecnologici avanzati per migliorare i processi decisionali e gestionali.

I progetti di automazione invece, si sono ridotti drasticamente durante il periodo, passando da 51 nel 2014 a 28 nel 2020. Anche la quota di progetti ammessi è diminuita in modo marcato, dal 74% del 2014 al 39% nel 2020.

I progetti classificati come indeterminati sono invece, leggermente aumentati nel periodo considerato, passando da 24 nel 2014 a 33 nel 2020. Tuttavia, il numero di progetti ammessi e finanziati è rimasto piuttosto basso, con soli 10 progetti approvati nell'ultimo bando. Questa crescita potrebbe evidenziare una maggiore integrazione tra tecnologie automatizzanti e digitalizzanti, che rende più complessa la distinzione tra i due tipi di investimento.

Infine, i progetti non classificabili, che non presentano riferimenti chiari né all'automazione né alla digitalizzazione, sono diminuiti da 15 nel 2014 a 5 nel 2020.

La seconda classificazione si concentra, invece, sulla distinzione tra innovazione di processo e innovazione di prodotto, basandosi sulle parole chiave presenti nei testi dei progetti.

In questo caso, termini quali "realizzare", "sviluppare" e "creare" sono stati associati all'innovazione di prodotto, poiché riflettono attività ed investimenti focalizzati sullo sviluppo di nuovi prodotti o servizi. Al contrario, parole quali "gestire", "organizzare" e "ottimizzare" sono state attribuite all'innovazione di processo, poiché indicano interventi che mirano al miglioramento e all'efficientamento dei processi aziendali esistenti.

Come nella prima classificazione, l'analisi è stata effettuata attraverso l'utilizzo di un software di analisi testuale che calcola la frequenza assoluta delle parole chiave all'interno di ogni testo. I progetti sono stati quindi classificati in base alla predominanza di termini associati a ciascuna delle due categorie e l'analisi è stata successivamente raffinata attraverso una lettura manuale dei progetti che ha permesso una migliore comprensione degli obiettivi strategici definiti dall'azienda all'interno del testo.

Nella Tabella 5 emerge che 486 progetti evidenziano l'intenzione dell'impresa di investire nell'innovazione di prodotto. Al contrario, 162 progetti sono legati all'innovazione di processo, mirata a migliorare l'efficienza produttiva e gestionale dell'azienda.

Tra i progetti ammessi al finanziamento, 282 riguardano l'innovazione di prodotto e 82 l'innovazione di processo. I progetti classificati come indeterminati sono 110. Questi progetti contengono un numero simile di parole chiave relative all'innovazione di prodotto e di processo. Di questi progetti, solo 56 sono stati ammessi al finanziamento regionale.

Tabella 5: Classificazione dei progetti per tipo di innovazione

	Totale	Ammesso	Non Ammesso
Innovazione di processo	162	82	80
Innovazione di prodotto	486	282	204
Non classificabile	3	1	2
Indeterminato	110	56	54
Totale	761	421	340

Infine, 3 progetti risultano non classificabili, in quanto privi di riferimenti chiari all'innovazione di prodotto o di processo. In questi casi, l'obiettivo dell'investimento non emerge con chiarezza dai testi analizzati. Di questi tre progetti, soltanto uno è stato ammesso al finanziamento regionale.

La Tabella 6 analizza la distribuzione dei progetti per annualità dei bandi regionali, distinguendoli tra innovazione di prodotto e innovazione di processo.

Tabella 6: Classificazione dei progetti per tipo di innovazione e per anno

	2014		2017		2020	
	Totale	Ammesso	Totale	Ammesso	Totale	Ammesso
Innovazione di processo	40	30	53	39	69	13
Innovazione di prodotto	159	121	157	113	170	48
Non classificabile	2	1	0	0	1	0
Indeterminato	20	18	44	25	46	13
Totale	221	170	254	177	286	74

La maggior parte dei progetti presentati e finanziati si concentra sull'innovazione di prodotto, che rappresenta la categoria predominante in tutti i bandi. Nel 2020, quasi il 60% dei progetti presentati evidenzia l'intenzione dell'impresa di investire in un'innovazione di prodotto. Tuttavia, la percentuale di progetti di innovazione di prodotto finanziati in quell'anno è stata pari al 28%, in netta riduzione rispetto agli anni precedenti.

Per quanto riguarda l'innovazione di processo, il numero di progetti presentati è aumentato costantemente, da 40 nel 2014 a 69 nel 2020, segno di un crescente interesse delle imprese per il miglioramento delle proprie modalità operative. Tuttavia, la percentuale di progetti approvati si è ridotta drasticamente nello stesso periodo, passando dal 75% del 2014 al 19% nel 2020.

I progetti classificati come indeterminati mostrano un incremento costante nel corso degli anni, passando da 20 nel 2014 a 46 nel 2020. Questa crescita può essere attribuita ad una crescente sovrapposizione tra innovazione di prodotto e di processo, che rende più complessa una classificazione netta. Anche se i progetti indeterminati rappresentano una quota relativamente bassa del totale, la loro presenza potrebbe evidenziare una tendenza crescente verso l'integrazione delle strategie di innovazione.

Infine, i progetti non classificabili rimangono marginali e non influenzano significativamente il quadro complessivo.

Le due classificazioni proposte rappresentano un aspetto innovativo dell'analisi, consentendo di ottenere una comprensione più chiara delle finalità strategiche che guidano gli investimenti delle imprese.

Il nostro approccio, basato sull'analisi testuale dei progetti, offre una prospettiva originale sulle dinamiche innovative delle imprese toscane.

L'analisi condotta evidenzia una prevalenza di investimenti in tecnologie digitalizzanti, con l'obiettivo principale delle imprese locali di innovare i propri prodotti.

È evidente, inoltre, l'evoluzione delle strategie aziendali, che stanno diventando sempre più complesse. Molti dei progetti analizzati mirano a molteplici obiettivi, il che indica che le imprese stanno adottando approcci più articolati e flessibili, per rispondere a un contesto competitivo in continua trasformazione.

Questa crescente complessità rende necessario un approccio analitico più dettagliato per comprendere appieno la natura degli investimenti. Per questo motivo, le due classificazioni sono state combinate in una matrice che incrocia le categorie di automazione e digitalizzazione con quelle di innovazione di processo e innovazio-

ne di prodotto. Questo ha permesso di individuare quattro categorie principali di investimento: automazione con innovazione di processo, digitalizzazione con innovazione di processo, automazione con innovazione di prodotto e digitalizzazione con innovazione di prodotto. In questo modo, è stato possibile condurre un'analisi più approfondita delle scelte strategiche delle imprese, esplorando con maggiore precisione le implicazioni sul mercato del lavoro.

La Tabella 7 mostra che, tra i 421 progetti ammessi e finanziati, 178 sono legati alla digitalizzazione con innovazione di prodotto, mentre 64 combinano l'investimento in tecnologie digitali con l'innovazione di processo. Questi dati evidenziano l'importanza crescente della digitalizzazione, sia per lo sviluppo di nuovi prodotti che per l'ottimizzazione dei processi produttivi.

Tabella 7: Matrice di classificazione dei progetti

	Innovazione di processo	Innovazione di prodotto	Non classificabile	Indeterminato	Totale
Automazione	6	61	0	4	71
Digitalizzazione	64	178	1	44	287
Non classificabile	1	11	0	0	12
Indeterminato	11	32	0	8	51
Totale	82	282	1	56	421

Per quanto riguarda l'automazione, i progetti focalizzati sull'innovazione di prodotto sono 61, mentre quelli orientati all'innovazione di processo sono solo 6. Questo suggerisce che le imprese considerate tendono a concentrarsi sull'automazione per potenziare le capacità produttive e sviluppare nuovi prodotti, piuttosto che migliorare i processi esistenti.

Questa matrice non solo fornisce una descrizione dettagliata delle tecnologie adottate, ma consente anche di formulare ipotesi sugli effetti potenziali delle diverse combinazioni strategiche.

Da un punto di vista teorico, i progetti di automazione con innovazione di processo mirano ad incrementare la produttività aziendale attraverso la sostituzione di compiti manuali e ripetitivi. Tuttavia, questi interventi possono avere effetti contrastanti sul mercato del lavoro: da un lato, è probabile una riduzione delle posizioni per le mansioni meno qualificate; dall'altro, l'impatto complessivo sul numero di addetti e sui laureati risulta ambiguo. I progetti di digitalizzazione con innovazione di processo, invece, sono generalmente associati ad un aumento della produttività, ma potrebbero determinare una riduzione del numero di lavoratori con ruoli amministrativi e d'ufficio.

Per quanto riguarda i progetti di automazione con innovazione di prodotto, l'effetto atteso è un aumento della produttività, ma anche una crescita nel numero totale di lavoratori collegata all'idea di un ampliamento dei mercati di sbocco e quindi delle produzioni di beni e servizi, con un possibile aumento nel numero di lavoratori giovani e laureati. Infine, i progetti di digitalizzazione con innovazione di prodotto puntano a migliorare l'efficienza produttiva e a promuovere lo sviluppo di competenze avanzate, fondamentali per la competitività internazionale delle imprese. In questo senso, è presumibile un incremento del valore aggiunto complessivo e un impatto positivo sull'occupazione di figure altamente qualificate e con elevati titoli di studio. Sebbene l'effetto sugli addetti totali e sui giovani sia ambiguo, questi progetti possono favorire la creazione di nuove professionalità specializzate.

La Tabella 8 presenta la matrice di classificazione dei progetti approvati nel 2014, anno in cui sono stati finanziati 170 progetti. Oltre il 70% di questi progetti riguarda un'innovazione di prodotto, confermando l'interesse delle imprese verso lo sviluppo di nuovi prodotti come principale strategia per accrescere la propria competitività sul mercato.

Per quanto riguarda l'innovazione di processo, sono stati approvati 30 progetti, che rappresentano una parte significativa del totale.

La digitalizzazione, invece, ha un ruolo centrale, con 101 progetti approvati. Complessivamente, 64 di questi progetti sono rivolti all'innovazione di prodotto, a dimostrazione dell'importanza crescente delle tecnologie digitali nello sviluppo di soluzioni innovative. Al contempo, 23 progetti combinano l'innovazione di processo con la digitalizzazione, evidenziando come queste tecnologie possano rappresentare un elemento strategico per ottimizzare le attività produttive e migliorare l'efficienza operativa delle imprese.

Tabella 8: Matrice di classificazione dei progetti nel 2014

	Innovazione di processo	Innovazione di prodotto	Non classificabile	Indeterminato	Totale
Automazione	2	33	0	3	38
Digitalizzazione	23	64	1	13	101
Non classificabile	1	10	0	0	11
Indeterminato	4	14	0	2	20
Totale	30	121	1	18	170

In totale, 38 progetti riguardano l'investimento in nuove tecnologie automatizzanti. La maggior parte di questi progetti è orientata all'innovazione di prodotto, mentre solo 2 progetti si concentrano sull'innovazione di processo. Questo dato suggerisce che le imprese utilizzano l'automazione prevalentemente per potenziare la propria capacità produttiva e introdurre nuovi prodotti, piuttosto che per migliorare l'efficienza dei processi esistenti.

Un ulteriore dato interessante riguarda i 20 progetti classificati come indeterminati, ovvero casi in cui gli obiettivi non sono chiaramente attribuibili né all'automazione né alla digitalizzazione. La maggior parte di questi progetti è stata associata all'innovazione di prodotto, mentre 4 sono collegati all'innovazione di processo.

Infine, la categoria dei progetti non classificabili comprende 11 casi, una quota marginale rispetto al totale, che rappresenta situazioni in cui non è stato possibile attribuire una classificazione chiara ai progetti approvati.

La metodologia adottata, che può essere in futuro replicata su scala nazionale e internazionale, offre un contributo significativo al dibattito sull'adozione delle tecnologie e sul loro impatto economico e occupazionale, fornendo strumenti utili per una pianificazione strategica che favorisca uno sviluppo equilibrato e sostenibile delle imprese.

3 Dalla letteratura alle variabili risultato

3.1 Cenni al recente dibattito su digitalizzazione, automazione, produttività e lavoro

Negli ultimi anni la diffusione delle tecnologie digitali ha portato ad una trasformazione senza precedenti, coinvolgendo imprese e territori in un cambiamento profondo. Questa rivoluzione sta ridefinendo i modelli di business e le catene del valore, influenzando in modo significativo settori economici e sociali. Le nuove tecnologie, caratterizzate da un elevato grado di interconnessione, danno vita a paradigmi produttivi innovativi, in cui macchine, oggetti e sistemi operano in maniera sempre più integrata e sinergica.

Nell'ambito manifatturiero, questa rivoluzione digitale può combinarsi con il fenomeno dell'automazione e della robotizzazione dei processi produttivi ed è nota anche come Industria 4.0. In parallelo, la servitizzazione – ovvero l'integrazione di servizi nei prodotti – ha acquisito una maggiore rilevanza. Le imprese offrono soluzioni che combinano beni materiali con servizi innovativi, come monitoraggio delle performance, manutenzione remota, modelli di leasing o pay-per-use. Questo approccio, oltre a rispondere alle preferenze di consumo emergenti, rappresenta un ulteriore fattore abilitante della trasformazione digitale.

La digitalizzazione e la servitizzazione, pur essendo due fenomeni distinti, sono strettamente interconnessi nel settore manifatturiero. In particolare, la servitizzazione funge da catalizzatore per la digitalizzazione, sia nel rapporto con i clienti che nelle fasi produttive a monte, contribuendo a ridefinire i modelli operativi delle imprese. Queste trasformazioni coinvolgono aziende di tutte le dimensioni, imponendo cambiamenti sia nell'organizzazione interna che nelle relazioni con fornitori, clienti, stakeholder e territori.

Queste tendenze generano nuove opportunità per imprese di ogni settore e non riguardano solo i produttori di macchinari, ma anche le realtà del Made in Italy, dove la customizzazione dei prodotti sta emergendo come un elemento chiave per competere sul mercato globale. Inoltre, il loro impatto si estende a territori di ogni tipo: dalle aree avanzate specializzate nei settori ICT, che sono il fulcro dei processi innovativi, fino ai distretti della manifattura tradizionale italiana, spesso più distanti dai centri tecnologici ma comunque coinvolti in questa trasformazione.

3.2 Industria 4.0: la fabbrica intelligente

Per comprendere appieno il concetto di Industria 4.0 è necessario introdurre il concetto di sistema ciber-fisico (SCF). Un sistema *ciber-fisico* (SCF) è composto da unità fisiche, come macchinari e impianti, integrate tra di loro attraverso sistemi informatici avanzati. Questi sistemi consentono non solo la collaborazione e l'interazione all'interno dell'impresa, ma anche la connessione e la comunicazione con altri SCF esterni, creando un ecosistema produttivo altamente interconnesso.

Un'*impresa intelligente* – protagonista ideale di Industria 4.0 – adotta SCF per riorganizzare i processi produttivi secondo cinque dimensioni fondamentali: i) *produzione intelligente*: le tecnologie creano una continua collaborazione tra operatore, macchine e strumenti; ii) *servizi intelligenti*: le infrastrutture informatiche integrano il sistema macchine-operatori interno, connettendolo a quello di fornitori e clienti; iii) *energia intelligente*: le infrastrutture informatiche, grazie alle loro capacità computazionali e di controllo, si pongono alla base di sistemi di produzione che prevengono e controllano gli sprechi energetici, ottimizzando la gestione dei rifiuti e delle esternalità ambientali, in linea con il paradigma della transizione verde. Ampliando la visuale, ciascuna fabbrica intelligente prende parte inoltre a: iv) un *ciclo di vita intelligente del prodotto*, dove le tecnologie digitali permeano lo sviluppo di un nuovo prodotto, la gestione del suo ciclo di vita coinvolgendo fornitori e clienti; v) una *catena intelligente di fornitura*, dove le tecnologie digitali permettono la pianificazione dei flussi fisici, finanziari e informativi nel sistema logistico-produttivo allargato, legato, ad esempio, a una determinata catena del valore.

La transizione verso Industria 4.0 si basa sull'adozione di *tecnologie abilitanti* o *intelligenti*. L'adozione delle nuove tecnologie deve essere necessariamente sostenuta da una riconfigurazione del *modello di business* dell'impresa, ossia dell'insieme di soluzioni organizzative e strategiche che permettono all'impresa di creare valore. Quest'ultimo aspetto non è sempre scontato, soprattutto nelle strutture imprenditoriali più tradizionaliste e meno aperte al cambiamento.

In letteratura economica, sono state proposte diverse classificazioni delle tecnologie abilitanti. Ad esempio, il Politecnico di Milano individua nella sua classificazione sei tipologie di tecnologie abilitanti che possono essere raggruppate in due macrogruppi: le *tecnologie dell'informazione* (IT) e le *tecnologie operazionali* (OT). Tra le tecnologie IT si possono trovare: a) *internet delle cose a livello industriale* (IIoT): ogni oggetto fisico ha un suo gemello digitale capace di identificazione, localizzazione, diagnosi di stato, acquisizione di dati, elaborazione, attuazione e comunicazione, collocato in una rete intelligente di oggetti che abilita nuove logiche di gestione della produzione; b) *industrial analytics*: raccolta, elaborazione e utilizzo dei dati generati nelle operazioni industriali e durante l'intero ciclo di vita di prodotti e servizi (Big data, Blockchain, Business intelligence, ecc.); c) *cloud manufacturing*: tramite la rete Internet, si abilita l'accesso diffuso, agevole e on demand a un insieme virtualizzato, condiviso e configurabile di risorse a supporto di processi produttivi e di gestione della supply chain.

Tra le tecnologie OT si possono, invece, trovare: d) *automazione avanzata*: sistemi automatizzati dotati di elevata capacità cognitiva, interazione e adattamento al contesto, auto-apprendimento e riconfigurabilità, come, ad esempio, robot collaborativi progettati per lavorare al fianco degli operatori; e) *interfacce uomo-macchina*: dispositivi indossabili e nuove interfacce tra uomo e macchina, per l'acquisizione e la veicolazione di informazioni, come, ad esempio, display touch, scanner 3D e visori per la realtà aumentata; f) *manifattura additiva*: tecniche di stampa 3D, strato per strato, che rivoluzionano i processi tradizionali basati sull'asportazione o sulla deformazione plastica di materiale.

3.3 Digitalizzazione e Automazione: minacce e opportunità per il lavoro

L'impatto delle nuove tecnologie digitali e dell'automazione sul mercato del lavoro rappresenta un tema complesso e ricco di sfaccettature, strettamente legato alla produttività aziendale, alla struttura occupazionale e alle politiche pubbliche. Da sempre, l'automazione industriale mira a migliorare l'efficienza e la produttività delle imprese e questo solleva timori per il possibile spiazzamento del lavoro umano. Questi timori non sono nuovi e, storicamente, il progresso tecnologico è stato accompagnato da timori collettivi di perdita di posti di lavoro, alimentati dai cambiamenti industriali che modificano profondamente la struttura economica (Schumpeter, 1942).

Già agli inizi del XIX secolo, l'introduzione dei telai meccanici in Inghilterra provocò la rivolta violenta dei lavoratori salariati, che vedevano nelle nuove tecnologie causa di disoccupazione e bassi salari. Anche oggi, con l'avvento dell'Industria 4.0, tali paure emergono nuovamente, amplificate dalla retorica sulla transizione digitale e dalla percezione di una pressione sui posti di lavoro.

Recenti studi empirici, in parte precedenti all'avvento del paradigma Industria 4.0, mostrano che l'automazione ha difatti in alcuni casi distrutto posti di lavoro, prevalentemente routinari, causando anche una compressione dei salari. Tuttavia, il dibattito scientifico rimane aperto: se da un lato è chiaro che l'automazione può sostituire compiti esistenti, dall'altro si discute se e in che misura essa crei nuovi task complementari all'interno delle imprese digitalizzate o nel settore dei servizi. La creazione di questi nuovi compiti potrebbe rappresentare una compensazione, sia in termini occupazionali che salariali, ma le evidenze finora raccolte sono discordanti.

Negli studi condotti negli Stati Uniti, prevale un quadro complessivamente negativo: l'automazione ha ridotto l'occupazione industriale e mantenuto bassi i salari, mentre i nuovi compiti creati non sono stati sufficienti a compensare i posti di lavoro persi. Al contrario, dagli studi realizzati in Germania emerge un quadro meno pessimistico, con spiazzamenti più contenuti e nuovi task creati in misura consistente anche all'interno dei medesimi settori manifatturieri interessati dall'automazione. In alcuni casi, inoltre, la robotizzazione ha comportato dei dislocamenti nel settore manifatturiero, ma ha anche favorito la nascita di nuovi impieghi nei servizi, contribuendo così a un bilancio occupazionale positivo nel lungo periodo (Dauth et al., 2018, 2021).

La differenza è verosimilmente legata sia alla presenza, in Germania, di meccanismi di protezione del lavoro più forti che negli Stati Uniti, sia al fatto che l'offerta di soluzioni di automazione e digitalizzazione è appannaggio in Germania dello stesso settore manifatturiero cui tali soluzioni sono destinate, mentre negli Stati Uniti essa proviene in misura rilevante anche dal settore dei servizi.

Dal punto di vista teorico, il progresso tecnologico migliora la produttività e, nel lungo periodo, promuove un equilibrio di mercato più efficiente (Cirillo et al., 2022; Nucci et al., 2023). Tuttavia, le fasi di transizione implicano sfide rilevanti. La letteratura economica suggerisce che i ritorni sugli investimenti in automazione sono incerti nel breve periodo, portando spesso a sotto-investimenti che impattano negativamente sulla crescita economica e sulla diffusione delle tecnologie digitali (Stoneman and Diederer, 1994; Stoneman and Battisti, 2010).

Inoltre, alcuni studi evidenziano che l'impatto degli investimenti sulla produttività tende a diminuire nel tempo, raggiungendo un picco al momento dell'investimento iniziale (Bessen, 2020; Bettiol et al., 2024). A ciò si aggiunge che i benefici derivanti dall'innovazione non sono distribuiti in modo equo: i lavoratori altamente qualificati ne traggono maggiore vantaggio, mentre quelli meno qualificati rischiano l'esclusione, contribuendo alla polarizzazione del mercato del lavoro.

In questo contesto, una delle principali sfide per la politica pubblica è rimuovere gli ostacoli alla diffusione delle tecnologie, poiché tali barriere limitano la crescita economica e rallentano i progressi tecnologici (Veugelers and Wang, 2019). Sebbene la letteratura sul finanziamento pubblico degli investimenti in tecnologie digitali sia limitata, è evidente che l'adozione delle nuove tecnologie ha ampliato il divario produttivo tra le grandi imprese e le altre realtà aziendali negli ultimi decenni (Andrews et al., 2018).

Negli ultimi anni, il dibattito sugli effetti della digitalizzazione sul mercato del lavoro si è intensificato. Uno degli argomenti più discussi riguarda il potenziale impatto di sostituzione che l'automazione potrebbe avere sull'occupazione. Si stima, ad esempio, che circa il 47% delle professioni negli Stati Uniti potrebbe essere automatizzata nei prossimi vent'anni, una previsione che ha allarmato non solo gli economisti, ma anche i policymaker (Frey and Osborne, 2017). Anche in Europa e nei paesi OCSE si registrano proiezioni preoccupanti: il rapporto McKinsey, per esempio, prevede che entro il 2030 l'automazione potrebbe interessare 50 milioni di lavoratori. Tuttavia, le conclusioni di questi studi non sono sempre coerenti, mostrando differenze significative in base alla regione o alla tipologia di lavoro considerato (Autor, 2015; Berger and Frey, 2016; Arntz et al., 2017; Sorgner et al., 2017; Dengler and Matthes, 2018).

Parallelamente, emergono segnali positivi dall'adozione di tecnologie digitali e molteplici studi evidenziano che l'introduzione delle nuove tecnologie digitali può favorire un aumento della produttività e, in alcuni casi, persino creare nuove opportunità lavorative (Balsmeier and Delanote, 2015; Balsmeier and Woerter, 2019; Humlum, 2020). Tuttavia, non tutti i settori e i lavoratori beneficiano in egual misura del progresso tecnologico ma è sempre più evidente una polarizzazione del mercato del lavoro, con un aumento delle opportunità per i lavoratori altamente qualificati e un rischio crescente per quelli con competenze più basse (Tang et al., 2021).

Questo fenomeno di *polarizzazione occupazionale* è uno degli effetti più discussi della trasformazione digitale (Graetz and Michaels, 2018; Dixon et al., 2021; Caselli et al., 2024).

Il divario tra lavoratori qualificati e non qualificati rappresenta una delle principali sfide per le politiche del lavoro per garantire che anche i lavoratori meno qualificati possano beneficiare delle nuove tecnologie. In molti casi, la carenza di competenze tecniche e digitali non solo limita i benefici che i lavoratori meno qualificati possono trarre dall'automazione, ma frena anche le imprese nell'adottare pienamente le innovazioni tecnologiche (Wang and Siau, 2019). Per superare questa barriera, è fondamentale investire in formazione continua e riqualificazione professionale per i lavoratori con competenze limitate per permettere loro di adattarsi ai cambiamenti del mercato del lavoro e sfruttare i benefici delle innovazioni tecnologiche. Infatti, le nuove tecnologie digitali migliorano la produttività aziendale solo quando sono integrate con investimenti adeguati nelle competenze dei lavoratori (Colombari et al., 2023).

Alcuni paesi stanno già adottando politiche mirate a incentivare la formazione del personale per affrontare le sfide poste dalla digitalizzazione. In Italia, ad esempio, il programma *Tax Credit 4.0* fornisce incentivi fiscali alle aziende che investono nella formazione per l'Industria 4.0, contribuendo a rafforzare le competenze della forza lavoro in vista delle trasformazioni tecnologiche.

Queste iniziative trovano fondamento in evidenze empiriche che mostrano come le imprese impegnate nell'innovazione tecnologica siano più propense a investire nella formazione digitale del personale, massimizzando così i benefici offerti dalla digitalizzazione (Acemoglu and Restrepo, 2022; Pedota et al., 2023).

Tuttavia, gli investimenti in tecnologie digitali possono avere un impatto significativo sulla capacità produttiva e sull'occupazione, ma il loro effetto dipende da molteplici fattori, come il tipo di tecnologia adottata e la dimensione dell'impresa.

Per esempio, gli investimenti in robotica industriale hanno prodotto risultati contrastanti: da un lato, in alcuni settori si è registrato un aumento dell'occupazione; dall'altro, in contesti altamente automatizzati, i robot hanno sostituito i lavoratori in diverse mansioni (Ballestar et al., 2020; Domini et al., 2022; Bonfiglioli et al., 2022; Belloc et al., 2023). Allo stesso tempo, altre tecnologie, come quelle legate all'analisi dei dati e alla gestione delle informazioni, evidenziano un effetto positivo sia sulla produttività sia sulla creazione di nuovi posti di lavoro (Caselli et al., 2024).

Una distinzione utile per comprendere meglio questi fenomeni è quella tra tecnologie operative, come i robot automatizzati, e tecnologie basate sui dati, come il cloud computing e l'intelligenza artificiale, proposta in Caselli et al. (2024). Le prime tendono a sostituire specifiche mansioni lavorative, mentre le seconde possono favorire una riorganizzazione del lavoro aumentando la produttività complessiva, senza influenzare negativamente l'occupazione.

Altri studi differenziano, invece, tra investimenti in robotizzazione, progettazione assistita da computer (CADM), controllo basato su dati (DDC) e sistemi di produzione flessibili (FPS), riscontrando che l'introduzione simultanea di robot e DDC aumenta la produttività aziendale ma provoca una riduzione dell'occupazione complessiva (Camina et al., 2020; Kariel, 2021).

Infine, la dimensione aziendale gioca un ruolo cruciale nella scelta dell'impresa di investire in nuove tecnologie. Le grandi imprese, grazie alla maggiore disponibilità di risorse e alla capacità di investire su larga scala, sono generalmente più avvantaggiate rispetto alle piccole e medie imprese. Queste ultime faticano a integrare le tecnologie digitali e a riqualificare il personale, risultando più vulnerabili alle sfide della digitalizzazione (Aghion et al., 2020; Benmelech and Zator, 2022; Copestake et al., 2024).

In sintesi, gli investimenti in tecnologie digitali possono rappresentare un importante volano per la produttività e la crescita economica, ma i loro effetti sull'occupazione sono articolati e influenzati da diversi fattori, tra cui la tipologia di tecnologia implementata, la dimensione aziendale e le competenze della forza lavoro. L'introduzione di tecnologie avanzate offre sfide ed opportunità, ma deve essere accompagnata da un'adeguata formazione del personale affinché i benefici della digitalizzazione possano essere pienamente sfruttati.

3.4 Le variabili risultato

Prima di fornire un'illustrazione del disegno valutativo e una definizione delle quantità causali di interesse è opportuno soffermarci - alla luce della letteratura empirica precedentemente discussa - sulle variabili risultato e sul loro significato nel contesto di questo studio.

La Tabella 9 fornisce un colpo d'occhio sulle variabili in questione, specificando per ognuna la fonte dalla quale è stata rilevata l'informazione, nonché il periodo temporale cui fa riferimento la rilevazione stessa. Come anticipato, il nostro interesse verte su variabili risultato relative alla produttività e, soprattutto, al lavoro. Con riferimento alla produttività, la variabile risultato di interesse è il valore aggiunto dell'impresa, rilevato sulla base dei dati di bilancio AIDA. Il valore aggiunto è dato dalla differenza fra il valore della produzione di beni e servizi, e i costi sostenuti presso altre aziende da parte delle singole unità produttive per l'acquisto di input produttivi. Esso rappresenta quindi il valore che i fattori produttivi utilizzati dall'impresa - capitale e lavoro - hanno 'aggiunto' agli input acquistati dall'esterno, in modo da ottenere una data produzione. In questo senso, esso quantifica la produttività generata dai fattori produttivi interni complessivamente considerati. L'uso del valore aggiunto rappresenta una scelta pragmatica che consente di ottenere una misura affidabile ed efficace, in particolare in contesti in cui la semplicità e l'accessibilità dei dati sono fattori cruciali.

Invece, per la dimensione del lavoro, concentreremo l'attenzione sugli addetti e su alcune altre variabili risultato che rappresentano le posizioni lavorative "movimentate" all'interno dell'impresa per determinati profili professionali (qualifiche).

Gli addetti complessivi dell'unità locale rappresentano la più semplice variabile risultato relativa all'occupazione. Si tratta dello "stock" di addetti dell'unità produttiva (coincidente nella stragrande maggioranza dei casi con l'impresa) misurato in un determinato anno. Sulla base della teoria e della letteratura empirica precedenti, il rapporto tra digitalizzazione/automazione e addetti complessivi dell'impresa è ambiguo: molto dipende da cosa accade, e con quale forza, a particolari sottoinsiemi degli addetti che verranno esaminati tramite le variabili risultato relative alle posizioni lavorative movimentate per profilo professionale.

La scelta di focalizzare l'attenzione sui profili professionali, o qualifiche, può apparire disallineata con le indicazioni della letteratura internazionale, che si è concentrata sul concetto di mansione. La mansione lavorativa (task) è l'insieme delle attività, dei compiti e delle operazioni che un soggetto è tenuto a compiere nel contesto di un rapporto di lavoro, intese come unità di lavoro in cui è scomponibile una determinata attività volta a produrre un output. Le competenze sono incorporate nei lavoratori e servono per svolgere determinati tasks. L'utilizzo di una combinazione di skills necessaria per eseguire una mansione è decisa dall'organizzazione del lavoro e può variare. Per di più, un task può per sua natura essere svolto da una persona (in loco o lontano dal luogo di produzione), da una macchina o dall'interazione uomo-macchina. È chiaro come tale distinzione permetta di specificare l'impatto dell'introduzione di tecnologie sulla divisione del lavoro, intervenendo sulla domanda di competenze. I tasks possono essere classificati in routinari e non routinari, manuali o cognitivi. La routinarietà è una dimensione trasversale rispetto a quella manuale-cognitiva ed è utilizzata per determinare il grado di sostituibilità e complementarità dell'uomo con la macchina (Autor et al., 2003; Levy and Murnane, 2004; Autor, 2013; Autor and Price, 2013; Autor, 2015). Purtroppo, le mansioni non sono direttamente mappabili in Italia con dati recenti, il che impone di spostare l'attenzione su approssimazioni empiriche delle mansioni stesse, quali sono le qualifiche professionali.⁷

La classificazione delle qualifiche che utilizzeremo è lo schema CP2011 elaborato da ISTAT, allineato all'International Standard Classification of Occupations (Isco08). La ramificazione del database è incardinata su due principi: livello di competenza e ambito di competenza. L'ambito di competenza identifica il settore lavorativo in cui si svolge la professione individuata dalla classificazione. Nella struttura CP2011 Istat, il suo ruolo è quello di guida nella segmentazione dei grandi gruppi professionali nelle ramificazioni successive. I livelli di competenza identificati dalla CP2011 sono 4 e sono delineati facendo riferimento alla natura del lavoro, al livello di istruzione formale necessario, e alla quantità di formazione e/o esperienza richieste. La loro funzione è quella di consentire l'individuazione dei grandi gruppi professionali. Vediamoli nel dettaglio. Primo livello (il più basso): comprende le professioni che comportano l'esecuzione di compiti semplici, di tipo fisico o manuale, per i quali possono risultare necessarie forza e resistenza. Alcune di queste professioni possono richiedere il completamento dell'istruzione primaria o di un breve periodo di formazione sul lavoro. Secondo livello: si tratta di professioni che possono richiedere l'uso e l'azionamento di macchinari, la manutenzione e

⁷ Per l'Italia il principale punto di riferimento nell'analisi del contenuto delle professioni è il "Sistema informativo sulle professioni", progetto ideato da Inapp (ex-Isfol) e Istat. Esso raccoglie informazioni qualitative e dati statistici sulle 800 unità professionali classificate secondo l'International Standard Classification of Occupations (ISCO). Più precisamente, per singola professione al massimo livello di disaggregazione (5 digit), il sistema fornisce circa 450 punteggi di importanza e complessità relativi a conoscenze, competenze, abilità, valori, attività, stili e condizioni di lavoro. I dati italiani sono stati raccolti per la prima volta mediante un'indagine nazionale sulle professioni la cui prima edizione si è conclusa a fine 2007, mentre una seconda a fine 2012.

riparazione di attrezzature elettroniche, la manipolazione e l'ordinamento di informazioni. È necessario saper leggere e scrivere e in molti casi l'alfabetizzazione e la capacità di calcolo richieste sono avanzate. Generalmente, per svolgere queste professioni, bisogna aver concluso il primo grado dell'istruzione secondaria. Inoltre, può essere necessario seguire corsi di formazione professionale. Terzo livello: sono qui comprese tutte quelle professioni che richiedono lo svolgimento di compiti tecnico-pratici complessi, che richiedono conoscenze specialistiche. Il grado di alfabetizzazione richiesto è elevato, così come la capacità di comunicazione interpersonale, di comprensione di testi, di preparazione di rapporti tecnici. Conoscenze e competenze necessarie sono quelle tipiche di un percorso di istruzione superiore o lauree di primo livello (sostituibili, però, in alcuni casi, da una corposa esperienza lavorativa). Quarto livello: è il livello massimo, in cui rientrano professionisti chiamati a risolvere problemi complessi e prendere decisioni strategiche. Quindi sono richieste conoscenze teoriche e pratiche approfondite, che si associano ad un livello di alfabetizzazione molto elevato, con eccellenti capacità di relazione, comunicazione, comprensione testi. Tutte skill che possono essere acquisite con un percorso di istruzione pari almeno ad una laurea di secondo livello, spesso seguito dall'acquisizione di titoli o qualifiche specifiche.

I grandi gruppi professionali definiti dalla classificazione ISTAT 2011 sono i seguenti: (i) imprenditori e alta dirigenza; (ii) professioni intellettuali, scientifiche e di elevata specializzazione; (iii) professioni tecniche; (iv) professioni esecutive nel lavoro di ufficio; (v) professioni qualificate nelle attività commerciali e nei servizi; (vi) lavoratori specializzati; (vii) conduttori di impianti, macchinari e veicoli; (viii) professioni non qualificate.

Le posizioni lavorative sono definite come il numero dei posti di lavoro alle dipendenze intestati all'impresa in un determinato arco temporale, dati dalla somma delle giornate lavorate presso l'impresa nel periodo considerato, divisa per il numero di giorni lavorabili nel medesimo periodo. La ricostruzione delle posizioni lavorative per qualifica professionale è avvenuta tramite i dati del Sistema Informativo Lavoro (SIL). Ciascuna impresa è tenuta a dare comunicazione ai Centri per l'impiego delle assunzioni effettuate, specificando qualifica di inserimento, data di avviamento, durata e tipologia del contratto, generalità del lavoratore. Analoga comunicazione deve avvenire alla cessazione del rapporto di lavoro precedentemente instaurato. In Toscana, tutta l'informazione derivante dalle comunicazioni appena ricordate è raccolta nel Sistema Informativo Lavoro (SIL). A partire da quest'ultimo giacimento informativo, e incrociando con la classificazione ISTAT delle professioni 2011, è stato possibile mettere a fuoco e per ciascun anno pre- e post-intervento, il numero di posizioni lavorative per tipo di professione. Si fa notare che le posizioni così ricostruite rappresentano la movimentazione di posizioni professionali attuata dall'impresa in un determinato momento di tempo e che la somma delle posizioni può non riportare allo stock degli addetti complessivi in quel momento, stock che comprende anche le posizioni professionali attivate prima dell'inizio del periodo di osservazione che sono ancora in essere. Il dato sulle posizioni movimentate è tuttavia di grande interesse, poiché esso testimonia se, con quale direzione e forza, l'impresa sta intervenendo sulla composizione della propria forza lavoro.

Allo scopo di selezionare variabili risultato di interesse per la dimensione del lavoro, aggregiamo le posizioni lavorative afferenti ai profili professionali (i) (ii) e (iii), in modo da ottenere il numero di posizioni lavorative per qualifiche elevate. Le posizioni relative ai profili (vi), (vii) e (viii) sono invece prese in esame in forma disaggregata, mentre le posizioni relative ai profili (iv) e (v) non sono prese in considerazione perché più difficili da raccordare, dal punto di vista logico, ai processi di digitalizzazione e automazione che interessano le imprese in esame.

Sulla base della teoria e della letteratura empirica precedenti, il rapporto tra automazione, digitalizzazione e posizioni professionali può essere più ambiguo e sfaccettato di quello con la produttività. Il "rinforzo" a questi processi offerto dal programma di aiuti alla R&S potrebbe agire anche qui nel medio-lungo periodo, una volta che i progetti di R&S trovano applicazione a livello industriale nelle imprese che li hanno condotti. In presenza di automazione finalizzata a guadagni di efficienza, ci si potrebbe ad esempio attendere la sostituzione del lavoro meno qualificato con le macchine, mentre potrebbero crescere non solo i profili più qualificati addetti alla "gestione" del processo produttivo automatizzato ma anche i conduttori di macchinari. Se invece l'automazione è finalizzata all'aumento della scala produttiva, gli effetti di spiazzamento delle posizioni non qualificate potrebbero non aver luogo, a fianco di profili più qualificati che vedono crescere il loro peso relativo in azienda. La digitalizzazione, se finalizzata alla ricerca di efficienza, potrebbe spiazzare una parte del lavoro, per esempio quello più tecnico e manuale, e avere effetti ambigui sulle posizioni qualificate. Se invece finalizzata all'aumento della scala produttiva, la digitalizzazione dovrebbe accrescere il peso relativo in azienda dei

Tabella 9: Le variabili risultato

Variabili risultato	Fonte	Unità temporale (t)	Periodo di rilevazione	Definizione, per ogni unità temporale annuale t
Valore aggiunto	Bilanci AIDA	annuale	2014-2022	Valore in euro
Addetti complessivi		annuale	2014-2022	Conteggio degli addetti
N. di posizioni lavorative per qualifiche elevate	Sistema Informativo Lavoro di Regione Toscana, classificazione ISTAT delle professioni 2011 (classi i, ii e iii)	annuale	2014-2022	Conteggio delle posizioni di qualifiche in t ascrivibili all'impresa i
N. di posizioni di operai specializzati	Sistema Informativo Lavoro di Regione Toscana, classificazione ISTAT delle professioni 2011 (classe vi)	annuale	2014-2022	Conteggio delle posizioni di qualifiche in t ascrivibili all'impresa i
N. di posizioni di conduttori di impianti, macchinari e veicoli	Sistema Informativo Lavoro di Regione Toscana, classificazione ISTAT delle professioni 2011 (classe vii)	annuale	2014-2022	Conteggio delle posizioni di qualifiche in t ascrivibili all'impresa i
N. di posizioni per professioni non qualificate	Sistema Informativo Lavoro di Regione Toscana, classificazione ISTAT delle professioni 2011 (classe viii)	annuale	2014-2022	Conteggio delle posizioni di qualifiche in t ascrivibili all'impresa i

profili qualificati, con sostanziale invarianza degli altri.

Essendo molto difficile definire in modo univoco gli effetti attesi del programma su ognuna delle variabili risultato, anche in funzione di contenuti differenziati dei progetti, ci asterremo da ogni ulteriore speculazione e adotteremo un approccio causale di tipo esplorativo, slegato dalla verifica puntuale di ipotesi precostituite.

4 Costruzione del data set

Il dataset è stato ottenuto attraverso l'integrazione di diverse fonti dati di natura amministrativa. La Regione Toscana ha fornito dati amministrativi relativi ai progetti presentati da imprese toscane in risposta ai bandi per la R&S nel periodo di programmazione 2014-20 da cui sono deducibili anche alcune informazioni sulle imprese beneficiarie. Inoltre la Regione Toscana ha reso disponibili i progetti stessi, rendendo così possibile implementare un'analisi testuale dei testi dei progetti presentati (e in particolare dei testi degli abstract, parole chiave e descrizione dei progetti) sulla base della quale i progetti sono stati classificati in funzione del loro potenziale di automazione digitale e di innovazione di prodotto e di processo. Dettagli sull'implementazione dell'analisi testuale e sui risultati ottenuti da essa sono descritti nel Paragrafo 2. Studi recenti hanno evidenziato

che la disponibilità di dati in formato testo in studi causali può essere una fonte informativa preziosa (e.g., [Roberts et al., 2020](#); [Mozer et al., 2020](#); [Egami et al., 2022](#); [Mozer et al., 2024](#)).

Integrando l'output dell'analisi testuale con i dati amministrativi relativi ai progetti presentati è stato ottenuto un data set con le seguenti informazioni: (i) informazioni di background sui progetti presentati, incluse le informazioni dedotte dall'analisi testuale, e sul numero di imprese coinvolte nel progetto dato che un progetto può essere presentato da una singola impresa o da un consorzio di imprese (si veda di seguito); (ii) informazioni di background sulle imprese partecipanti; e (iii) informazioni sul beneficio. Tale data set è stato quindi integrato con dati da altre fonti amministrative, e in particolare con dati di Bilancio disponibili in AIDA (a cui l'Università degli Studi Firenze ha accesso) e con dati estratti da IRPET (committente del presente lavoro) dall'archivio statistico delle imprese attive (ASIA) per ottenere ulteriori informazioni (incluse informazioni longitudinali) su variabili di background e su variabili di risposta relative alle performance delle imprese. In particolare da tali archivi sono state ottenute informazioni sul valore aggiunto, sul numero di addetti, sul numero di dipendenti a tempo indeterminato e sul numero di dipendenti giovani di ciascuna impresa dal 2019 al 2022. Per tale progetto IRPET ha inoltre reso disponibili in forma anonima e utilizzabile dati estratti dal Sistema Informativo Lavoro della Regione Toscana. Tali informazioni sono state utilizzate per costruire ulteriori variabili risultato di interesse sull'occupazione, e in particolare il numero di addetti per qualifica di ciascuna impresa negli anni dal 2019 al 2021.

5 Effetto dei finanziamenti ricevuti nel 2014 sulle imprese toscane

Utilizzando il data set costruito nella prima fase del lavoro, nella seconda fase del lavoro sono state condotte analisi causali utilizzando l'approccio dei risultati potenziali ([Rubin, 1974, 1978](#)), noto anche come modello causale di Rubin ([Holland, 1986](#)). Si veda il libro di [Imbens and Rubin \(2015\)](#) per un'introduzione all'approccio dei risultati potenziali all'inferenza causale. L'analisi causale si è focalizzata sui progetti presentati in risposta bandi emanati nel 2014, in modo da poter valutare anche effetti di medio-lungo periodo.

Il data set comprende $N = 57989$ imprese osservate per $T = 10$ anni dal 2012 al 2021. Si indicizza con $i = 1, \dots, N$ le imprese e con $t = 1, \dots, T$ gli anni. L'obiettivo dello studio è valutare l'effetto causale dei programmi per la R&S attuati dalla Regione Toscana nel 2014, su variabili di produttività e di occupazione. L'anno 2014 è l'anno di trattamento che corrisponde al periodo di osservazione $t = 3$. Indichiamo con $Y^{(\ell)}$, con $\ell = 1, \dots, L$, le variabili di risultato di interesse, che sono in totale $L = 6$: $Y^{(1)}$ = valore aggiunto per addetto; $Y^{(2)}$ = numero totale di addetti; $Y^{(3)}$ = numero di posizioni lavorative per qualifiche elevate; $Y^{(4)}$ = numero di lavoratori specializzati; $Y^{(5)}$ = numero di conduttori di impianti, macchinari e veicoli; $Y^{(6)}$ = numero di addetti con professioni non qualificate (si veda il paragrafo 3.4 per una descrizione e discussione dettagliata di tali variabili). Per ogni impresa $i = 1, \dots, N$ indichiamo con Y_{it}^ℓ il valore osservato della variabile risultato Y_{it}^ℓ al tempo $t = 1, \dots, T$, $\ell = 1, \dots, L$.

Per ogni impresa $i = 1, \dots, N$ si osservano anche variabili di background costanti nel tempo e caratteristiche che variano nel tempo. Indichiamo con \mathbf{X} la matrice di dimensione $N \times K$ delle variabili di background con riga i uguale a $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, \dots, X_{iK})$, che per ogni impresa i include informazioni di background come l'anno di costituzione, la classe NACE (Classificazione statistica delle attività economiche), la provincia, la dimensione di impresa (micro, piccola, media-grande). Indichiamo con $\mathbf{C}^{(h)}$, $h = 1, \dots, H$ la matrice di dimensione $N \times T$ con riga i uguale a $\mathbf{C}_i^{(h)} = (C_{i1}^{(h)}, \dots, C_{iT}^{(h)})$ dei valori osservati nel tempo della caratteristica di impresa tempo-dipendente $C^{(h)}$. Le caratteristiche di impresa tempo-dipendenti includono informazioni di bilancio come il fatturato e il valore aggiunto e informazioni sul numero di addetti. Per $h = 1, \dots, H$, indichiamo inoltre con $\mathbf{C}_{1:t}^{(h)}$ la sottomatrice di $\mathbf{C}^{(h)}$ di dimensione $N \times t$ ottenuta estraendo le prime t colonne della matrice $\mathbf{C}^{(h)}$ con riga i uguale a $\mathbf{C}_{1:t,i}^{(h)} = (C_{i1}^{(h)}, \dots, C_{it}^{(h)})$. Infine per $i = 1, \dots, N$ e $t = 1, \dots, T$, indichiamo con \mathbf{C}_{it} il vettore con elementi $(C_{it}^{(1)}, \dots, C_{it}^{(H)})$.

5.1 Disegno dello studio causale: Disegno Regression Discontinuity

Al fine di implementare l'analisi causale è importante un'attenta definizione dei criteri di selezione delle imprese beneficiarie e degli effetti causali di interesse. Per ottenere il finanziamento, un'impresa deve rispettare

i requisiti di eleggibilità, che richiedono che l'impresa sia un'impresa dinamica, ossia che abbia avuto una variazione di fatturato non negativa tra il 2013 (anno precedente l'emanazione del bando) e il 2009. Per imprese costituite dopo il 2009 il criterio di eleggibilità considera come anno di riferimento per il confronto con il fatturato 2013 il fatturato dedotto dal bilancio dell'anno, successivo al 2009, per cui è disponibile il primo bilancio. Il requisito non è richiesto alle imprese costituite dopo il primo gennaio 2012 che, al momento di presentazione della domanda, non abbiano approvato e depositato gli ultimi due bilanci annuali o non dispongano delle ultime due dichiarazioni dei redditi. Per tale motivo vengono considerate nella valutazione solo imprese che si sono costituite nel 2012 o in anni precedenti per cui si applicano i requisiti di eleggibilità. Imprese non eleggibili possono comunque beneficiare della politica partecipando al bando in forma consorziata formando un consorzio tale che la maggior parte delle imprese (almeno la metà secondo il bando) che compongono il consorzio siano imprese dinamiche. Tali regole di eleggibilità implicano quindi che i progetti finanziati possono essere progetti presentati da una singola impresa dinamica, oppure da un consorzio di imprese in cui la maggior parte delle imprese consorziate sono imprese dinamiche. Formalmente, indicando con S_{it} il fatturato di un'impresa al tempo t , e con t^* il periodo corrispondente all'anno (2014) in cui è emanato il bando R&S ($t^* = 3$ nel presente studio) imprese dinamiche sono imprese per cui $\Delta S_i = S_{it^*-1} - S_{it^*-k} \geq 0$ con $t^* - k = t^* - 5 = -2$ (anno 2009) per imprese con bilancio 2009 e $t^* - k = -1, 0, 1$ (anni 2010, 2011, 2012) per imprese che si sono costituite dopo il 2009 e per cui sono disponibili i bilanci a partire dall'anno 2010, 2011, o 2012.

Si indichi con Z la variabile di eleggibilità; tale variabile è uguale a zero per imprese non dinamiche e uguale a uno per imprese dinamiche: per ogni impresa i , $Z_i = 1$ se $\Delta S_i \geq 0$ e $Z_i = 0$ se $\Delta S_i < 0$. Poiché non tutte le imprese dinamiche partecipano al bando e poiché imprese non dinamiche hanno la possibilità di partecipare al bando consorziandosi con altre imprese, lo status di eleggibilità non coincide con lo status di beneficiaria di un'impresa. La regola di assegnazione del beneficio caratterizza lo studio come uno studio *Regression Discontinuity (RD)* di tipo *fuzzy* con la variazione di fatturato come *forcing variable*, di seguito denominata anche variabile di assegnazione (Thistlethwaite and Campbell, 1960; Imbens and Lemieux, 2008). Il disegno è di tipo fuzzy perché l'eleggibilità al beneficio è determinata dal valore della variazione di fatturato rispetto al valore soglia zero, ma la partecipazione al bando e la ricezione del beneficio non sono determinate soltanto dalla variazione di fatturato, sebbene lo status di impresa dinamica di un'impresa possa essere visto come una forma di incentivo alla partecipazione al bando e alla ricezione del beneficio.

L'intuizione chiave alla base del disegno di RD è che il confronto tra imprese con valori molto vicini della variabile di assegnazione (variazione di fatturato), cioè intorno al punto in cui si osserva la discontinuità, ma con livelli di eleggibilità diversi, possono essere pensate come assegnate in modo casuale e quindi possono fornire informazioni sugli effetti causali di interesse.

Tradizionalmente, tale intuizione è stata formalizzata considerando la variabile di assegnazione come una covariata pre-trattamento e il disegno RD è stato descritto come un disegno irregolare in cui non vale l'assunzione di overlap, ossia tale che, nel contesto in esame, la probabilità che un'impresa dinamica sia eleggibile è uno e la probabilità che un'impresa non dinamica sia eleggibile è zero. In questo approccio, l'obiettivo usualmente è quello di stimare effetti alla soglia, ossia per imprese con variazione di fatturato esattamente pari a zero (si veda, ad esempio Imbens and Lemieux, 2008; Lee and Lemieux, 2010).

Un filone recente della letteratura ha proposto un nuovo approccio, in cui il disegno RD non è più visto come disegno caratterizzato da una violazione estrema dell'ipotesi di overlap, ma è formalizzato come uno studio localmente randomizzato, almeno condizionatamente a delle variabili pretrattamento, per una sottopopolazione di unità con valori della variabile di assegnazione intorno al valore soglia (Cattaneo et al., 2015; Li et al., 2015; Mattei and Mealli, 2017). Nel presente studio si adotta questo nuovo approccio, e in particolare, l'approccio formalizzato da Li et al. (2015). Si veda anche Keele et al. (2015); Mattei and Mealli (2017); Branson and Mealli (2019); Licari and Mattei (2020); Forastiere et al. (2024) per applicazioni e estensioni di tale approccio.

Nel contesto in esame, sotto questo approccio si considera la variabile di assegnazione (la variazione di fatturato, ΔS_i) come una variabile casuale e si assume siano soddisfatte tre condizioni. La prima ipotesi è un'ipotesi di *overlap locale* che richiede che esista una sottopopolazione di imprese, U_{s_0} che comprende sia imprese eleggibili (dinamiche) che imprese non eleggibili (non dinamiche) per cui la probabilità condizionata date le variabili pre-trattamento che la variazione di fatturato sia non negativa (e che sia negativa) è non nulla. Formalmente, indichiamo con \mathbf{W}_i l'insieme delle caratteristiche di background di un'impresa i , incluse le variabili pre-assegnazione costanti nel tempo, le variabili di background tempo dipendenti e le variabili risultato osservate ne-

gli anni precedenti all'emanazione del bando: $\mathbf{W}_i = (\mathbf{X}_i, \mathbf{C}_{i,1:t^*-1}^{(1)}, \dots, \mathbf{C}_{i,1:t^*-1}^{(H)}, Y_{i1}^{(1)}, \dots, Y_{it^*-1}^{(1)}, \dots, Y_{i1}^{(L)}, \dots, Y_{it^*-1}^{(L)})$. Si assume che esista una sottopopolazione $\mathcal{U}_{s_0} \subseteq \mathcal{U} \equiv \{1, 2, \dots, N\}$ tale che per ogni $i \in \mathcal{U}_{s_0}$ $0 < \Pr(\Delta S_i \geq 0 \mid \mathbf{W}_i) < 1$ e quindi $0 < \Pr(\Delta S_i < 0 \mid \mathbf{W}_i)$.

La condizione di overlap locale implica che imprese dinamiche (non dinamiche) che appartengono a \mathcal{U}_{s_0} con un valore osservato della variazione di fatturato non negativo (negativo) date le variabili pre-trattamento potrebbero essere state osservate con un valore della variazione di fatturato diverso che le rendeva non dinamiche (dinamiche). Per imprese della sottopopolazione \mathcal{U}_{s_0} si assume che valga l'ipotesi di Stable Unit Treatment Value Assumption (SUTVA, Rubin, 1980) come modificata per il disegno RD da Forastiere et al. (2024) e denominata ipotesi RD-SUTVA. Tale ipotesi richiede che non ci sia interferenza tra imprese (per cui lo stato di impresa dinamica di un'impresa non ha alcun effetto sulle variabili risultato di altre imprese) e che le variabili risultato dipendano dalla variazione di fatturato, ΔS_i , solo attraverso lo status di impresa dinamica o non dinamica, ma non direttamente così che per ogni impresa il valore della variabile risultato associato a valori della variazione di fatturato non negativi è lo stesso indipendentemente dal valore della variazione di fatturato e, analogamente, il valore della variabile risultato associato a valori della variazione di fatturato negativi è lo stesso indipendentemente dal valore della variazione di fatturato. Sotto tale ipotesi RD-SUTVA, e assumendo che non ci siano effetti dinamici, per ogni impresa in \mathcal{U}_{s_0} si possono definire due risultati potenziali per ogni variabile risultato di interesse in ogni tempo post-assegnazione $t = t^*, \dots, T$: $Y_{i,t}^{(\ell)}(0)$ e $Y_{i,t}^{(\ell)}(1)$, $\ell = 1, \dots, L$. Per ogni $\ell = 1, \dots, L$, $Y_{i,t}^{(\ell)}(0)$ è il valore della variabile risultato Y^ℓ (e.g., valore aggiunto) al tempo t , $t = t^*, \dots, T$ che si osserverebbe se l'impresa fosse un'impresa non dinamica (non eleggibile) e $Y_{i,t}^{(\ell)}(1)$ è il valore della variabile risultato Y^ℓ (e.g., valore aggiunto per addetto) al tempo t , $t = t^*, \dots, T$ che si osserverebbe se l'impresa fosse un'impresa dinamica (eleggibile).

Come scritto sopra il disegno RD che definisce lo studio è di tipo fuzzy, ossia ci sono imprese non dinamiche che partecipano al bando (consorzandosi con altre imprese) e imprese dinamiche che non partecipano al bando. Inoltre non tutte le imprese che partecipano al bando (singolarmente o in forma consorziata) ricevono il beneficio. Per ogni impresa i , siano P_i e A_i due variabili binarie, con $P_i = 1$ se l'impresa i partecipa al bando 2014 singolarmente o in forma consorziata e $P_i = 0$ altrimenti e $A_i = 1$ se l'impresa i riceve il beneficio partecipando al bando 2014 singolarmente o in forma consorziata. Chiaramente $A_i = 0$ per le imprese che non partecipano al bando, ossia per cui $P_i = 0$.

La partecipazione al bando e la ricezione del beneficio possono essere viste come due variabili post-trattamento che possono essere influenzate dallo status di impresa dinamica o non dinamica. Sotto l'ipotesi RD-SUTVA, si definiscono quindi per ogni impresa in \mathcal{U}_{s_0} due risultati potenziali per ciascuna delle due variabili post-trattamento. Per ogni impresa i , si indichi con $P_i(0)$ e $P_i(1)$ e con $A_i(0)$ e $A_i(1)$ i risultati potenziali che rappresentano la partecipazione e ricezione del beneficio se l'impresa fosse non dinamica e dinamica. Per definizione, $A_i(0) = 0$ se $P_i(0) = 0$ e $A_i(1) = 0$ se $P_i(1) = 0$.

Effetti causali sono definiti come confronti tra i risultati potenziali, $Y_{i,t}^{(\ell)}(0)$ e $Y_{i,t}^{(\ell)}(1)$ di imprese in \mathcal{U}_{s_0} . La differenza tra le medie dei risultati potenziali per tutte le imprese in \mathcal{U}_{s_0}

$$ACE_t^{(\ell)} = \mathbb{E} \left[Y_{i,t}^{(\ell)}(1) - Y_{i,t}^{(\ell)}(0); i \in \mathcal{U}_{s_0} \right]$$

è un effetto causale medio ma per la natura fuzzy del disegno RD che definisce lo studio, tale effetto è un effetto dell'eleggibilità, ossia dello status di impresa dinamica.

Per definire gli effetti causali tenendo conto della partecipazione e della ricezione del beneficio, variabili post-assegnazione, si utilizza l'approccio della stratificazione principale (Frangakis and Rubin, 2002). La stratificazione principale delle imprese rispetto alla partecipazione e alla ricezione del beneficio classifica le imprese in gruppi (denominati *strati principali*) definiti dal valore congiunto dei quattro risultati potenziali ($P_i(0), P_i(1), A_i(0), A_i(1)$) in modo tale che imprese che appartengono allo stesso strato principale sono caratterizzate dallo stesso valore dei quattro risultati potenziali. Nove sono i possibili strati principali che si possono definire come mostrato nella Tabella 10. Nello studio in esame è ragionevole assumere che imprese che partecipano al bando se non dinamiche avrebbero partecipato al bando anche se fossero state dinamiche e che imprese che ricevono il beneficio se non dinamiche avrebbero ricevuto il beneficio anche se fossero state dinamiche. Formalmente tale ipotesi richiede la monotonicità dei risultati potenziali associati alle variabili partecipazione

Tabella 10: Stratificazione principale delle imprese rispetto alle variabili post-assegnazione partecipazione al bando e ricezione del beneficio

$P_i(0)$	$P_i(1)$	$A_i(0)$	$A_i(1)$	Etichetta	Descrizione
0	0	0	0	$\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$	Impresa mai partecipante e mai beneficiaria
0	1	0	0	$\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$	Partecipante se impresa dinamica, mai beneficiaria
0	1	0	1	$\bar{P}P\bar{A}A$	Impresa partecipante e beneficiaria solo se dinamica
1	1	0	0	$PP\bar{A}\bar{A}$	Impresa sempre partecipante e mai beneficiaria
1	1	0	1	$PP\bar{A}A$	Impresa sempre partecipante e beneficiaria solo se dinamica
1	1	1	1	$PPAA$	Impresa sempre partecipante e sempre beneficiaria
1	1	1	0	$PPA\bar{A}$	Impresa sempre partecipante e beneficiaria solo se non dinamica
1	0	0	0	$P\bar{P}\bar{A}\bar{A}$	Impresa partecipante solo se non dinamica e mai beneficiaria
1	0	1	0	$P\bar{P}\bar{A}A$	Impresa partecipante e beneficiaria solo se non dinamica

e ricezione del beneficio rispetto allo status di impresa dinamica e non dinamica, ossia $P_i(1) \geq P_i(0)$ per ogni impresa $i \in \mathcal{U}_{s_0}$ e $A_i(1) \geq A_i(0)$ per ogni impresa $i \in \mathcal{U}_{s_0}$. Tali condizioni di monotonicità implicano la non esistenza di tre strati principali, e in particolare dei tre strati principali etichettati in Tabella 10 come $PPA\bar{A}$, $P\bar{P}\bar{A}\bar{A}$ e $P\bar{P}\bar{A}A$. Restano quindi sei strati principali. Di seguito indichiamo con G_i l'indicatore di gruppo: $G_i \in \{\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}A, PP\bar{A}\bar{A}, PP\bar{A}A, PPAA\}$. Sotto l'ipotesi RD-SUTVA e l'ipotesi di overlap locale, gli effetti causali di interesse sono confronti tra i due risultati potenziali di una variabile risultato, $Y_{it}^{(\ell)}(0)$ e $Y_{it}^{(\ell)}(1)$, per imprese della sottopopolazione \mathcal{U}_{s_0} che appartengono a uno stesso strato principale o unione di strati principali. Tali effetti sono chiamati *effetti principali*. Si tratta di effetti locali in quanto effetti per sottogruppi della sottopopolazione \mathcal{U}_{s_0} . Nel presente studio effetti principali medi sono definiti come segue: per $\ell = 1, \dots, L$:

$$PCE_{gt}^{(\ell)} = \mathbb{E} \left[Y_{it}^{(\ell)}(1) - Y_{it}^{(\ell)}(0) \mid G_i = g; i \in \mathcal{U}_{s_0} \right], \quad t = t^*, \dots, T.$$

Gli effetti principali $PCE_{gt}^{(\ell)}$ rappresentano effetti medi dello status di impresa dinamica versus lo status di impresa non dinamica. Per lo strato principale $G_i = PP\bar{A}\bar{A}$ la ricezione del beneficio è completamente confusa con lo status di impresa dinamica: $A_i(0) = 0$ e $A_i(1) = 1$ per imprese che partecipano al bando indipendentemente dal loro status di impresa dinamica ma ricevono il beneficio solo se dinamiche. Gli effetti principali $PCE_{gt}^{(\ell)}$ per $g = PP\bar{A}\bar{A}$ sono quindi attribuibili agli effetti del beneficio. Per lo strato principale $G_i = \bar{P}P\bar{A}\bar{A}$ la partecipazione al bando è completamente confusa con lo status di impresa dinamica: $P_i(0) = 0$ e $P_i(1) = 1$ per imprese che partecipano al bando solo se dinamiche ma non ricevono mai il beneficio indipendentemente dal loro status di impresa dinamica. Gli effetti principali $PCE_{gt}^{(\ell)}$ per $g = PP\bar{A}\bar{A}$ sono quindi attribuibili agli effetti della partecipazione. Per lo strato principale $G_i = \bar{P}P\bar{A}A$ la partecipazione al bando e la ricezione del beneficio è completamente confusa con lo status di impresa dinamica: $P_i(0) = A_i(0) = 0$ e $P_i(1) = A_i(1) = 1$ per imprese che partecipano al bando e ricevono il beneficio solo se dinamiche. Gli effetti principali $PCE_{gt}^{(\ell)}$ per $g = \bar{P}\bar{A}\bar{A}$ sono quindi interpretabili come effetti congiunti della partecipazione al bando e ricezione del beneficio. Per imprese appartenenti agli strati principali $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $PP\bar{A}\bar{A}$, e $PPAA$ lo status di impresa dinamica versus non dinamica non ha alcun effetto né sulla partecipazione al bando né sulla ricezione del beneficio. Per imprese che appartengono a tali strati si assume un vincolo di esclusione che richiede che lo status di impresa dinamica versus non dinamica non ha alcun effetto nemmeno sulle variabili di risultato: Per $\ell = 1, \dots, L$ e $t = t^*, \dots, T$, $Y_{it}^{(\ell)}(0) = Y_{it}^{(\ell)}(1)$ per ogni $i \in \mathcal{U}_{s_0}$ tale che $G_i \in \{\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}, PP\bar{A}\bar{A}, ePPAA\}$. Tale vincolo implica che gli effetti principali $PCE_{gt}^{(\ell)}$ per $g = \bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}, PP\bar{A}\bar{A}, ePPAA$ siano nulli per ogni $t = t^*, \dots, T$.

Nel presente studio effetti si focalizza l'attenzione su effetti principali per imprese appartenenti all'unione dei tre strati principali in cui lo status di impresa dinamica ha un effetto sulla partecipazione o sulla ricezione del beneficio, ossia per imprese appartenenti all'unione degli strati principali $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}A$ e $PP\bar{A}\bar{A}$, che

Tabella 11: Gruppi osservati e strati principali

Z_i	P_i	A_i	Strati principali		
0	0	0	$\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$	$\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$	$\bar{P}P\bar{A}A$
0	1	0	$PP\bar{A}\bar{A}$	$PP\bar{A}A$	
0	1	1	$PPAA$		
1	0	0	$\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$		
1	1	0	$\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$	$PP\bar{A}\bar{A}$	
1	1	1	$\bar{P}P\bar{A}A$	$PP\bar{A}A$	$PPAA$

corrisponde alla media ponderata degli effetti principali per i gruppi $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$ e $PP\bar{A}\bar{A}$ con pesi le proporzioni di gruppo. Formalmente per $\ell = 1, \dots, L$ e $t = t^*, \dots, T$:

$$\begin{aligned}
PCE_t^{(\ell)} &= \mathbb{E} \left[Y_{it}^{(\ell)}(1) - Y_{it}^{(\ell)}(0) \mid G_i \in \{\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}\bar{A}, PP\bar{A}\bar{A}\}; i \in \mathcal{U}_{s_0} \right] \\
&= \frac{PCE_{t\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}}^{(\ell)} \pi_{\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}} + PCE_{t\bar{P}P\bar{A}\bar{A}}^{(\ell)} \pi_{\bar{P}P\bar{A}\bar{A}} + PCE_{tPP\bar{A}\bar{A}}^{(\ell)} \pi_{PP\bar{A}\bar{A}}}{\pi_{\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}} + \pi_{\bar{P}P\bar{A}\bar{A}} + \pi_{PP\bar{A}\bar{A}}}
\end{aligned}$$

dove π_g , $g = \bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$ e $PP\bar{A}\bar{A}$, rappresenta la proporzione di gruppo.

Per ogni impresa, il valore osservato delle variabili post-assegnazione partecipazione al bando, P_i , e ricezione del beneficio, A_i , e delle variabili risultato, $Y_{it}^{(\ell)}$, $\ell = 1, \dots, L$ coincide con uno dei due corrispondenti risultati potenziali: $P_i = P_i(0)$, $A_i = A_i(0)$ e $Y_{it}^{(\ell)} = Y_{i,t}^{\ell}(0)$ per imprese non dinamiche e $P_i = P_i(1)$, $A_i = A_i(1)$ e $Y_{it}^{(\ell)} = Y_{i,t}^{\ell}(1)$ per imprese dinamiche. Il risultato potenziale che non coincide con il valore osservato è missing. Poiché solo uno dei due risultati potenziali è osservato, lo strato principale di appartenenza non è in generale osservato: ogni gruppo osservato definito dallo status di impresa dinamica e non dinamica, dal valore osservato della partecipazione al bando e dal valore osservato della ricezione del trattamento è una mistura di più strati principali. In Tabella 11 sono mostrate le misture osservate sotto le ipotesi di monotonicità precedentemente introdotte. Come mostra la Tabella per due gruppi osservati di imprese è noto lo strato principale di appartenenza. In particolare, imprese non dinamiche che partecipano al bando e ricevono il beneficio (imprese con $Z_i = 0$, $P_i = 1$ e $A_i = 1$) sono imprese appartenenti allo strato principale delle imprese che partecipano e ricevono il beneficio indipendentemente dal loro status di impresa dinamica o non dinamica ($G_i = PPAA$). Imprese dinamiche che non partecipano al bando e che quindi non ricevono il beneficio (imprese con $Z_i = 1$, $P_i = 0$ e $A_i = 0$) sono imprese appartenenti allo strato principale delle imprese che non partecipano e che quindi non ricevono il beneficio indipendentemente dal loro status di impresa dinamica o non dinamica ($G_i = \bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$).

Per poter quindi far inferenza sugli effetti causali di interesse è necessario introdurre delle ipotesi sul meccanismo di assegnazione, ossia la distribuzione di probabilità della variazione di fatturato. Nel presente lavoro si assume l'ipotesi di *assenza di confondimento locale* che richiede che condizionatamente alle caratteristiche di background la variazione di fatturato ΔS_i e quindi lo status di impresa dinamica e non dinamica, Z_i , siano assegnati secondo un meccanismo casuale. Formalmente si assume per ogni $i \in \mathcal{U}_{s_0}$ ΔS_i è indipendente dai risultati potenziali di ogni variabile post-assegnazione condizionatamente a \mathbf{W}_i : per ogni $i \in \mathcal{U}_{s_0}$

$$p(\Delta S_i \mid \mathbf{W}_i, P_i(0), P_i(1), A_i(0), A_i(1), \{Y_{i,t}^{(1)}(0), Y_{i,t}^{(1)}(1), \dots, Y_{i,t}^{(L)}(0), Y_{i,t}^{(L)}(1)\}_{t=t^*}^T) = p(\Delta S_i \mid \mathbf{W}_i)$$

dove $p(\cdot \mid \cdot)$ denota una funzione di densità di probabilità condizionata. Tale ipotesi implica che per ogni impresa $i \in \mathcal{U}_{s_0}$

$$\begin{aligned}
\Pr(\Delta S_i \geq 0 \mid \mathbf{W}_i, P_i(0), P_i(1), A_i(0), A_i(1), \{Y_{i,t}^{(1)}(0), Y_{i,t}^{(1)}(1), \dots, Y_{i,t}^{(L)}(0), Y_{i,t}^{(L)}(1)\}_{t=t^*}^T) = \\
\Pr(\Delta S_i \geq 0 \mid \mathbf{W}_i) = \Pr(Z_i = 1 \mid \mathbf{W}_i).
\end{aligned}$$

Quindi imprese che appartengono alla sottopopolazione \mathcal{U}_{s_0} con lo stesso valore di \mathbf{W}_i hanno la stessa probabilità di essere imprese dinamiche. In altre parole per imprese in \mathcal{U}_{s_0} la condizione di impresa dinamica è casuale condizionatamente alle variabili di background e non dipende da fattori endogeni e non osservati.

5.2 Analisi di eterogeneità rispetto alla tipologia di progetto

Poichè solo per imprese partecipanti è disponibile il progetto e la sua classificazione, l'analisi di eterogeneità viene effettuata rispetto agli effetti per imprese dinamiche appartenenti a uno dei tre strati principali in cui l'eleggibilità ha un effetto sulla partecipazione o sulla ricezione del beneficio, ossia rispetto agli effetti

$$PCE_t^{(\ell)}(1) = \mathbb{E} \left[Y_{it}^{(\ell)}(1) - Y_{it}^{(\ell)}(0) \mid Z_i = 1, G_i \in \{\bar{P}P\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}A, PP\bar{A}\bar{A}\}; i \in \mathcal{U}_{s_0} \right]$$

$t = t^*, \dots, T, \ell = 1, \dots, L$.

Formalmente, rispetto alla tipologia di innovazione, per $t = t^*, \dots, T$, si definiscono gli effetti principali

$$PCE_{PP\bar{A}At}^{(\ell)}(1|\text{Prod}) = \mathbb{E} \left[Y_{it}^{(\ell)}(1) - Y_{it}^{(\ell)}(0) \mid Z_i = 1, G_i \in \{\bar{P}P\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}A, PP\bar{A}\bar{A}\}, \text{Innov. di prodotto}; i \in \mathcal{U}_{s_0} \right]$$

$$PCE_{PP\bar{A}At}^{(\ell)}(1|\text{Proc}) = \mathbb{E} \left[Y_{it}^{(\ell)}(1) - Y_{it}^{(\ell)}(0) \mid Z_i = 1, G_i \in \{\bar{P}P\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}A, PP\bar{A}\bar{A}\}, \text{Innov. di processo}; i \in \mathcal{U}_{s_0} \right]$$

e rispetto all'automazione e digitalizzazione per $t = t^*, \dots, T$, si definiscono gli effetti principali

$$PCE_{PP\bar{A}At}^{(\ell)}(1|A) = \mathbb{E} \left[Y_{it}^{(\ell)}(1) - Y_{it}^{(\ell)}(0) \mid Z_i = 1, G_i \in \{\bar{P}P\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}A, PP\bar{A}\bar{A}\}, \text{Automazione}; i \in \mathcal{U}_{s_0} \right]$$

$$PCE_{PP\bar{A}At}^{(\ell)}(1|D) = \mathbb{E} \left[Y_{it}^{(\ell)}(1) - Y_{it}^{(\ell)}(0) \mid Z_i = 1, G_i \in \{\bar{P}P\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}A, PP\bar{A}\bar{A}\}, \text{Digitalizzazione}; i \in \mathcal{U}_{s_0} \right].$$

Si considerano inoltre gli effetti principali per imprese dinamiche che hanno presentato un progetto di digitalizzazione e innovazione di processo (Dig-Proc) e per imprese dinamiche che hanno presentato un progetto di digitalizzazione e innovazione di prodotto (Dig-Prod): per $t = t^*, \dots, T$, si definiscono gli effetti principali

$$PCE_{PP\bar{A}At}^{(\ell)}(1|A) = \mathbb{E} \left[Y_{it}^{(\ell)}(1) - Y_{it}^{(\ell)}(0) \mid Z_i = 1, G_i \in \{\bar{P}P\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}A, PP\bar{A}\bar{A}\}, \text{Dig-Proc}; i \in \mathcal{U}_{s_0} \right]$$

$$PCE_{PP\bar{A}At}^{(\ell)}(1|D) = \mathbb{E} \left[Y_{it}^{(\ell)}(1) - Y_{it}^{(\ell)}(0) \mid Z_i = 1, G_i \in \{\bar{P}P\bar{A}\bar{A}, \bar{P}P\bar{A}A, PP\bar{A}\bar{A}\}, \text{Dig-Prod}; i \in \mathcal{U}_{s_0} \right].$$

Poichè nel presente studio i progetti di automazione presentati in risposta al bando 2014 sono essenzialmente progetti di innovazione di prodotto (si veda la Tabella 8), non si distingue nell'analisi di eterogeneità tra progetto di automazione e innovazione di processo e progetto di automazione e innovazione di prodotto.

Per imprese che partecipano al bando indipendentemente dal loro status di impresa dinamica ma ricevono il beneficio solo se dinamiche, $g = PP\bar{A}A$, è anche possibile studiare l'eterogeneità degli effetti principali $PCE_{gt}^{(\ell)}$, $g = PP\bar{A}A$, rispetto alla tipologia di progetto presentato non condizionato allo status di impresa dinamica. Per tale tipologia di imprese infatti è disponibile un progetto sia che siano imprese dinamiche che siano imprese non dinamiche e quindi è possibile classificare sia le imprese dinamiche che non dinamiche per tipo di progetto presentato e calcolare gli effetti principali per ciascun gruppo definito dalla tipologia di progetto. Purtroppo le dimensioni campionarie non ci permettono di effettuare questo tipo di analisi di eterogeneità.

5.3 Selezione della sottopopolazione \mathcal{U}_{s_0}

Purtroppo, in pratica, la sottopopolazione \mathcal{U}_{s_0} dove le assunzioni RD-SUTVA, overlap locale, e assenza di confondimento locale valgono non è nota. Occorre dunque selezionarla *ad-hoc* includendo esclusivamente le imprese per le quali è ragionevole assumere che non vi sia associazione tra la variabile di assegnazione ed i risultati potenziali, ossia che lo status di impresa dinamica possa considerarsi attribuito in maniera casuale.

Per la selezione della popolazione si utilizza un'implicazione dell'ipotesi di assenza di confondimento nell'ambito dei disegni RD per cui il valore osservato della variabile risultato è indipendente dalla variabile di assegnazione condizionatamente alle covariate e allo status di eleggibilità (Angrist and Rokkanen, 2015; Forastiere et al., 2024).

Tale implicazione è sfruttata, adottando un approccio innovativo basato sulla stima di modelli lineari per dati longitudinali a effetti misti. Il punto di partenza di questa analisi è la metodologia proposta da Angrist and Rokkanen (2015), i quali suggeriscono di testare la presenza di associazione tra la variabile di assegnazione ed i risultati potenziali nel gruppo dei soggetti assegnati e non assegnati con due modelli separati: idealmente, se valgono le assunzioni menzionate sopra, non dovrebbe esserci associazione tra la variabile di assegnazione ed i risultati potenziali in nessuno dei due gruppi.

Prendendo spunto da questa metodologia, la nostra proposta è quindi di stimare due modelli separati nei due gruppi di imprese dinamiche e non dinamiche, aggiungendo però degli effetti random sul coefficiente della variabile di assegnazione. In sintesi, si tratta di stimare un coefficiente diverso per ogni impresa, in modo tale da poter escludere dal campione le imprese per le quali tale coefficiente risulta significativo. Questo indicherebbe infatti che, anche controllando per le covariate, per queste imprese permane una relazione significativa con la variabile di assegnazione.

I modelli in questione possono essere riassunti dalle seguenti equazioni.

$$\begin{aligned} Y_{i,t}^{(\ell)} &= \alpha_i + \beta_{Tt} + \beta_{S,i}^{Z_1} \Delta S_i + \beta_X \mathbf{X}_{i,t} + \beta_C \mathbf{C}_{i,t} + \varepsilon_{i,t} & \forall i : Z_i = 1, \forall \ell = 1, \dots, L \\ Y_{i,t}^{(\ell)} &= \alpha_i + \beta_{Tt} + \beta_{S,i}^{Z_0} \Delta S_i + \beta_X \mathbf{X}_{i,t} + \beta_C \mathbf{C}_{i,t} + \varepsilon_{i,t} & \forall i : Z_i = 0, \forall \ell = 1, \dots, L \end{aligned}$$

Per ogni variabile risultato vengono quindi stimati due modelli e vengono selezionate le imprese per le quali l'associazione con la variabile di assegnazione non è significativa. Formalmente, fissato un livello di significatività $\alpha = 0.05$ (probabilità di commettere l'errore di primo tipo) e indicando con $q_{\alpha/2}$ il relativo quantile della distribuzione Normale standard, con $\hat{\sigma}_{Z_1}$ l'errore standard del coefficiente random stimato nei modelli per $Z_i = 1$ e con $\hat{\sigma}_{Z_0}$ l'errore standard nei modelli per $Z_i = 0$, per ogni ℓ , teniamo le imprese $\mathcal{U}_{s_0}^\ell = \{i : \hat{\sigma}_{Z_1} q_{\alpha/2} \leq \hat{\beta}_{S,i}^{Z_1} \leq \hat{\sigma}_{Z_1} q_{1-\alpha/2}\} \cup \{i : \hat{\sigma}_{Z_0} q_{\alpha/2} \leq \hat{\beta}_{S,i}^{Z_0} \leq \hat{\sigma}_{Z_0} q_{1-\alpha/2}\}$. Infine, mettendo insieme i risultati ottenuti per tutte le variabili risposta, la sottopopolazione finale \mathcal{U}_{s_0} è data dalle imprese che risultano inserite in almeno 4 dei 6 insiemi $\mathcal{U}_{s_0}^\ell$.

Per ottenere valide stime dei modelli sopra descritti è innanzitutto necessario ragionare sul set di variabili da includere nel condizionamento. Le analisi descrittive seguenti ci informano in tal senso.

5.3.1 Analisi descrittive

La classificazione principale distingue le imprese **eleggibili** ($Z_i = 1$) e le imprese **non eleggibili** ($Z_i = 0$), indicate in questo paragrafo come imprese E e imprese NE. Ciascuno di questi due gruppi principali comprende sottogruppi ulteriormente definiti sulla base dello stato di partecipazione al bando e dell'eventuale ammissione al beneficio economico. Nello specifico, le imprese eleggibili ($Z_i = 1$) possono essere raggruppate in tre classi: imprese *partecipanti ammesse* (PA), ossia imprese che partecipano al bando e ricevono il beneficio ($P_i = 1$ e $A_i = 1$); imprese *partecipanti che non ammesse* (PNA), ossia imprese che partecipano al bando ma non ricevono il beneficio ($P_i = 1$ e $A_i = 0$); e imprese *non partecipanti* (NP, per cui $P_i = 0$ e $A_i = 0$). Analogamente, le imprese non eleggibili ($Z_i = 0$) possono essere suddivise in *partecipanti ammesse* (PA: $P_i = 1$ e $A_i = 1$), *partecipanti non ammesse* (PNA: $P_i = 1$ e $A_i = 0$) e *non partecipanti* (NP: $P_i = 0$ e $A_i = 0$). La Tabella 12 riassume la composizione dei gruppi di imprese, suddivisi per status di eleggibilità, partecipazione e ammissione.

Tra le 57989 imprese analizzate, 27558 risultano eleggibili, rispettando i criteri di variazione non negativa del fatturato negli anni precedenti la domanda, mentre 30431 non sono eleggibili, pur potendo partecipare al

bando in forma consorziata. Complessivamente, 705 imprese hanno partecipato al bando. Di queste, 403 sono state ammesse al beneficio economico, avendo presentato progetti con un sufficiente grado di automazione e digitalizzazione, incluse le imprese consorziate con altre imprese conformi ai requisiti. Le restanti 302 imprese partecipanti non sono state ammesse al beneficio. Infine, il numero di imprese non partecipanti al bando è pari a 57284.

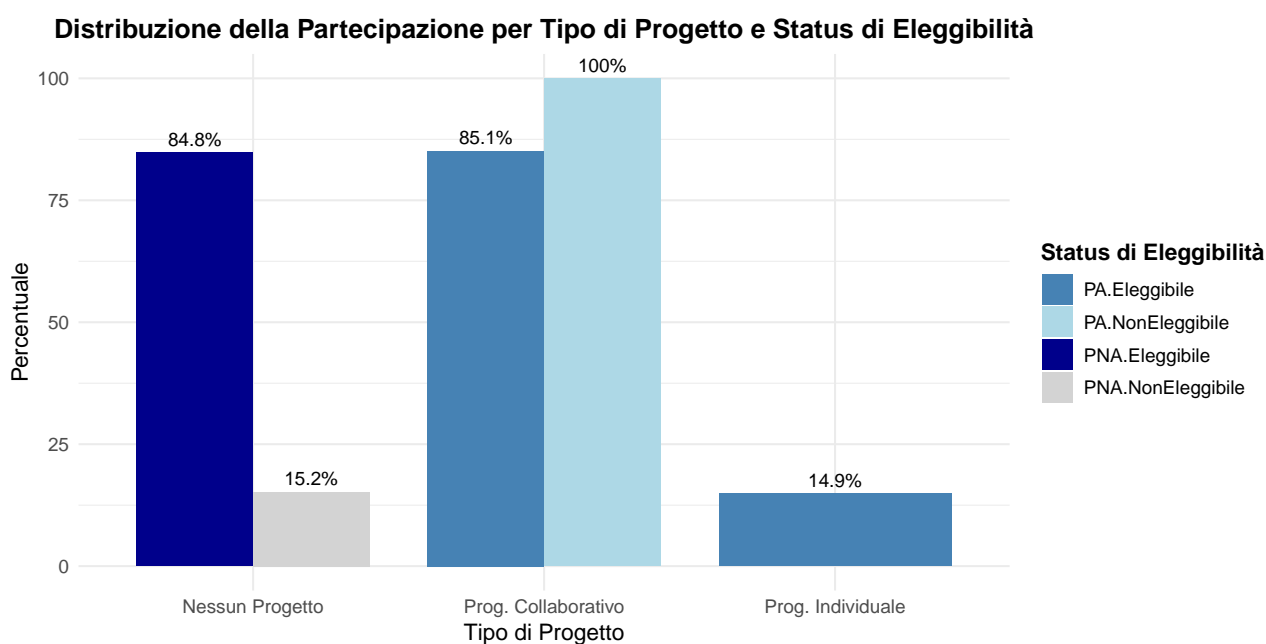
Tabella 12: Composizione gruppi

Gruppo	Totale Imprese	Eleggibili	Non Eleggibili
Partecipanti Ammessi (PA)	403	343	60
Partecipanti Non Ammessi (PNA)	302	256	46
Non Partecipanti (NP)	57284	26959	30325
Totale Generale	57989	27558	30431

Analizzando la composizione dei gruppi di imprese, si osserva che, tra le imprese complessivamente considerate, il 47.5% risulta eleggibile. Di queste, l'1.2% ha partecipato al bando ed è stata ammessa al beneficio economico, mentre lo 0.9% ha partecipato senza essere ammessa. Il 97.8% delle imprese eleggibili non ha partecipato. Per quanto riguarda le imprese non eleggibili (52.5% del totale), lo 0.2% ha partecipato ed è stata ammessa al beneficio economico, lo 0.2% ha partecipato senza essere ammessa, mentre il 99.7% non ha partecipato. In sintesi, la maggior parte delle imprese, sia eleggibili che non eleggibili, non ha partecipato al bando. Tuttavia, le imprese eleggibili hanno avuto una percentuale significativamente più alta di ammissione al beneficio economico rispetto alle imprese non eleggibili, pur potendo partecipare in forma consorziata.

Prima di procedere con la descrizione dello studio casuale si propone una panoramica sintetica inerente le modalità di partecipazione al bando. A tal fine, si rimanda alla Figura 2, che rappresenta la distribuzione delle imprese eleggibili (E) e non eleggibili (NE) per tipo di progetto e stato di partecipazione. Ad esempio, fatto 100 il numero di partecipanti ammesse eleggibili, la figura mostra la percentuale di queste che hanno scelto il progetto individuale e quante hanno scelto quello collaborativo. Si precisa che la dicitura “nessun progetto” si riferisce alle imprese non ammesse al beneficio economico, per le quali non è stata attribuita alcuna classificazione relativa alla modalità di partecipazione al bando: individuale versus collaborativa.

Figura 2: Distribuzione delle imprese E e NE per Tipo di Progetto e Partecipazione al bando



Focalizzandoci sulla Partecipazione al bando, i dati evidenziano una marcata preferenza per i progetti collaborativi tra le imprese partecipanti ammesse (PA). Per requisiti del bando, tutte le 60 imprese non eleggibili che partecipano al bando, partecipano in forma collaborativa. Di maggiore interesse è il comportamento delle

Tabella 13: Mediana delle mediane nel tempo delle variabili Pre- e Post-intervento per Eleggibili e Non Eleggibili (valori in euro espressi in migliaia).

Variabili	Pre		Post	
	Eleggibili	Non Eleggibili	Eleggibili	Non Eleggibili
Fatturato	398.98	126.55	260.75	0.00
Valore Aggiunto	125.35	60.20	132.15	67.50
Addetti Giovani	1.00	0.00	0.00	0.00
Addetti Indeterminato	3.00	2.00	3.00	1.00
Addetti	3.28	1.97	2.85	1.00

imprese eleggibili ammesse, le quali evidenziano una forte inclinazione verso i progetti collaborativi. Nello specifico, 292 imprese, pari all'85.1% delle imprese eleggibili ammesse, hanno scelto di partecipare attraverso questa modalità, rispetto a 51 imprese (14.9%) che hanno optato per progetti individuali. Spostando l'attenzione sul gruppo Partecipanti Non Ammesse (PNA), emerge che la maggior parte delle imprese, pari all'84.8%, appartiene al gruppo delle eleggibili, mentre le imprese non eleggibili costituiscono una quota marginale. Questo dato indica che, pur avendo rispettato i requisiti preliminari per la partecipazione, una parte consistente di imprese eleggibili non è riuscita a soddisfare i criteri qualitativi necessari per l'ammissione al finanziamento.

Questa breve analisi è stata presentata per evidenziare l'importanza della natura collaborativa dei progetti, confermandosi un'opzione strategica per l'accesso al beneficio economico.

Caratteristiche economiche e occupazionali delle imprese

In questa sezione vengono analizzate le caratteristiche economiche e occupazionali delle imprese, distinte in base allo stato di eleggibilità. Nello specifico, l'analisi verte su due periodi temporali: il periodo Pre-intervento (anni 2012-2013) e il periodo Post-intervento (anni 2014-2021). È importante sottolineare che, in questa fase dell'analisi, non è ancora possibile determinare se eventuali differenze riscontrate nei dati durante la comparazione dei due periodi siano attribuibili all'intervento (si rimanda alla Sezione 5.4 per l'analisi causale).

Le principali variabili economiche esaminate includono indicatori chiave quali il fatturato e il valore aggiunto. Per quanto riguarda gli aspetti occupazionali, sono stati presi in considerazione il numero di addetti giovani, il numero di addetti con contratto a tempo indeterminato e il numero totale di addetti in Toscana (*Addetti*). Altre variabili prese in considerazione sono: risultati prima delle imposte (*RPI*), immobilizzazioni materiali (*Immobilizzazioni MAT*), attivo circolante, immobilizzazioni immateriali (*Immobilizzazioni Immat*) e il risultato operativo (*Ris Op*). L'obiettivo delle analisi descrittive è quello di descrivere l'insieme delle imprese che compongono il data set e valutare differenze nelle variabili di principale interesse tra imprese eleggibili e non eleggibili pre e post intervento.

La Tabella 13 mostra la mediana delle mediane temporali di variabili di bilancio e di occupazione pre e post intervento. Dall'analisi dei dati riportati in Tabella 13 emergono differenze significative tra i gruppi eleggibili e non eleggibili, sia sotto il profilo economico sia occupazionale. Imprese non eleggibili hanno livelli di fatturato e valore aggiunto inferiori e hanno un numero di addetti mediano inferiore alle imprese eleggibili.

Tra il pre e post con riferimento alle variabili economiche, le imprese eleggibili hanno registrato una diminuzione del fatturato del 35%, passando da 398.98 migliaia di euro nel periodo Pre-intervento a 260.75 migliaia di euro nel periodo Post-intervento e un incremento del valore aggiunto, seppur più contenuto, del 5%, passando da 125.35 a 132.15 migliaia di euro. Dal punto di vista occupazionale, la mediana del numero di addetti giovani è passata da 1.00 a 0.00 tra i due periodi in esame, indicando che metà delle imprese eleggibili non ha addetti giovani. Gli altri indicatori occupazionali sono rimasti relativamente stabili. Per le imprese non eleggibili, la mediana del numero di addetti giovani rimane costante e pari a 0 sia nel periodo Pre- che Post-intervento. Questo evidenzia una persistente carenza di giovani lavoratori. In aggiunta, si osserva un calo della mediana da due a uno sia per il numero di addetti a tempo indeterminato sia per gli addetti, evidenziando una riduzione della forza lavoro per queste imprese, nel tempo. Questa situazione è ulteriormente evidenziata dai

dati economici: per le imprese non eleggibili il valore aggiunto sembra aumentare nel tempo, la mediana delle mediane del fatturato si annulla nel periodo post-trattamento, passando da 126.55 migliaia di euro a 0.00.

Nel complesso, l'analisi mostra un contesto di difficoltà economica e occupazionale sia per le imprese eleggibili che per quelle non eleggibili, con condizioni meno critiche per le prime. Le imprese eleggibili registrano un lieve aumento del valore aggiunto nel tempo, ma incontrano difficoltà nel mantenere e attrarre giovani lavoratori. Le imprese non eleggibili presentano una situazione più critica, con una riduzione significativa del fatturato e una condizione sfavorevole della forza lavoro.

Ai fine delle analisi causali successive, è fondamentale osservare che la composizione numerica dei gruppi gioca un ruolo rilevante. Nello specifico, il gruppo dei Non Partecipanti (NP) rappresenta una quota estremamente ampia: il 97.8% delle imprese Eleggibili e il 99.7% delle Non Eleggibili (si rimanda alla Sezione 5.3.1).

Al fine di capire le caratteristiche delle imprese che partecipano all'intervento, sono condotte analisi descrittive per gruppi definiti dall'eligibilità, dalla partecipazione al bando e dalla ricezione del beneficio. In particolare le imprese eleggibili e non eleggibili sono suddivise ulteriormente in tre sottogruppi: Partecipanti Ammessi (PA), Partecipanti Non Ammessi (PNA) e Non Partecipanti (NP). Tale approccio permette di mettere in luce le specificità delle performance economiche e occupazionali dei sottogruppi, offrendo una rappresentazione più accurata delle dinamiche osservate. Per garantire una maggiore chiarezza l'analisi è presentata in forma tabellare, separatamente per gruppo e periodo.

Tabella 14: Mediana delle mediane del tempo per variabili pre-intervento per le imprese Eleggibili (valori in euro espressi in migliaia).

Variabili	NP.Eleg	PA.Eleg	PNA.Eleg	Eleggibili
Fatturato	387.44	2306.80	1587.24	398.98
Valore Aggiunto	121.11	918.49	565.14	125.35
RPI	10.20	68.53	45.59	10.59
Immobilizzazioni Mat	28.44	212.39	86.28	29.33
Attivo Circolante	242.11	1761.08	1042.84	250.00
Immobilizzazioni Immat	2.50	49.80	25.24	2.63
Ris Op	16.17	104.94	72.47	16.74
Addetti Giovani	1.00	3.00	3.00	1.00
Addetti Indeterminato	3.00	17.00	13.00	3.00
Addetti	3.12	15.15	11.90	3.28

Tabella 15: Mediana delle mediane del tempo per variabili pre-intervento per le imprese Non Eleggibili (valori in euro espressi in migliaia).

Variabili	NP.Not.Eleg	PA.Not.Eleg	PNA.Not.Eleg	Non Eleggibili
Fatturato	125.63	1042.18	810.23	126.55
Valore Aggiunto	59.61	550.77	556.89	60.20
RPI	1.58	23.02	28.65	1.61
Immobilizzazioni Mat	12.51	202.18	94.99	12.63
Attivo Circolante	180.00	1160.85	991.80	181.20
Immobilizzazioni Immat	0.57	65.24	33.75	0.58
Ris Op	3.97	60.94	35.07	4.02
Addetti Giovani	0.00	2.00	2.50	0.00
Addetti Indeterminato	2.00	13.00	14.00	2.00
Addetti	1.95	14.85	12.95	1.97

L'analisi dei dati pre-intervento per le imprese Eleggibili e Non Eleggibili evidenzia differenze significative tra i sottogruppi considerati. Come mostrato nelle Tabelle 14 e 15, le mediane delle principali variabili economiche e occupazionali risultano fortemente influenzate dalla composizione interna dei gruppi.

Osservando la Tabella 14 relativa alle imprese eleggibili nel periodo Pre-intervento, si evidenzia che le imprese partecipanti, in particolare le Partecipanti Ammesse (PA), presentano per tutte le variabili di interesse valori mediani superiori rispetto alle altre categorie di imprese. Ad esempio, la mediana del fatturato per le imprese PA Eleggibili ammonta a 2306.80 migliaia di euro, ben superiore rispetto al valore della mediana per l'intero gruppo Eleggibile (398.98 migliaia di euro). Questo divario appare ancora più marcato se confrontato con il valore mediano del gruppo Non Partecipanti (NP), pari a 387.44 migliaia di euro, il quale, essendo il gruppo numericamente dominante, trascina verso il basso la mediana complessiva del gruppo. Analogamente, altri indicatori confermano la superiorità delle imprese Partecipanti Ammesse. Ad esempio, la mediana del numero di addetti a tempo indeterminato è pari a 17 per le PA, a fronte di una mediana di 3 addetti per l'intero gruppo Eleggibile; mentre per gli addetti giovani, le PA registrano una mediana di 3 addetti, rispetto al valore pari a 1 per l'intero gruppo. Questi dati suggeriscono che le imprese partecipanti, e in particolare quelle ammesse, si distinguono per dimensioni maggiori e per una struttura economico-organizzativa più solida.

Passando alle imprese Non Eleggibili (Tabella 15), si osserva un quadro simile a quello delle imprese eleggibili, con differenze significative tra i sottogruppi, sebbene meno marcate.

La mediana del fatturato per le PA non eleggibili è particolarmente elevata (1042.18), un valore nettamente superiore rispetto alla mediana complessiva del gruppo Non Eleggibile, pari a 126.55 migliaia di euro. Anche in questo caso si osservano differenze rilevanti nelle altre variabili chiave: ad esempio, il valore aggiunto delle PA Non Eleggibili è pari a 550.77 e le immobilizzazioni materiali si attestano a 202.18.

Si prosegue con l'analisi del periodo post-intervento (2014-2021), per osservare come siano cambiati i principali indicatori economici e occupazionali nelle stesse imprese, esaminando le differenze tra i gruppi e le tendenze evolutive nel tempo. Si ricorda che, in questa fase dell'analisi, non è ancora possibile determinare se eventuali differenze riscontrate nei dati siano attribuibili all'intervento (si rimanda alla Sezione 5.4 per l'analisi causale).

Tabella 16: Mediana delle variabili Post-intervento per Eleggibili (valori in migliaia di euro)

Variabili	NP.Eleg	PA.Eleg	PNA.Eleg	Eleggibili
Fatturato	246.29	3115.81	1737.85	260.75
Valore Aggiunto	127.14	1201.85	646.76	132.15
Addetti Giovani	0.00	4.00	3.00	0.00
Addetti Indeterminato	3.00	20.00	15.00	3.00
Addetti	2.59	18.16	12.88	2.85

Tabella 17: Mediana delle variabili Post-intervento per Non Eleggibili (valori in migliaia di euro)

Variabili	NP.Not.Eleg	PA.Not.Eleg	PNA.Not.Eleg	Non Eleggibili
Fatturato	0.00	1146.73	818.36	0.00
Valore Aggiunto	67.04	625.04	596.33	67.50
Addetti Giovani	0.00	2.00	2.00	0.00
Addetti Indeterminato	1.00	15.00	15.00	1.00
Addetti	1.00	13.07	12.93	1.00

L'analisi dei dati relativi al periodo Post-Intervento mette in luce alcune dinamiche rilevanti nelle performance delle imprese.

Per quanto riguarda le imprese Eleggibili (cfr. Tabella 16), si osservano miglioramenti rilevanti nei principali indicatori economici. In particolare, le PA eleggibili registrano un aumento del 35% nel fatturato (da 2306.80 a 3115.81 migliaia di euro) e un incremento del 31% nel valore aggiunto (da 918.49 a 1201.85 migliaia di euro), a testimonianza di una crescita sia economica che produttiva. Sul piano occupazionale, si rileva un incremento nel numero di addetti giovani (la mediana si sposta da 3 a 4) e nel numero di addetti a tempo

indeterminato (da 17 a 20). Questi cambiamenti sembrerebbero suggerire non solo una crescita quantitativa della forza lavoro, ma anche una maggiore stabilità occupazionale. Anche le imprese PNA eleggibili mostrano miglioramenti. Il fatturato mediano cresce del 10% (da 1587.24 a 1737.85), e si osserva un aumento del valore aggiunto, seppur in misura più contenuta rispetto alle PA eleggibili. Inoltre, la mediana degli addetti giovani rimane invariata tra i due periodi, riscontrando però sia un aumento degli addetti a tempo indeterminato sia di addetti. Diversamente dagli altri due sottogruppi, le NP eleggibili mostrano una diminuzione nei valori mediani di alcuni indicatori chiave. Sul piano occupazionale, ad esempio, si osserva una riduzione degli addetti giovani (la mediana scende da 1 a 0 tra i due periodi). Questo valore indica che, nel periodo post-intervento, la metà delle imprese non ha registrato alcun nuovo assunto giovane. Quanto osservato potrebbe essere legato alla diminuzione del fatturato, che registra un calo del 36.4% (da 387.44 a 246.29). Tale riduzione potrebbe aver indotto le imprese a limitare le assunzioni giovanili, orientandosi maggiormente verso la stabilizzazione della forza lavoro già presente. Di fatto, il numero di addetti a tempo indeterminato rimane stabile tra i due periodi.

Le imprese Non Eleggibili (cfr. Tabella 17) mostrano risultati variabili tra i sottogruppi analizzati. Il gruppo delle PA Non Eleggibili evidenzia un calo in termini di fatturato (-10%, da 1042.18 a 1146.73), ma con un miglioramento nella produttività (valore aggiunto +14%). Dal punto di vista occupazionale, il numero di addetti giovani rimane invariato, mentre si osserva un aumento degli addetti a tempo indeterminato (la mediana si sposta da 13 a 15 addetti).

Per quanto riguarda le imprese PNA Non Eleggibili, la situazione risulta più stabile rispetto al gruppo precedente. Si osserva un lieve aumento del fatturato (1%, da 810.23 a 818.36), seguito da un lieve incremento anche nel valore aggiunto (+7%, da 556,89 a 596.33). L'occupazione appare sostanzialmente invariata. Il gruppo delle NP non eleggibili mostra la performance peggiore, con l'azzeramento del fatturato mediano, sebbene si osserva un incremento del valore aggiunto (+12.5%), sintomo che alcune imprese siano riuscite a migliorare l'efficienza a fronte di una criticità nei ricavi. Critica la situazione anche dal punto di vista occupazionale: la mediana degli addetti giovani rimane invariata e pari a 0, mentre la mediana degli addetti a tempo indeterminato passa da 2 a 1. Questo potrebbe suggerire che, nonostante gli sforzi di miglioramento dell'efficienza, la situazione occupazionale rimane potenzialmente problematica, con un evidente rallentamento delle assunzioni, in particolare per quanto riguarda i giovani.

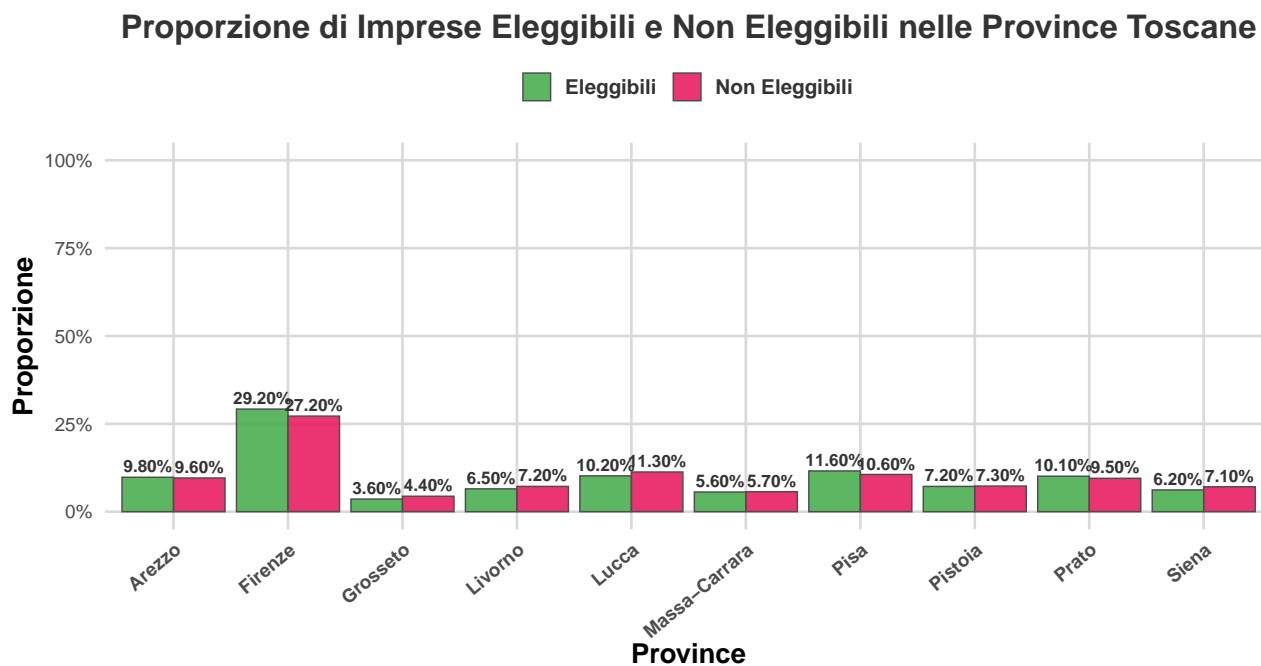
Nel complesso, le imprese Partecipanti Ammesse hanno registrato i miglioramenti più consistenti, sia sotto il profilo economico che occupazionale. Le imprese PNA non eleggibili, pur mostrando alcuni progressi, evidenziano tendenze più miste e, in alcuni casi, stagnazione o declino. Le imprese Non Partecipanti, in particolare quelle non eleggibili, sembrano essere le più svantaggiate, con un calo nei ricavi e una minore capacità di adattamento alle dinamiche del mercato.

Distribuzioni territoriali e settoriali

L'analisi si propone di esplorare le differenze tra i gruppi di imprese eleggibili e non eleggibili, ponendo particolare attenzione alla loro distribuzione territoriale e settoriale. Questo approfondimento mira a individuare specificità e dinamiche interne a ciascun gruppo in esame.

La distribuzione delle imprese nelle dieci province toscane rappresenta il primo ambito di indagine. Firenze si posiziona al vertice per numero totale di imprese (16310), seguita da Pisa (6437) e Lucca (6258). Queste province, fulcri dell'economia regionale, ospitano una quota significativa del tessuto imprenditoriale toscano. Al polo opposto si collocano Grosseto, con il numero più basso di imprese (2335), e le province di Massa-Carrara (3287), Siena (3868) e Livorno (3982). Le altre province, ovvero Pistoia (4204), Arezzo (5616) e Prato (5692), presentano valori intermedi. Per comprendere meglio la composizione delle imprese nei due gruppi in esame (E e NE), si rimanda alla Figura 3, che riporta le proporzioni relative di ciascun gruppo nelle diverse province, consentendo un confronto diretto tra le due categorie.

Figura 3: Distribuzione delle imprese E e NE nelle dieci province della Toscana



La distribuzione delle imprese eleggibili e non eleggibili nelle province toscane (cfr. Figura 3) evidenzia un quadro complessivamente bilanciato, con differenze percentuali generalmente contenute tra i due gruppi. In diverse province, come Prato, le proporzioni di imprese eleggibili (10.1%) e non eleggibili (9.5%) risultano pressoché equivalenti. Analoga tendenza si riscontra in province con una minore presenza complessiva di imprese, come Grosseto e Siena, dove le differenze tra i due gruppi sono ridotte, con una lieve predominanza di imprese non eleggibili. Tuttavia, alcune province mostrano differenze percentuali leggermente più marcate. Firenze, ad esempio, ospita la quota più alta di imprese eleggibili, con una proporzione pari al 29.2%, seguita da Pisa (11.6%) e Lucca (10.2%). Allo stesso tempo, Firenze detiene anche una rilevante quota di imprese non eleggibili, pari al 27.2%, confermando il suo ruolo di polo imprenditoriale centrale per la regione. Nonostante queste discrepanze, che si attestano su circa due punti percentuali tra i gruppi eleggibili e non eleggibili, il quadro complessivo rimane comunque omogeneo.

Descritta la distribuzione complessiva delle imprese eleggibili e non eleggibili nelle diverse province, si procede ora con un approfondimento volto a esaminare le differenze interne a ciascun gruppo definito dallo stato di eleggibilità, di partecipazione al bando e dalla ricezione del beneficio, in linea con l’approccio adottato in tutta la Sezione 5.3.1. I risultati sono riportati in forma tabellare, con una tabella dedicata a ciascun gruppo.

Tabella 18: Distribuzione dei sottogruppi delle imprese Eleggibili (E) per provincia

Provincia	Eleggibili				Proporzioni		
	PA	PNA	NP	Totale	PA	PNA	NP
Prato	25	23	2745	2793	0.0089	0.0082	0.9828
Firenze	113	72	7850	8035	0.0141	0.0090	0.9770
Grosseto	5	2	998	1005	0.0050	0.0020	0.9930
Pistoia	22	9	1943	1974	0.0111	0.0046	0.9843
Siena	19	21	1667	1707	0.0111	0.0123	0.9766
Livorno	12	14	1771	1797	0.0067	0.0078	0.9855
Massa-Carrara	10	6	1523	1539	0.0065	0.0039	0.9896
Lucca	30	15	2768	2813	0.0107	0.0053	0.9840
Pisa	69	43	3096	3208	0.0215	0.0134	0.9651
Arezzo	38	51	2598	2687	0.0141	0.0190	0.9669

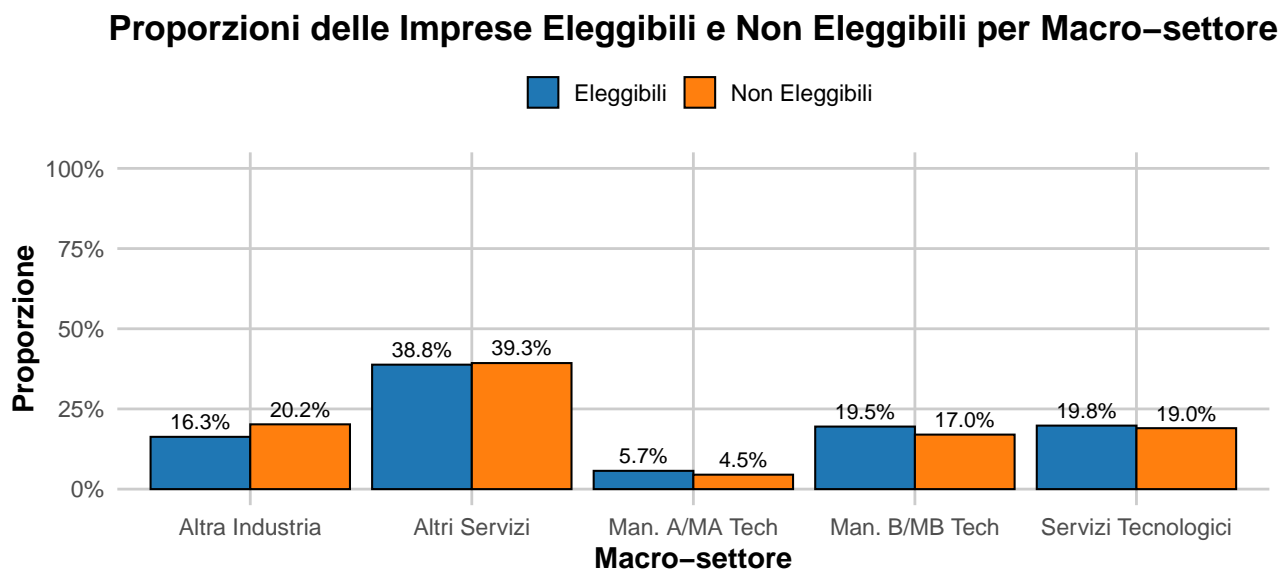
Tabella 19: Distribuzione dei sottogruppi delle imprese Non Eleggibili (NE) per provincia

Provincia	Non Eleggibili				Proporzioni		
	PA	PNA	NP	Totale	PA	PNA	NP
Prato	2	3	2894	2899	0.001	0.001	0.998
Firenze	17	14	8244	8275	0.002	0.002	0.996
Grosseto	0	0	1330	0	0.000	0.000	0.000
Pistoia	5	1	2224	2230	0.002	0.000	0.997
Siena	6	12	2143	2161	0.003	0.006	0.992
Livorno	4	3	2178	2185	0.002	0.001	0.997
Massa-Carrara	1	1	1746	1748	0.001	0.001	0.999
Lucca	2	2	3441	3445	0.001	0.001	0.999
Pisa	11	4	3214	3229	0.003	0.001	0.995
Arezzo	12	6	2911	2929	0.004	0.002	0.994

I dati presentati nelle Tabelle 18 e 19 confermano in gran parte le osservazioni emerse dall'analisi complessiva delle imprese eleggibili e non eleggibili nelle province toscane. In particolare, Firenze emerge come il principale centro economico della regione, con una posizione dominante che riflette la sua struttura industriale avanzata. Alcuni casi particolari, tuttavia, meritano un'attenzione più approfondita. In particolare, la provincia di Grosseto si distingue per l'assenza totale di imprese partecipanti ammesse (PA) e partecipanti non ammesse (PNA) nel gruppo delle imprese non eleggibili. Un fenomeno simile si riscontra anche a Massa-Carrara, dove i sottogruppi PA e PNA sono quasi del tutto assenti (0.001%), con una predominanza praticamente esclusiva nella categoria delle non partecipanti (NP). Queste differenze territoriali potrebbero riflettere le specifiche caratteristiche settoriali di ciascuna area. Da un lato ci sono province, come Firenze, dove tradizionalmente c'è una forte presenza di imprese manifatturiere che si allineano con settori ad alta e medio-alta tecnologia, che favoriscono l'innovazione e l'adattamento alle nuove sfide digitali e industriali. Dall'altro ci sono province, come Grosseto e Massa-Carrara, che tradizionalmente mantengono una concentrazione più alta di settori tradizionali. La comprensione di queste dinamiche territoriali diventa cruciale per analizzare come le specificità settoriali possano influire sulla partecipazione e sull'efficacia di politiche di sostegno alle imprese.

Segue un'analisi dei settori operativi delle imprese oggetto di indagine, raggruppate in Macro-settori di interesse. Questi macro-settori, sebbene non derivino direttamente dalla classificazione NACE, sono frutto di un'elaborazione che integra tale classificazione con i criteri adottati da Eurostat/OCSE per la distinzione delle attività economiche in base all'intensità tecnologica e al contenuto di conoscenza. Sulla base di questo approccio, le imprese sono state raggruppate nelle seguenti categorie: i) "Manifattura ad Alta/Medio-Alta Tecnologia", ii) "Manifattura a Bassa/Medio-Bassa Tecnologia", iii) "Altra Industria", iv) "Servizi tecnologici e di mercato ad alto contenuto di conoscenza", e una categoria residuale dei settori rimanenti, denominata v) "Altri Servizi".

Figura 4: Distribuzione delle imprese E e NE raggruppate per Macro settore



La Figura 4 mostra le proporzioni di imprese eleggibili e non eleggibili per ciascun macro-settore, con l'obiettivo di analizzare la distribuzione di queste categorie in relazione ai vari settori economici. Nel settore "Altri Servizi", si osserva una distribuzione praticamente equa tra imprese eleggibili e non eleggibili: il 38.8% delle imprese sono eleggibili, mentre il 39.3% appartengono al gruppo delle non eleggibili. Questa categoria include settori estremamente variegati, che vanno dal commercio al dettaglio e all'ingrosso, ai trasporti, alla ristorazione e alle attività professionali, scientifiche e tecniche. Questa eterogeneità porta naturalmente a una quota significativa di imprese in questa macro-categoria. Pertanto, si evidenzia come questo settore rappresenti una porzione dominante sia tra imprese eleggibili che non eleggibili. Quanto osservato suggerisce che una parte consistente dell'economia regionale appartiene a settori che non sono focalizzati sull'alta tecnologia. La distribuzione delle imprese eleggibili e non eleggibili appare equilibrata anche nel macro-settore "Servizi Tecnologici", con 19.8% di imprese eleggibili e 19% di non eleggibili. Sebbene le proporzioni siano simili, si può notare una leggera prevalenza di imprese eleggibili. Le imprese eleggibili risultano maggiormente concentrate in settori ad alta intensità tecnologica, come la "Manifattura ad Alta/Medio-Alta Tecnologia" e i "Servizi tecnologici e di mercato ad alto contenuto di conoscenza", intrinsecamente già più vocati all'innovazione rispetto ad altri settori.

In conclusione, la distribuzione dei gruppi di imprese evidenzia un panorama complesso, dove coesistono settori più tradizionali e aree a forte innovazione. Le politiche mirate a sostenere la tecnologia e la competitività sembrano favorire un orientamento crescente verso i settori tecnologicamente avanzati, senza tuttavia escludere l'importanza dei settori di servizio che, pur nella loro eterogeneità, continuano a rivestire un ruolo cruciale nell'economia regionale.

Classificazione delle Qualifiche Professionali

La presente sezione ha l'obiettivo di esaminare le dinamiche occupazionali all'interno delle imprese oggetto di studio, con particolare attenzione alle trasformazioni delle posizioni lavorative. A tal fine, è stato calcolato il numero di posizioni lavorative annuali per ciascuna qualifica professionale, utilizzando il Sistema Informativo Lavoro della Regione Toscana come fonte primaria. Le posizioni lavorative rappresentano il numero di unità equivalenti a un occupato a tempo pieno all'interno di una determinata qualifica professionale. Tale misura fornisce una stima annuale dello stock di posizioni lavorative per qualifica, relative alle imprese oggetto di analisi. È opportuno precisare che, trattandosi di una misura derivante da un archivio amministrativo avviato nel 2008/2009, il dato è costruito a partire dai flussi di avviamenti, cessazioni e trasformazioni contrattuali. Pertanto, le posizioni lavorative non coincidono con il totale degli occupati o degli addetti nelle imprese,

ma costituiscono un indicatore utile per monitorare le dinamiche interne alle imprese. In particolare, si cercherà di comprendere eventuali cambiamenti nei profili professionali associati a ciascuna qualifica.

La classificazione delle professioni adottata in questa analisi si basa sulla nomenclatura ISTAT 2011, articolata nei seguenti profili:

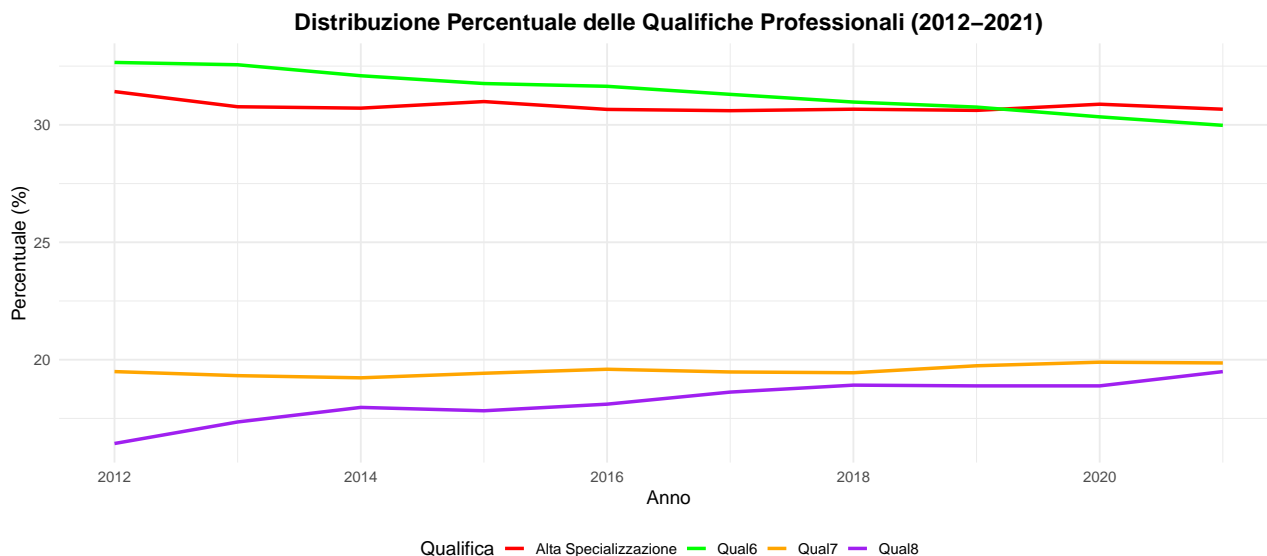
Tabella 20: Classificazione ISTAT 2011 delle Professioni

Codice	Descrizione delle Qualifiche Professionali
1	Legislatori, imprenditori e alta dirigenza
2	Professioni intellettuali, scientifiche e di elevata specializzazione
3	Professioni tecniche
4	Professioni esecutive nel lavoro d'ufficio
5	Professioni qualificate nelle attività commerciali e nei servizi
6	Artigiani, operai specializzati e agricoltori
7	Conduttori di impianti, operai di macchinari fissi e mobili e conducenti di veicoli
8	Professioni non qualificate
9	Forze armate

Per l'analisi delle posizioni lavorative, le qualifiche professionali sono state selezionate e organizzate secondo criteri specifici. Le qualifiche con un elevato livello di specializzazione comprendono i profili 1, 2 e 3 (cfr. Tabella 20). L'aggregazione di queste categorie consente di ottenere una misura complessiva delle posizioni lavorative con un alto grado di specializzazione, caratterizzate da elevate competenze professionali e titoli di studio avanzati. Per le qualifiche di livello medio-basso, si è optato per una disaggregazione delle categorie, al fine di evidenziare le specificità dei singoli profili. In questa sezione rientrano gli artigiani, operai specializzati e agricoltori (profilo 6), i conduttori di impianti, operai di macchinari fissi e mobili e conducenti di veicoli (profilo 7), nonché le professioni non qualificate, caratterizzate da mansioni elementari e da un basso livello di competenze richieste (profilo 8). Il profilo 9, relativo alle forze armate, non è stato considerato nell'analisi, in quanto non pertinente ai processi occupazionali delle imprese esaminate.

In Figura 5 viene presentata, in maniera aggregata per tutte le 57989 imprese in esame, l'evoluzione delle qualifiche sopra elencate, ad eccezione della quarta e della quinta (cfr. Tabella 20), relative, rispettivamente, al lavoro d'ufficio e alle professioni qualificate nelle attività commerciali e nei servizi. Tale decisione è stata dettata dalla difficoltà di raccordare, da un punto di vista logico, queste professioni ai processi di digitalizzazione e automazione che interessano le imprese in esame.

Figura 5: Andamento temporale delle qualifiche professionali dal 2012 al 2021 nelle principali categorie occupazionali



La distribuzione percentuale delle qualifiche professionali fornisce un quadro delle trasformazioni nella composizione del personale delle imprese incluse nel dataset, in relazione al contesto economico regionale e nazionale. Si ricorda che, in questa fase dell'analisi, non è ancora possibile determinare se eventuali differenze riscontrate nei dati siano attribuibili all'intervento (si rimanda alla Sezione 5.4 per l'analisi causale).

Le qualifiche ad alta specializzazione, che comprendono le professioni di legislatori, imprenditori e alta dirigenza (*qual1*), professioni intellettuali, scientifiche e di elevata specializzazione (*qual2*) e professioni tecniche (*qual3*), rappresentano un elemento cruciale nella struttura occupazionale delle imprese. La percentuale di posizioni lavorative in queste categorie è piuttosto stabile nel tempo, intorno al 30-31%.

Sempre guardando all'intero gruppo di imprese, le qualifiche che rientrano in una fascia di medio-alta specializzazione (*qual6* e *qual7*) presentano una dinamica interessante. In particolare, la percentuale di figure lavorative come artigiani, operai specializzati e agricoltori (*qual6*) mostra un leggero trend decrescente passando dal 33% nel 2012 al 30% nel 2021. Diversamente, i conduttori di impianti, operai di macchinari fissi e mobili e conducenti di veicoli (*qual7*) mostrano una tendenza più stabile nel tempo.

Il numero di posizioni nelle professioni non qualificate (*qual8*), mostrano un trend opposto rispetto alle altre categorie analizzate. Le percentuali di posizioni lavorative in questa categoria passano dal 16.4% nel 2012 al 18% nel 2014, continuando a crescere fino al 19.5% nel 2021. Questo trend in crescita può essere attribuito a una polarizzazione occupazionale, un fenomeno in cui, a fronte della riduzione di posizioni altamente qualificate, le imprese tendono ad ampliare la base di lavoratori meno qualificati, probabilmente per rispondere a esigenze di flessibilità organizzativa, riduzione dei costi e adattamento ai cambiamenti economici.

Dopo aver presentato la distribuzione percentuale delle qualifiche nel tempo, si analizza ora la distribuzione percentuale delle qualifiche professionali per status di eleggibilità.

La Tabella 21 mostra le medie temporali nei periodi pre- e post- intervento delle qualifiche professionali per status di eleggibilità. I dati in Tabella 21 evidenziano un incremento nel tempo delle qualifiche nelle imprese Eleggibili, in particolare nelle posizioni ad alta specializzazione e nelle competenze di medio livello. Al contrario, le imprese Non Eleggibili sembrano aver registrato una diminuzione nel tempo delle qualifiche in tutte le categorie analizzate. Ad esempio, il numero di addetti con qualifiche ad alta specializzazione, aumenta nel tempo, passando da 1.46 nel periodo Pre Intervento a 1.55 nel periodo Post Intervento per le imprese Eleggibili. Al contrario, per le Non Eleggibili, si registra una diminuzione delle posizioni lavorative per l'Alta Specializzazione; la media passa da 0.80 a 0.58 tra il periodo pre e il post intervento. Questa riduzione potrebbe essere dovuta a una minore capacità delle imprese non eleggibili di attrarre e mantenere professionisti altamente qualificati, suggerendo una divergenza nelle dinamiche occupazionali tra i due gruppi. Un altro dato di rilievo riguarda la Qualifica 6, che include profili di medio-alta specializzazione, che in media aumenta nel tempo per

Tabella 21: Media delle medie temporali nei periodi pre- e post- intervento delle qualifiche professionali per status di eleggibilità

Qualifica	Pre		Post	
	Eleggibili	Non Eleggibili	Eleggibili	Non Eleggibili
Alta Specializzazione	1.46	0.80	1.55	0.58
Qualifica 6	1.54	0.83	1.63	0.54
Qualifica 7	0.93	0.48	1.05	0.32
Qualifica 8	0.84	0.39	1.00	0.29

le imprese Eleggibili, passando da 1.54 a 1.63, mentre diminuisce per le Non Eleggibili, passando da 0.83 a 0.54.

5.3.2 Sottopopolazione risultante

Le analisi descrittive forniscono informazioni utili anche per impostare la strategia di selezione della popolazione, che, come già anticipato, viene effettuata mediante un metodo innovativo basato sulla stima di modelli per dati longitudinali a effetti misti. Per garantire l'affidabilità dei risultati, è stato implementato un rigoroso processo di selezione delle unità basato sulla variabile di assegnazione, eliminando le imprese troppo lontane dal valore di soglia $\Delta S_i = 0$.

Il risultato finale di questa procedura ha portato alla creazione di un dataset ridimensionato, composto da un totale di 2006 imprese. Di queste, 795 Eleggibili e 1211 Non Eleggibili. La distribuzione per gruppo è la seguente: nel gruppo NP (Non Partecipanti) sono incluse 1315 imprese, di cui 209 eleggibili e 1106 non eleggibili; nel gruppo PA (Partecipanti Ammessi) sono presenti 391 imprese, di cui 332 eleggibili e 59 non eleggibili; infine, nel gruppo PNA (Partecipanti Non Ammessi) risultano 300 imprese, di cui 254 eleggibili e 46 non eleggibili.

Sulla base delle analisi preliminari, sono state selezionate le variabili da includere nei modelli. In particolare, sono state inserite:

1. **Covariate costanti nel tempo:** Classe NACE, Provincia, età dell'impresa al 2013 e dimensione di impresa. In aggiunta a queste, sono state inserite le medie per anno (2012 e 2013) delle covariate che variano nel tempo.
2. **Covariate che variano nel tempo:** medie per anno (2012 e 2013) delle variabili risultato e in taluni casi, se si otteneva un miglior adattamento del modello, anche alcune tra le seguenti variabili di bilancio: immobilizzazioni materiali e immateriali, attivo circolante, risultato operativo, risultato prima delle imposte (talvolta prendendo solo le medie temporali tra gli anni 2012 e 2013, talvolta prendendo i valori effettivi tra il 2014 ed il 2021).
3. **Variabili di Risposta (Outcome):** variabili di interesse nel periodo 2014-2021, ovvero sia il valore aggiunto, il numero di addetti, il numero di addetti per qualifica.

Per ciascuna delle 6 variabili di risposta, è stato stimato un modello lineare ad effetti misti, con pendenza casuale associata alla variabile di assegnazione. I modelli sono stati stimati separatamente per gruppo di imprese, portando alla costruzione di un totale di 12 modelli: 6 per le imprese eleggibili e 6 per le non eleggibili. La stima dei modelli è stata effettuata mediante la funzione LMER del software R, che utilizza la stima della massima verosimiglianza (Maximum Likelihood Estimation) per la stima dei parametri del modello. Questa funzione consente di includere simultaneamente effetti fissi e casuali. Gli effetti fissi rappresentano gli effetti medi delle variabili indipendenti sulla variabile dipendente, assumendo che questi effetti siano costanti per tutte le unità, in questo caso le imprese; gli effetti casuali, invece, catturano la variabilità tra le imprese.

Dopo aver stimato i modelli, sono stati estratti gli effetti casuali associati alla variabile di assegnazione per ciascuna impresa, calcolando gli intervalli di confidenza con un livello di significatività del 5%. Questa fase

ha costituito una selezione preliminare delle imprese, in quanto gli intervalli di confidenza sono stati utilizzati per testare la significatività degli effetti casuali. Un'impresa è stata inclusa nella sottopopolazione finale solo se l'effetto casuale risultava non-significativo in almeno 4 dei 6 modelli stimati. Questo criterio ha consentito di identificare un sottoinsieme di imprese costituenti la sottopopolazione finale. La sottopopolazione risultante si compone di 1976 imprese, di cui 780 eleggibili e 1196 non eleggibili, suddivise tra partecipanti e ammesse (cfr. Tabella 22).

Tabella 22: Distribuzione delle imprese eleggibili e non eleggibili per gruppo

Gruppo	Totale Imprese	eleggibili	Non Eleggibili
NP	1297	204	1093
PA	384	326	58
PNA	295	250	45
Totale Generale	1976	780	1196

5.4 Analisi causale

Selezionata la popolazione \mathcal{U}_{s_0} , per far inferenza sugli effetti causali di interesse si propone di usare un approccio Bayesiano all'analisi di stratificazione principale. Sotto l'ipotesi di assenza di confondimento locale, per implementare l'approccio Bayesiano è necessario specificare due gruppi di modelli: (i) il modello per l'appartenenza agli strati principali condizionatamente alle covariate; e (ii) il modello per la distribuzione dei risultati potenziali condizionata allo strato principale e alle covariate. Di seguito si descrive la specificazione parametrica che verrà utilizzata per tali modelli.

5.4.1 Il modello per l'appartenenza agli strati principali

Il modello per l'appartenenza agli strati principali è stato definito scrivendo la distribuzione congiunta dei risultati principali relativi alla partecipazione al bando e alla ricezione del beneficio come prodotto tra la distribuzione marginale dei risultati principali relativi alla partecipazione al bando e la distribuzione condizionata dei risultati principali relativi alla ricezione del beneficio dati i risultati principali relativi alla partecipazione al bando:

$$p(P_i(0), P_i(1), A_i(0), A_i(1) \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) = p(P_i(0), P_i(1) \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) \times p(A_i(0), A_i(1) \mid P_i(0), P_i(1), \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta)$$

Per modellare la distribuzione dei risultati principali relativi alla partecipazione al bando si considerano due modelli probit condizionati per cui:

$$\begin{aligned} \Pr(P_i(0) = 1, P_i(1) = 1 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) &= \Pr(P_{i,11}^* \leq 0 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) \\ \Pr(P_i(0) = 0, P_i(1) = 0 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) &= \Pr(P_{i,00}^* \leq 0, P_{i,11}^* > 0 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) \end{aligned}$$

dove

$$P_{i,11}^* \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta \sim N \left(\alpha_0^{(11)} + \alpha_W^{(11)} \mathbf{W}_i + \alpha_{\Delta S}^{(11)} \Delta S_i, 1 \right)$$

e

$$P_{i,00}^* \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta \sim N \left(\alpha_0^{(00)} + \alpha_W^{(00)} \mathbf{W}_i + \alpha_{\Delta S}^{(00)} \Delta S_i, 1 \right)$$

indipendenti. Chiaramente, sotto l'ipotesi di monotonicità della partecipazione al bando rispetto allo status di impresa dinamica e non dinamica, $P_i(1) \geq P_i(0)$ per ogni $i \in \mathcal{U}_{s_0}$, si ha:

$$\begin{aligned} \Pr(P_i(0) = 0, P_i(1) = 1 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) &= \\ 1 - \Pr(P_i(0) = 1, P_i(1) = 1 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) - \Pr(P_i(0) = 0, P_i(1) = 0 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) \end{aligned}$$

La probabilità di non ricevere mai il beneficio indipendentemente dallo status di impresa dinamica o non dinamica per imprese che non partecipano mai al bando è uno per costruzione:

$$\Pr(A_i(0) = 0, A_i(1) = 0 \mid P_i(0) = 0, P_i(1) = 0, \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) = 1$$

Imprese che partecipano al bando se dinamiche ma non partecipano al bando se non dinamiche, possono essere imprese che non ricevono mai il beneficio indipendentemente dallo status di impresa dinamica o non dinamica oppure imprese che ricevono il beneficio se dinamiche. Pertanto per modellare la distribuzione dei risultati principali relativi alla ricezione del beneficio per imprese che partecipano al bando solo se dinamiche si specifica un modello probit:

$$\begin{aligned} \Pr(A_i(0) = 0, A_i(1) = 1 \mid P_i(0) = 0, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i; \theta) = \\ \Pr(A_{i,01}^* \geq 0 \mid P_i(0) = 0, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) \end{aligned}$$

dove $A_{i,01}^* \mid P_i(0) = 0, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta \sim N\left(\beta_0^{(01)} + \beta_W^{(01)} \mathbf{W}_i + \beta_{\Delta S}^{(01)} \Delta S_i, 1\right)$ e

$$\begin{aligned} \Pr(A_i(0) = 0, A_i(1) = 0 \mid P_i(0) = 0, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i; \theta) = \\ 1 - \Pr(A_i(0) = 0, A_i(1) = 1 \mid P_i(0) = 0, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i; \theta) \end{aligned}$$

Sotto l'ipotesi di monotonicità della ricezione del beneficio rispetto allo status di impresa dinamica e non dinamica, $A_i(1) \geq A_i(0)$ per ogni $i \in \mathcal{U}_{s_0}$, le imprese che partecipano sempre al bando indipendentemente dallo status di impresa dinamica o non dinamica, possono essere imprese che non ricevono mai il beneficio indipendentemente dallo status di impresa dinamica o non dinamica; imprese che ricevono il beneficio se dinamiche, oppure imprese che ricevono sempre il beneficio indipendentemente dallo status di impresa dinamica o non dinamica. Pertanto per modellare la distribuzione dei risultati principali relativi alla ricezione del beneficio per imprese che partecipano sempre al bando si considerano due modello probit condizionati per cui:

$$\begin{aligned} \Pr(A_i(0) = 1, A_i(1) = 1 \mid P_i(0) = 1, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) = \\ \Pr(A_{i,11}^* \leq 0 \mid P_i(0) = 1, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) \\ \Pr(A_i(0) = 0, A_i(1) = 0 \mid P_i(0) = 1, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) = \\ \Pr(A_{i,00}^* \leq 0, A_{i,11}^* > 0 \mid P_i(0) = 1, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) \end{aligned}$$

dove

$$A_{i,11}^* \mid P_i(0) = 1, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta \sim N\left(\beta_0^{(11)} + \beta_W^{(11)} \mathbf{W}_i + \beta_{\Delta S}^{(11)} \Delta S_i, 1\right)$$

e

$$A_{i,00}^* \mid P_i(0) = 1, P_i(1) = 1, \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta \sim N\left(\beta_0^{(00)} + \beta_W^{(00)} \mathbf{W}_i + \beta_{\Delta S}^{(00)} \Delta S_i, 1\right)$$

tra loro indipendenti. Quindi

$$\begin{aligned} \Pr(A_i(0) = 0, A_i(1) = 1 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) = \\ 1 - \Pr(A_i(0) = 1, A_i(1) = 1 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) - \Pr(A_i(0) = 0, A_i(1) = 0 \mid \mathbf{W}_i, \Delta S_i; \theta) \end{aligned}$$

5.4.2 Il modello per le variabili risultato

Si assume che per ogni $\ell = 1, \dots, L$ i risultati potenziali, $Y_{it}^{(\ell)}(0)$ e $Y_{it}^{(\ell)}(1)$ per $t = t^*, \dots, T$, siano condizionalmente indipendenti dato anche un termine di eterogeneità non osservato. Sotto tale ipotesi basta specificare le distribuzioni marginali di $Y_{it}^{(\ell)}(0)$ e $Y_{it}^{(\ell)}(1)$ per $t = t^*, \dots, T$ date le covariate il termine di eterogeneità non osservato. In particolare, si specifica come modello per i risultati potenziali un modello panel dinamico con una condizione iniziale per il tempo di trattamento t^* (2014). Formalmente

$$\left(Y_{it^*}^{(\ell)}(z) \mid G_i = g\right) = \tau_{gt^*} z + \gamma_u u_i + \gamma_{g, \Delta S} \Delta S_i + \gamma_W \mathbf{W}_i + \zeta_i$$

e per $t = t^* + 1, \dots, T$

$$\left(Y_{it}^{(\ell)}(z) \mid G_i = g \right) = \tau_{gt}z + \rho_g Y_{it-1}^{(\ell)}(z) + \delta_{g,\Delta S} \Delta S_i + \delta_W \mathbf{W}_i + u_i + \xi_{it}$$

dove $u_i, \xi_{it^*}, \dots, \xi_{iT}, \zeta_i$ sono variabili aleatorie indipendenti. Per $i = 1, \dots, N$, e per $t = t^*, \dots, T$, le variabili aleatorie ξ_{it} hanno distribuzione Normale di media zero e varianza σ_ξ^2 e per $i = 1, \dots, N$, le variabili aleatorie ζ_i hanno distribuzione Normale di media zero e varianza σ_ζ^2 .

5.5 Analisi Bayesiana

L'analisi Bayesiana è condotta sotto l'ipotesi che i parametri siano a priori indipendenti specificando a priori Normali per i coefficienti di regressione e distribuzioni scaled inverse- χ^2 per i parametri di varianza. Per il termine di eterogeneità non osservata si utilizza un modello gerarchico assumendo che per ogni $i \in \mathcal{U}_{s_0}$, u_i abbia distribuzione Normale di media μ_u e varianza σ_u^2 , con μ_u iperparametro con distribuzione Normale e σ_u^2 iperparametro con distribuzione scaled inverse- χ^2 .

La distribuzione a posteriori di ogni parametro è ottenuta attraverso un algoritmo MCMC che usa il Gibbs sampling (Geman and Geman, 1984; Gelfand and Smith, 1990) e due passi di data augmentation step (Tanner and Wong, 1987) per imputare l'appartenenza allo strato principale e il termine di eterogeneità non osservato. In particolare, dopo aver inizializzato i parametri e il termine di eterogeneità non osservato, ad ogni iterazione dell'algoritmo si implementano le seguenti fasi: (1) si imputa l'appartenenza allo strato principale per ogni impresa, G_i ; (2) si imputa il termine di eterogeneità non osservato, u_i ; (3) si aggiornano i parametri dei modelli usando il metodo del Gibbs sampling; (4) per ogni impresa si estraggono i risultati potenziali mancanti dalla loro distribuzione predittiva a posteriori e si calcolano le quantità causali di interesse.

Per ogni variabile risultato, la distribuzione a posteriori dei parametri del modello e delle quantità causali di interesse è approssimata da una catena MCMC di 1, 000 iterazioni, ottenuta da una catena di 30 000 iterazioni (50 000 per il valore aggiunto) dopo aver eliminato le iterazioni di burn-in e salvato iterazioni a distanze regolari definite variabile per variabile.

6 Risultati

L'analisi di stratificazione principale è condotta su ciascuna variabile separatamente. In termini di ripartizione delle imprese della sottopopolazione \mathcal{U}_{s_0} selezionata in strati principali, i risultati suggeriscono che oltre il 40% delle imprese (tra il 40% e il 70% a seconda della variabile risultato considerata) appartiene all'unione dei tre strati principali $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$ e $PP\bar{A}\bar{A}$ in cui lo status di impresa dinamica versus lo status di impresa non dinamica ha un effetto sulla partecipazione al bando (strato $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$), sulla ricezione del beneficio (strato $PP\bar{A}\bar{A}$) oppure su entrambe le variabili (strato $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$). Per questo gruppo di imprese gli effetti stimati sono quindi attribuibili alla politica come effetti di partecipazione, ricezione del beneficio o di partecipazione e ricezione del beneficio. Per una proporzione di imprese nella sottopopolazione selezionata che varia tra il 30% e il 60% lo status di impresa dinamica versus lo status di impresa non dinamica non ha alcun effetto né sulla partecipazione né sulla ricezione del beneficio. Per tali imprese abbiamo ragionevolmente ipotizzato l'assenza di effetto anche sulla variabile risultato (vincolo di esclusione). In dettaglio, oltre il 19% delle imprese della sottopopolazione selezionata comprende imprese che non valutano la possibilità di partecipare al bando indipendentemente dal loro status di impresa dinamica (strato $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$), mentre tra il 5% e il 10% sono imprese che partecipano al bando e ricevono il beneficio indipendentemente dal loro status di impresa dinamica (strato $PP\bar{A}\bar{A}$). Una piccola parte di imprese della sottopopolazione selezionata, meno del 4%, sono imprese attratte dall'intervento (e che quindi partecipano partecipano al bando indipendentemente dal loro status di impresa dinamica) ma non riescono a presentare progetti degni di finanziamento (strato $PP\bar{A}\bar{A}$).

Di seguito per ogni variabile risultato vengono descritti e discussi i risultati sugli effetti stimati per le imprese appartenenti all'unione dei tre strati principali in cui lo status di impresa dinamica ha un effetto sulla partecipazione o sulla ricezione del beneficio, ossia per il totale delle imprese e per le sole imprese eleggibili appartenenti all'unione degli strati principali $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$ e $PP\bar{A}\bar{A}$.

Per ciascuna variabile di risultato si riportano la media a posteriori e l'intervallo di credibilità al 95% della distribuzione a posteriori dell'effetto principale medio.

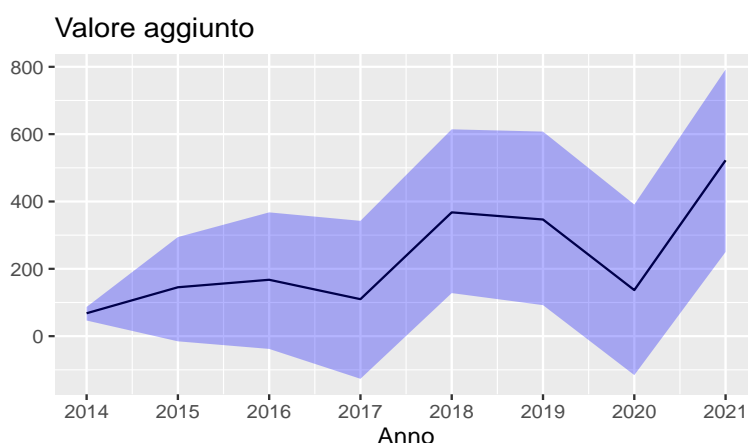
Rispetto all'effetto principale medio per le imprese dinamiche appartenenti all'unione dei tre strati principali $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$ e $PP\bar{A}\bar{A}$, viene svolta l'analisi di eterogeneità. In particolare si riportano la media a posteriori e l'intervallo di credibilità al 95% della distribuzione a posteriori dell'effetto principale medio per le imprese dinamiche classificate per tipologia di progetto: progetto di automazione versus progetto di digitalizzazione; progetto di innovazione di prodotto versus progetto di innovazione di processo; e progetto di digitalizzazione con innovazione di prodotto versus progetto di digitalizzazione con innovazione di processo. Come scritto precedentemente non si distingue nell'analisi di eterogeneità tra progetto di automazione con innovazione di processo e progetto di automazione con innovazione di prodotto, poichè nel presente studio i progetti di automazione presentati in risposta al bando 2014 sono essenzialmente progetti di innovazione di prodotto (si veda la Tabella 8).

6.1 Valore aggiunto

Gli effetti sul valore aggiunto sono in migliaia di euro.

La Figura 6 mostra l'effetto causale stimato sul valore aggiunto per imprese appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$. La media a posteriori degli effetti ha un andamento frastagliato, non monotono, sebbene sia sempre positiva in ogni anno. La probabilità che gli effetti sul valore aggiunto siano positivi è sempre maggiore del 80% nonostante che l'intervallo di credibilità al 95% copra il valore zero in alcuni anni.

Figura 6: Effetto causale sul valore aggiunto per l'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$



6.1.1 Valore aggiunto: Analisi di eterogeneità rispetto alla tipologia di progetto

L'effetto causale stimato sul valore aggiunto per imprese dinamiche appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$ è piuttosto variabile: come mostra la Figura 7 in alcuni anni (2014, 2018, 2019, 2021), l'effetto stimato è positivo con intervallo di credibilità al 95% che include solo valori positivi; in alcuni anni (2015, 2016) l'effetto stimato è positivo ma l'intervallo di credibilità al 95% copre il valore zero e nel 2017 e 2020 l'effetto stimato è negativo sebbene non significativo.

L'analisi di eterogeneità rispetto alla tipologia di progetto presentato non mostra grandi differenze a eccezione per imprese dinamiche che presentano progetti di innovazione di processo e per imprese dinamiche che presentano progetti di digitalizzazione di innovazione di processo. Come mostra il grafico a destra delle Figure 9 e 10, l'effetto stimato per imprese dinamiche che presentano progetti di innovazione di processo e per imprese dinamiche che presentano progetti di digitalizzazione di innovazione di processo ha un andamento crescente fino al 2019 e sebbene gli intervalli di credibilità al 95% in alcuni anni includano il valore zero, la probabilità stimata che tali effetti siano positivi è superiore al 61%. Invece, laddove le imprese dinamiche conducano progetti basati di digitalizzazione abbinata a innovazione di prodotto, gli effetti sul valore aggiunto non sono apprezzabilmente diversi da zero.

Figura 7: Effetto causale sul valore aggiunto per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$

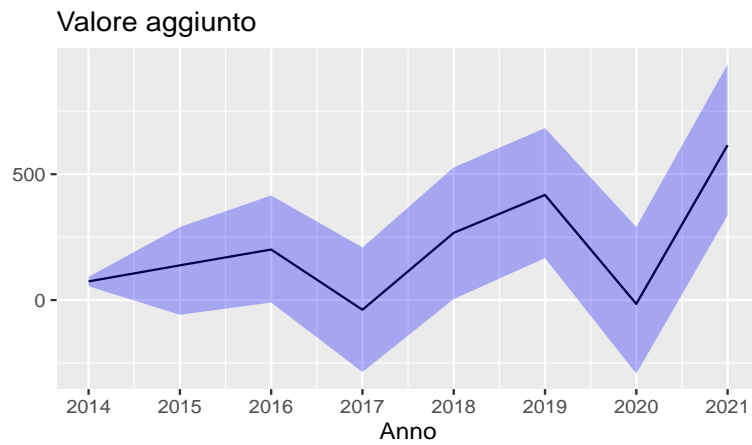


Figura 8: Effetto causale sul valore aggiunto per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$: Progetti di automazione versus progetti di digitalizzazione

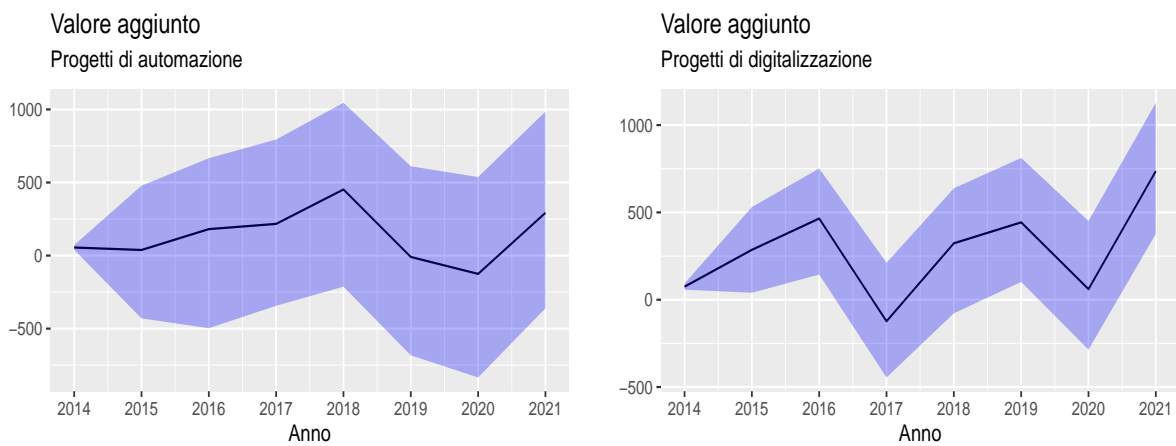


Figura 9: Effetto causale sul valore aggiunto per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$: Progetti di innovazione di prodotto versus innovazione di processo

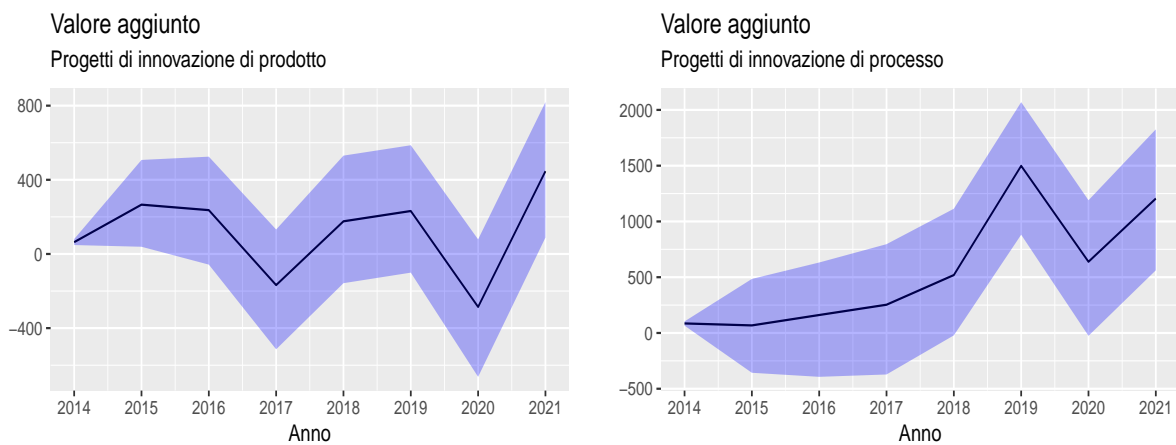
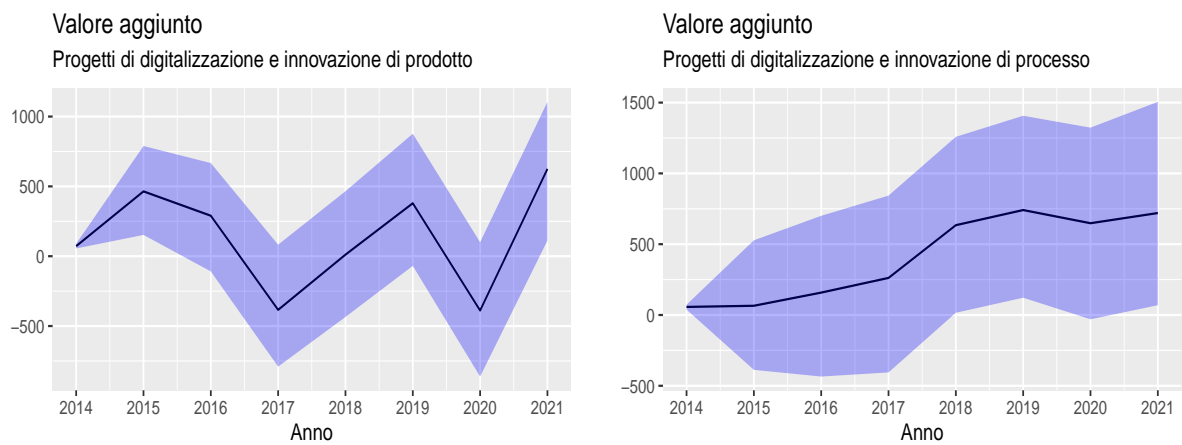


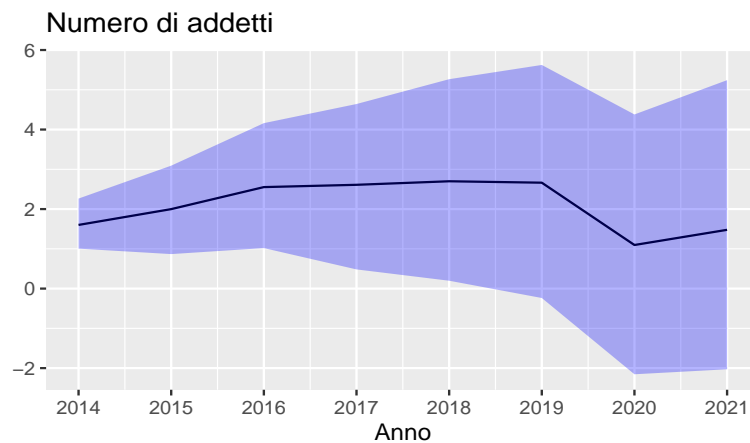
Figura 10: Effetto causale sul valore aggiunto per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$: Progetti di digitalizzazione e innovazione di prodotto versus Progetti di digitalizzazione e innovazione di processo



6.2 Numero di addetti

La Figura 11 mostra l'effetto causale stimato sul numero di addetti per l'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$. Nel breve-medio periodo (2014-2018) si osserva un effetto positivo di circa due addetti per anno. Nel 2019 l'effetto è sempre positivo e sebbene l'intervallo di credibilità al 95% sia piuttosto ampio e copra il valore zero la probabilità che tale effetto sia positivo è di oltre il 95%. Nel 2020 e 2021 le distribuzioni a posteriori degli effetti, sebbene centrate su valori positivi hanno associati intervalli di credibilità al 95% molto ampi che includono il valore zero per cui non è possibile trarre conclusioni.

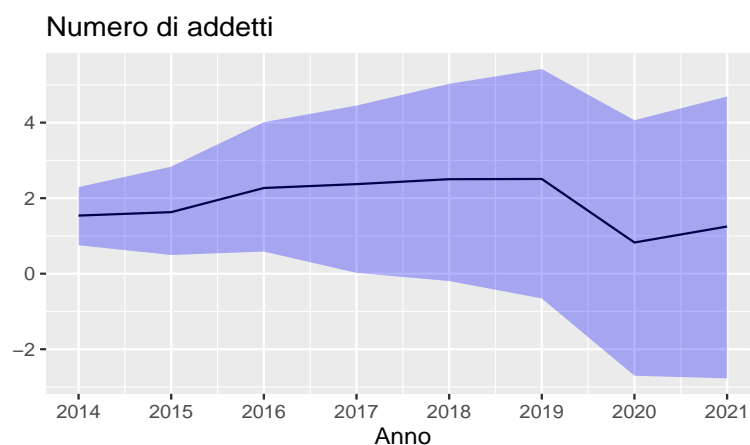
Figura 11: Effetto causale sul numero di addetti per l'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$



6.2.1 Numero di addetti: Analisi di eterogeneità rispetto alla tipologia di progetto

Concentrandosi sul gruppo di imprese dinamiche appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$, l'unico sul quale possiamo valutare l'eterogeneità dell'effetto rispetto alla tipologia di progetto, dalla Figura 12 emergono risultati simili a quelli ottenuti nel paragrafo precedente relativo a tutte le imprese (dinamiche e non dinamiche) classificate come membri di uno dei tre strati. In particolare, si osserva un effetto causale positivo fino al 2017. Nel 2017 e 2018 la media a posteriori dell'effetto è sempre positiva ma l'intervallo di credibilità al 95% copre il valore zero. Tuttavia la probabilità che tali effetti negli anni 2017-2019 siano positivi è di oltre 94%. Negli ultimi due anni (2020-2021) gli intervalli di credibilità al 95% sono piuttosto ampi e includono sia valori positivi che negativi, ma la probabilità che gli effetti siano positivi è sempre piuttosto elevata, oltre il 67%.

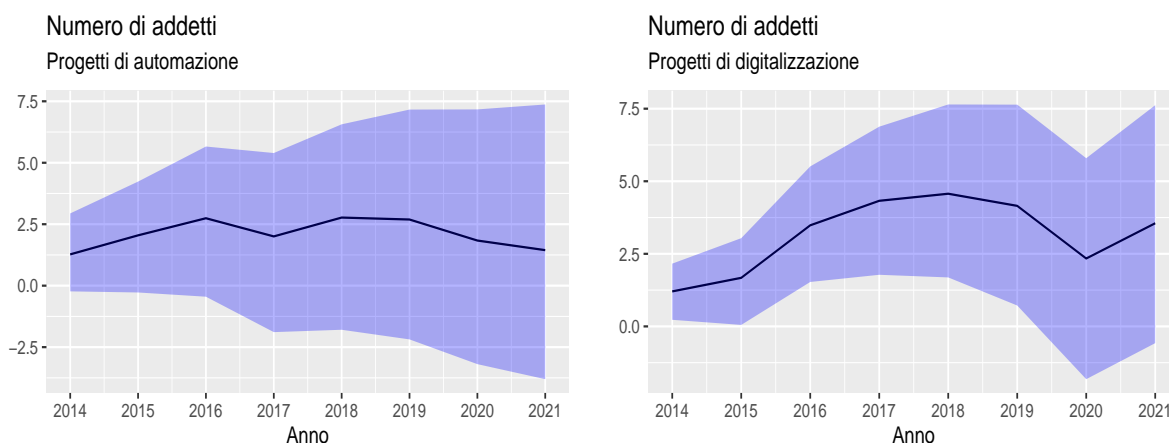
Figura 12: Effetto causale sul numero di addetti per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$



Tali effetti risultano piuttosto eterogenei rispetto alla tipologia di progetto. Rispetto alla classificazione dei progetti in progetti di automazione e progetti di digitalizzazione, si osserva che gli effetti positivi in Figura 12

sono principalmente guidati da effetti positivi per imprese dinamiche che presentano progetti di digitalizzazione (Figura 13): per tali imprese la probabilità l'effetto sia positivo è di oltre l'88% in ogni anno e di oltre 99% negli anni 2014-2019. L'effetto medio è infatti sempre positivo e gli intervalli di credibilità al 95% includono valori positivi fino al 2019. Gli effetti per imprese dinamiche che presentano progetti di automazione, sebbene siano in media positivi, hanno associato intervalli di credibilità al 95% che coprono sempre il valore zero. Per imprese dinamiche che presentano progetti di automazione, quindi, le analisi suggeriscono che partecipare al bando e/o ricevere il beneficio non influenza in modo significativo il numero di addetti.

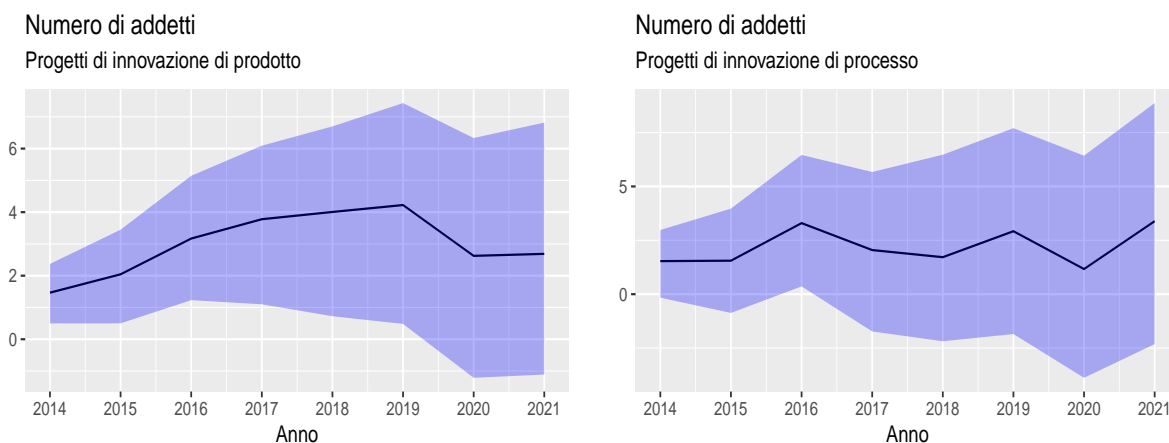
Figura 13: Effetto causale sul numero di addetti per le imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$: Progetti di automazione versus progetti di digitalizzazione



Rispetto alla classificazione dei progetti in progetti di innovazione di prodotto e progetti di innovazione di processo, si ottengono effetti positivi e statisticamente significativi (almeno fino al 2019) per il sottoinsieme delle imprese dinamiche appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$ che presentano un progetto di innovazione di prodotto (si veda la Figura 14). Tali effetti sono simili agli effetti ottenuti per l'insieme di tutte le imprese dinamiche appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$, come si può vedere confrontando la Figura 12 e la Figura 14.

Sebbene positivi, gli effetti per il sottoinsieme delle imprese dinamiche appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$ che presentano un progetto di innovazione di processo ha un andamento piuttosto frastagliato con intervalli di credibilità al 95% che coprono il valore zero in tutti gli anni ad eccezione del 2016 (si veda la Figura 14).

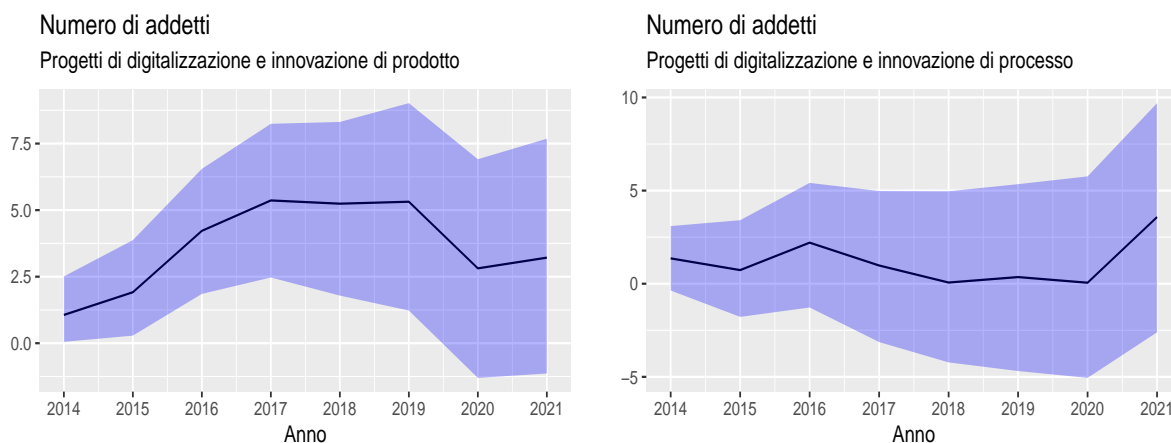
Figura 14: Effetto causale sul numero di addetti per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$: Progetti di innovazione di prodotto versus innovazione di processo



Contrariamente a quanto rilevato in precedenza per il valore aggiunto, i risultati appena mostrati sug-

geriscono che l'effetto sul numero di addetti (almeno per imprese dinamiche nell'unione degli strati principali in esame) è guidato principalmente da imprese che presentano progetti di digitalizzazione e/o di innovazione prodotto. Tale risultato emerge ulteriormente confrontando gli effetti per imprese dinamiche che presentano progetti di digitalizzazione e di innovazione prodotto con gli effetti per imprese dinamiche che presentano progetti di digitalizzazione e di innovazione processo come mostra la Figura 15.

Figura 15: Effetto causale sul numero di addetti per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$: Progetti di digitalizzazione e innovazione di prodotto versus Progetti di digitalizzazione e innovazione di processo



I risultati trovati possono essere interpretati considerando che oggetto di valutazione è il numero di addetti totale dell'impresa, il quale può variare anche in funzione di riorganizzazioni interne. Ad esempio, un'impresa che forma i propri dipendenti, cambiandone poi la qualifica, registrerà una variazione nulla nel numero di addetti, però al contempo avrà incrementato il numero dei propri lavoratori a maggior specializzazione. Nel paragrafo successivo, andremo nel dettaglio delle singole qualifiche proprio per valutare effetti di riorganizzazione della forza lavoro.

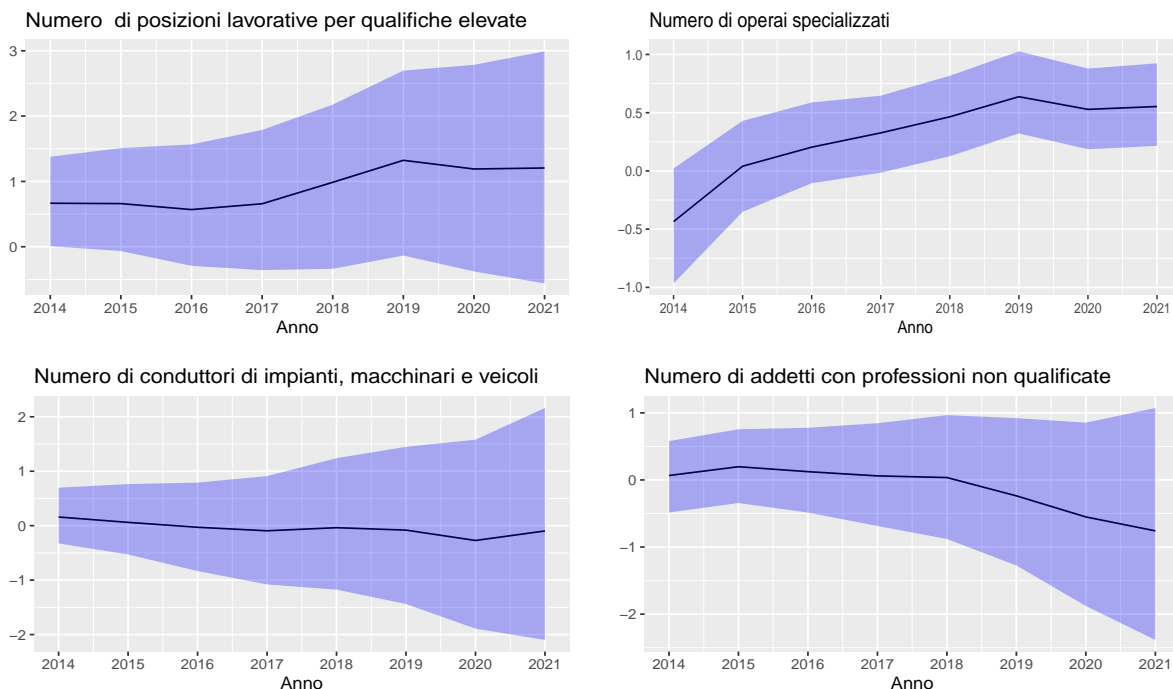
6.3 Numero di posizioni per qualifica

La Figura 16 mostra l'effetto causale su ciascuna qualifica considerata nella presente analisi per imprese appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$. Possiamo innanzitutto notare che la partecipazione al bando congiuntamente alla ricezione del beneficio ha determinato un incremento del numero di operai specializzati su tutte le annualità ad eccezione del 2014, con andamento crescente fino al 2019. Sebbene gli intervalli di credibilità al 95% per gli anni immediatamente dopo l'intervento (2015, 2016 e 2017) includano il valore zero, a partire dal 2016 la probabilità che l'effetto sul numero di operai specializzati sia positivo è maggiore del 86%. L'effetto appare positivo e globalmente crescente anche per il numero di posizioni lavorative per qualifiche elevate sebbene sia caratterizzato da maggiore incertezza in quanto l'intervallo di credibilità al 95% è piuttosto ampio e include il valore zero a partire dal 2015 anche se l'estremo inferiore dell'intervallo è prossimo a zero.

Per il numero di conduttori di impianti, macchinari e veicoli e per il numero di addetti con professioni non qualificate, i risultati ottenuti suggeriscono l'assenza di effetto. Sebbene la distribuzione a posteriori del numero di conduttori di impianti, macchinari e veicoli sia centrata su valori prossimi a zero e caratterizzata da elevata incertezza, è interessante notare che la sua media diminuisce costantemente fino al 2020. Tale andamento, unito all'evidenza di un marcato effetto causale sulle posizioni specializzate, suggerisce che vi possa essere stata una riorganizzazione interna alle aziende.

Infine, gli effetti sul numero di posizioni non qualificate sono tendenzialmente nulli, anche se nella fase finale del periodo di osservazione, la media della loro distribuzione a posteriori tende ad assumere valori leggermente inferiori allo zero e cresce anche la probabilità di avere effetti di segno negativo.

Figura 16: Effetto causale sulle posizioni per qualifica per l'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$

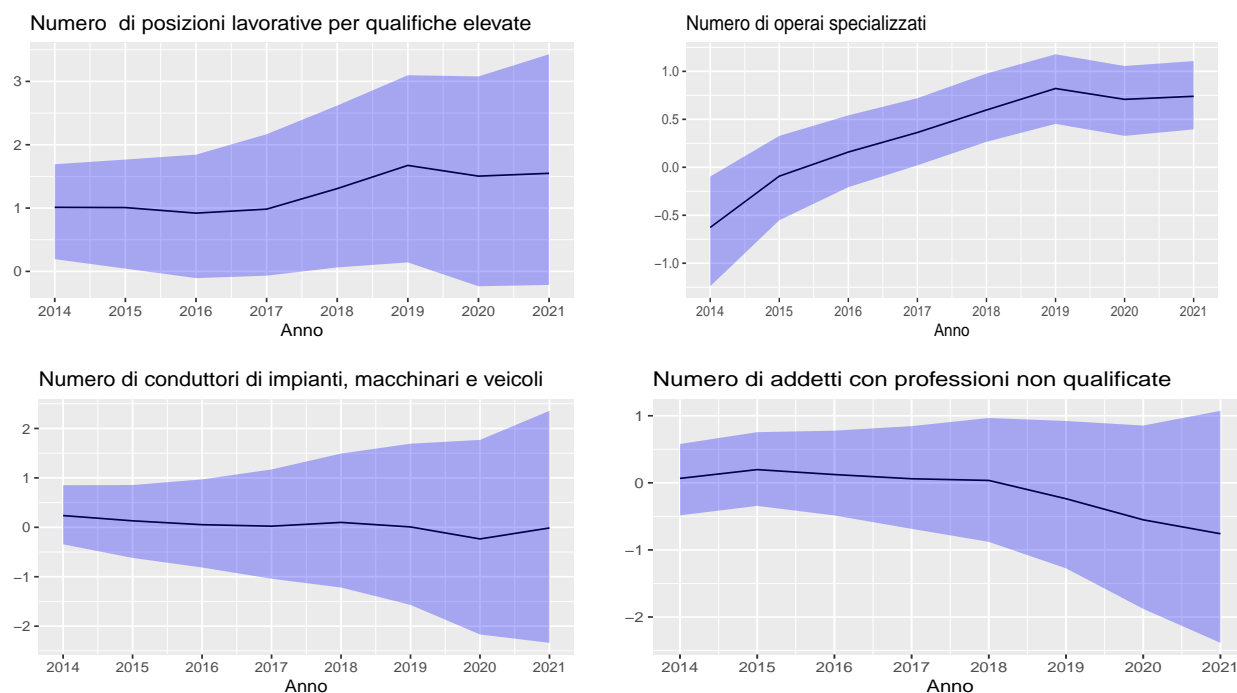


6.3.1 Numero di posizioni per qualifica: Analisi di eterogeneità rispetto alla tipologia di progetto

La Figura 17 riporta l'effetto causale su ciascuna qualifica considerata nella presente analisi per imprese dinamiche appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$. I risultati sono simili a quelli mostrati in Figura 16 e descritti nel paragrafo precedente per l'insieme di tutte le imprese (dinamiche e non dinamiche) della sottopopolazione U_{s_0} appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$. In particolare, la Figura 17 mostra un effetto sul numero di operai specializzati positivo a partire dal 2016 con intervalli di credibilità al 95% che includono solo valori positivi a partire dal 2017 e con un andamento crescente per gli anni dal 2014

al 2019. Effetti positivi si osservano anche sul numero di posizioni lavorative per qualifiche elevate, anche se gli intervalli di credibilità al 95% sono piuttosto ampi in alcuni anni. Gli effetti sul numero di conduttori di impianti, macchinari e veicoli e sul numero di addetti con professioni non qualificate sono piccoli e con intervalli di credibilità al 95% che includono sempre il valore zero. Gli effetti sulle posizioni non qualificate sono tendenzialmente nulli, con una tendenza alla lieve negatività nella fase finale del periodo di osservazione.

Figura 17: Effetto causale sulle posizioni per qualifica per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$



Le Figure 18, 19 e 20 mostrano l'eterogeneità di tali effetti rispetto alla tipologia di progetti presentati da imprese dinamiche in \mathcal{U}_{s_0} appartenenti all'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$. Sebbene non si evidenzia una forte eterogeneità negli effetti, da tale analisi emergono alcuni aspetti interessanti soprattutto sul numero di operai specializzati. In particolare, l'analisi di eterogeneità conferma che gli effetti causali maggiori si hanno sul numero di operai specializzati, ma evidenzia una specificità interessante: per le imprese che hanno presentato progetti di automazione, effetti significativi sono visibili già a partire dal 2016, mentre per le imprese che hanno presentato progetti di digitalizzazione, gli effetti cominciano a presentarsi in maniera più marcata dal 2019.

In entrambi i casi, si tratta di effetti positivi, il che suggerisce, coerentemente con la letteratura, che l'introduzione di automazione in azienda venga accompagnata dalla necessità di dotarsi subito di personale specializzato, una necessità che, nel caso di digitalizzazione, si presenta comunque ma in maniera di poco differita nel tempo. Successivamente all'introduzione di automazione e al concomitante upskilling del personale, si iniziano a rilevare i segnali causali di una tendenziale e lieve riduzione delle posizioni non qualificate, aspetto quest'ultimo meno evidente in presenza di progetti di digitalizzazione. Sempre per quanto riguarda gli operai specializzati, si osservano effetti significativi a partire dal 2017 sulle imprese che hanno adottato innovazione di prodotto e dal 2018 su quelle che hanno adottato innovazione di processo.

Indifferenziatamente per tutte le tipologie di progetto, si confermano infine effetti piccoli ma tendenzialmente positivi sul numero di posizioni ascrivibili a qualifiche elevate.

Figura 18: Effetto causale sulle posizioni per qualifica per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}P\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}P\bar{A}A$, e $PP\bar{A}A$: Progetti di automazione versus progetti di digitalizzazione

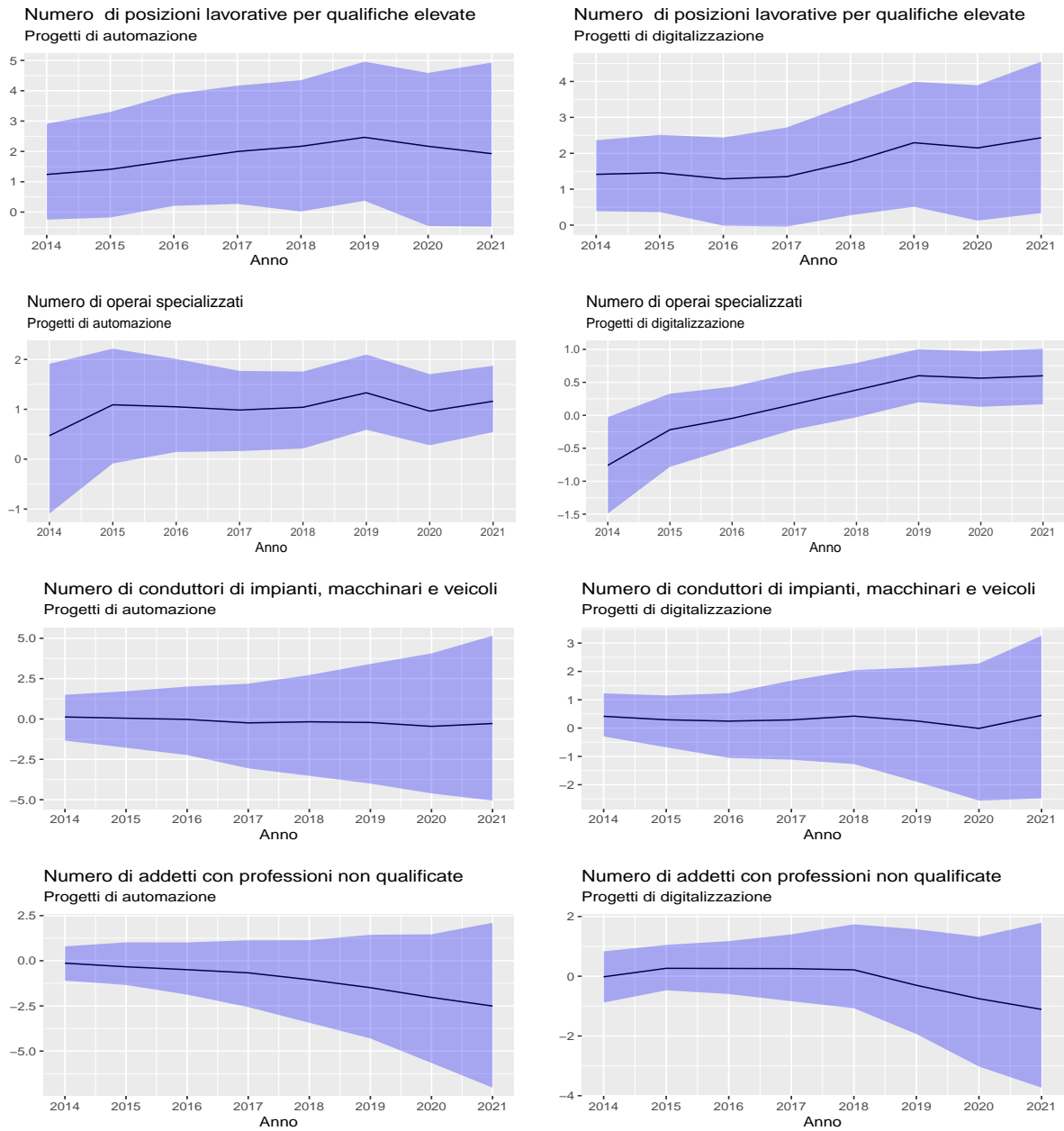


Figura 19: Effetto causale sulle posizioni per qualifica per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $PP\bar{A}\bar{A}$: Progetti di innovazione di prodotto versus innovazione di processo

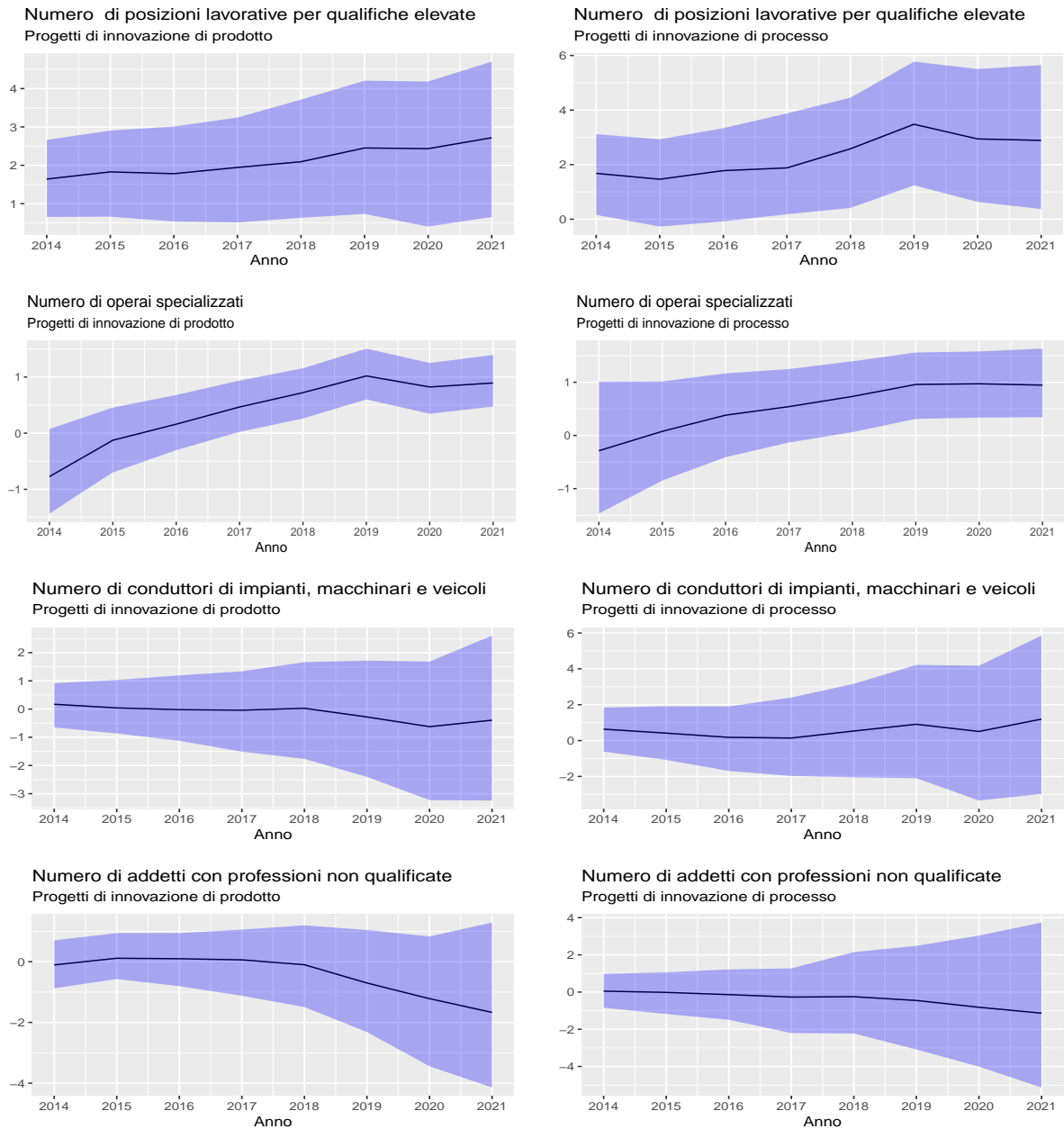
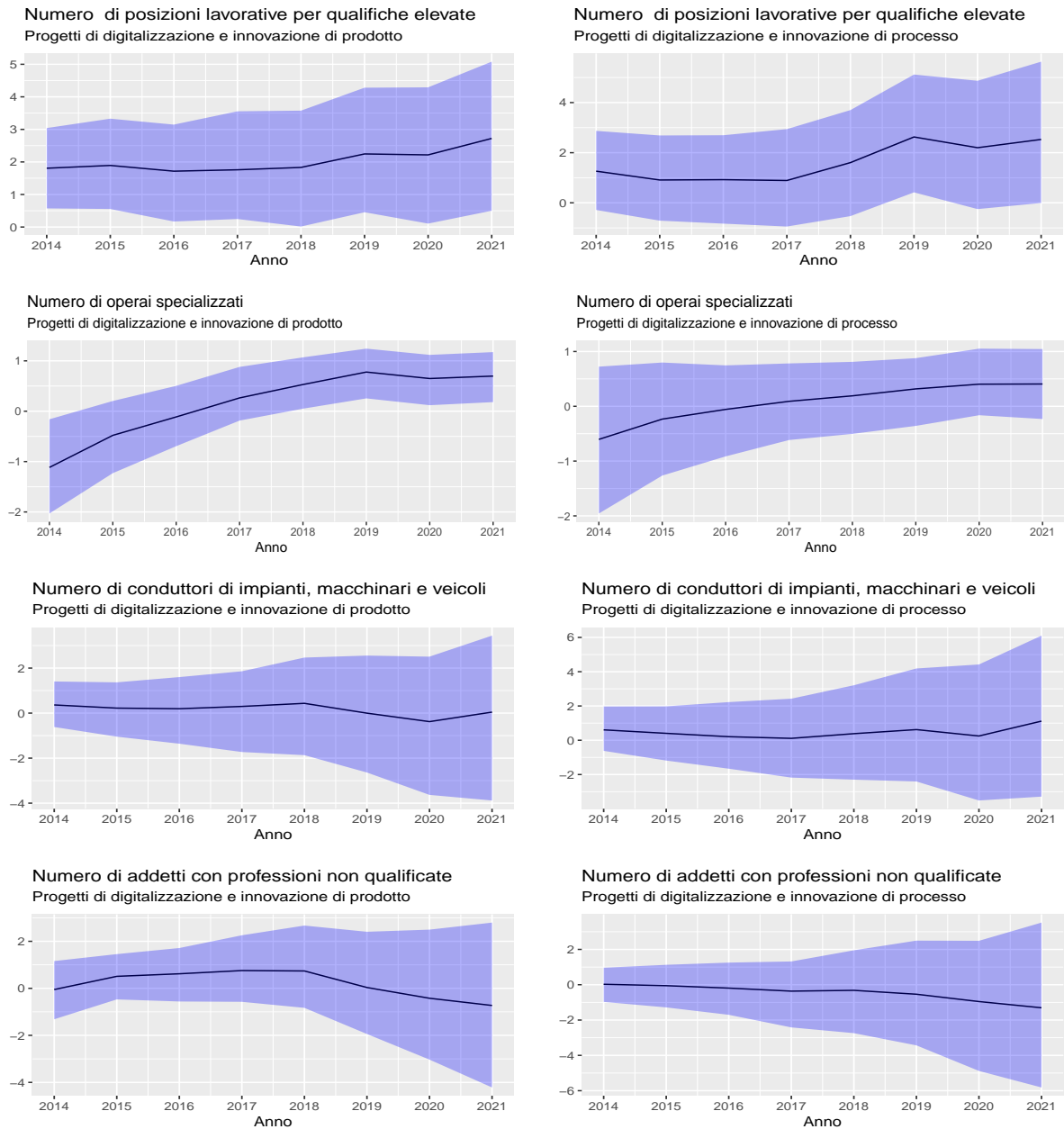


Figura 20: Effetto causale sulle posizioni per qualifica per imprese dinamiche nell'unione degli strati $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, $\bar{P}\bar{P}\bar{A}\bar{A}$, e $P\bar{P}\bar{A}\bar{A}$: Progetti di digitalizzazione e innovazione di prodotto versus Progetti di digitalizzazione e innovazione di processo



7 Conclusioni

L'analisi valutativa che abbiamo condotto si è concentrata sull'azione 1.1.5 POR-FESR 2014-2020 di Regione Toscana, con particolare attenzione ai bandi 1 e 2 del 2014 dedicati al finanziamento di progetti di ricerca e sviluppo entro il framework regionale S3 orientato a priorità tecnologiche che comprendono la digitalizzazione e la fabbrica intelligente. Gli interventi erano indirizzati rispettivamente alle grandi imprese (associate con almeno due imprese micro, piccole o medie e con o senza organismi di ricerca) e alle micro, piccole e medie imprese (sia in forma individuale sia in rete, e con o senza organismi di ricerca).

Negli ultimi anni, la letteratura economica ha dedicato molta attenzione alle conseguenze dell'automazione e della digitalizzazione su produttività e occupazione, pervenendo a risultati non conclusivi sui quali gravano incertezze e contraddizioni. A nostra conoscenza, nessuno degli studi presenti in letteratura si configura come una vera e propria valutazione di programmi pubblici volti a incentivare l'automazione e la transizione digitale. Il principale elemento di originalità del nostro studio risiede proprio nella centralità che in esso assumono un programma pubblico e le sue conseguenze su produttività e occupazione. Così facendo, questo lavoro arricchisce la letteratura empirica dedicata al tema di un nuovo elemento, e lo fa utilizzando uno degli approcci statistici alla frontiera nell'inferenza causale internazionale per analizzare gli effetti delle politiche per la ricerca e sviluppo attuate entro il framework S3 da Regione Toscana, con il concorso del FESR. Inoltre, il lavoro risulta originale poiché analizza direttamente imprese che hanno effettivamente investito nelle tecnologie digitali o nell'automazione attraverso la realizzazione di progetti di ricerca e sviluppo specifici. L'analisi si concentra sui testi dei progetti, distinguendo innanzitutto tra quelli di automazione e quelli di digitalizzazione e, successivamente, tra gli investimenti volti all'innovazione dei processi produttivi e quelli finalizzati all'innovazione dei prodotti.

L'impostazione dell'analisi causale segue le caratteristiche del caso di studio, caratterizzato da peculiari condizioni di eleggibilità basate sulla variazione del fatturato delle imprese prima della domanda di partecipazione, differenziate a seconda che questa domanda avvenisse a titolo individuale o in partnership con altri. Ciò configura un disegno Regression Discontinuity (RD) di tipo fuzzy. In una prima fase di disegno dello studio causale, viene selezionata una sottopopolazione di imprese per le quali possiamo ritenere rispettate alcune assunzioni fondanti per l'identificazione degli effetti causali. Nella successiva fase di analisi viene utilizzato l'approccio della stratificazione principale per definire effetti locali la cui stima ed inferenza viene effettuata mediante approccio Bayesiano. Gli effetti su cui concentriamo la nostra attenzione sono quelli che possono discendere dalla partecipazione all'intervento e dall'eventuale ammissione al beneficio del sussidio. La partecipazione, di per sé, potrebbe generare effetti di attivazione progettuale che non si può escludere proseguano anche laddove l'impresa non sia poi ammessa al beneficio. Una volta ottenuto il beneficio, invece, la realizzazione del progetto di ricerca e sviluppo ammesso diviene condizione per il suo mantenimento nel tempo. In sintesi, gli effetti di interesse offrono una visione globale sulle conseguenze dell'intervento, che unisce la componente di attivazione potenzialmente determinata dalla partecipazione al rinforzo dell'impegno richiesto dalla concessione del beneficio.

In generale, l'intervento ha intercettato un'utenza con caratteristiche peculiari rispetto al resto del mondo produttivo della Toscana. Questa utenza mostrava già prima dell'intervento connotati di "forza" relativa, coerenti con la logica di intervento selettivo che ha ispirato i policymaker attuatori. Per un'utenza così caratterizzata, il rischio già evidenziato in letteratura è quello di una limitata capacità additiva degli interventi (Bocci et al., 2023). Infatti, la nostra analisi ha evidenziato che un intervento come quello in esame ha una parziale capacità di incidere in senso causale sui risultati poi conseguiti dalle imprese. In particolare, il potenziale additivo dell'intervento riguarda circa la metà dell'utenza target (tra il 40% e il 70% a seconda della variabile risultato), mentre sul resto dell'utenza questo potenziale non è valutabile per due diversi ordini di ragione. Da un lato, l'intervento per come è stato disegnato risulta non attraente per meno del 40%, ma più del 19%, dell'utenza target, la quale di conseguenza opta per non partecipare pur potendolo fare. Dall'altro, l'intervento per come è stato disegnato attrae un 6%-10% di imprese che avrebbero comunque condotto i progetti indipendentemente dalla loro condizione di eleggibilità.

Per la parte di utenza sulla quale è in grado di incidere, l'intervento ha determinato effetti complessivamente trascurabili sul valore aggiunto, affiancati da effetti piccoli ma tendenzialmente positivi sul numero degli addetti complessivi. Sulla base di questa evidenza, si può concludere che non si ha verosimilmente un miglio-

ramento della produttività ascrivibile all'intervento stesso. Per quanto concerne le conseguenze sulle posizioni lavorative riconducibili a diverse qualifiche professionali, esse sono consistite in un upskilling della forza lavoro. Pienamente apprezzabile è l'effetto piccolo ma positivo nel medio periodo sul numero di posizioni ricoperte da operai specializzati, avvenuto forse a leggero detrimento della qualifica appena inferiore dei conduttori di impianti e macchinari. Vi sono inoltre segnali riguardanti conseguenze di segno prevalentemente positivo, anche qui numericamente contenute, sul numero di posizioni ad elevata qualificazione. Invece, gli effetti sul numero di posizioni non qualificate sono del tutto trascurabili, il che porta ad escludere un contributo dell'intervento allo spiazzamento del lavoro di base, assicurando rispetto al rischio che questa iniziativa pubblica possa aver, in modo non intenzionale, indotto forme di disoccupazione tecnologica. In sintesi, l'azione esaminata non ha direttamente contribuito a un miglioramento della produttività ma ha agevolato una riqualificazione del capitale umano impiegato nelle aziende, senza costi per le fasce di lavoratori con competenze più deboli e, pertanto, più facilmente sostituibili dalla tecnologia.

L'analisi, pur mostrando risultati validi su base aggregata, ha evidenziato elementi di eterogeneità negli effetti in funzione dei contenuti progettuali perseguiti dalle imprese individualmente eleggibili, ossia da quelle imprese che aderiscono all'intervento - da sole o in partnership - laddove si trovino nella condizione di poterlo fare grazie a una variazione non negativa del proprio fatturato nel periodo antecedente all'intervento stesso.

In particolare, i progetti che mirano alla digitalizzazione o alla digitalizzazione con innovazione di prodotto tendono a generare effetti positivi sull'occupazione delle imprese eleggibili determinando un incremento nel numero di addetti nel medio periodo, ma non portano a un miglioramento della produttività in termini economici aggregati. Invece, i progetti che mirano all'innovazione di processo o alla digitalizzazione con innovazione di processo tendono a generare effetti positivi sul valore aggiunto ma non sugli addetti, migliorando così la produttività delle imprese. Infine, i progetti che mirano all'automazione tendono a non generare effetti né sul valore aggiunto né sugli addetti, e dunque non agiscono sulla produttività.

Dal punto di vista delle qualifiche professionali, l'automazione sembra promuovere un aumento delle posizioni specializzate, ma a scapito di una possibile contrazione delle qualifiche di base. Per quanto gli effetti sul valore aggiunto si presentino, nelle imprese eleggibili, ambigui e trascurabili anche in presenza di progetti che vertono sulla digitalizzazione, è qui che si fa più apprezzabile la riqualificazione della forza lavoro indotta dall'intervento, in favore delle posizioni specializzate e forse anche ad elevata qualifica, senza danno per il lavoro di base, con effetti espansivi dell'occupazione aggregata non enormi ma, allo stesso tempo, non equivocabili. Infine, gli effetti dell'intervento non mostrano sostanziali differenze tra innovazione di processo e di prodotto. Tuttavia, l'innovazione di processo sembra avere effetti complessivamente migliori sul lavoro qualificato.

Riferimenti bibliografici

- Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2022). Tasks, automation, and the rise in us wage inequality. *Econometrica*, 90(5):1973–2016.
- Aghion, P., Antonin, C., Bunel, S., and Jaravel, X. (2020). What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France.
- Andrews, D., Nicoletti, G., and Timiliotis, C. (2018). Digital technology diffusion: A matter of capabilities, incentives or both?
- Angrist, J. D. and Rokkanen, M. (2015). Wanna get away? Regression discontinuity estimation of exam school effects away from the cutoff. *Journal of the American Statistical Association*, 110(512):1331–1344.
- Antonelli, C. and Crespi, F. (2013). The “Matthew Effect” in R&D public subsidies: The Italian evidence. *Technological Forecasting and Social Change*, 80(8):1523–1534.
- Arntz, M., Gregory, T., and Zierahn, U. (2017). Revisiting the risk of automation. *Economics Letters*, 159:157–160.
- Autor, D. (2013). The “task approach” to labor markets: An overview. *Journal for Labour Market Research*, 46(3):185–199.

- Autor, D. and Price, B. (2013). The changing task composition of the us labor market: An update of autor, levy and murnane. MIT working paper, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA.
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3):3–30.
- Autor, D. H., Levy, F., and Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4):1279–1333.
- Ballestar, M. T., Díaz-Chao, Á., Sainz, J., and Torrent-Sellens, J. (2020). Knowledge, robots and productivity in smes: Explaining the second digital wave. *Journal of Business Research*, 108:119–131.
- Balsmeier, B. and Delanote, J. (2015). Employment growth heterogeneity under varying intellectual property rights regimes in european transition economies: Young vs. mature innovators. *Journal of Comparative Economics*, 43(4):1069–1084.
- Balsmeier, B. and Woerter, M. (2019). Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction. *Research Policy*, 48(8):103765.
- Belloc, F., Burdin, G., and Landini, F. (2023). Advanced technologies and worker voice. *Economica*, 90(357):1–38.
- Benmelech, E. and Zator, M. (2022). Robots and firm investment. Working Paper w29676, National Bureau of Economic Research.
- Berger, T. and Frey, C. B. (2016). Structural transformation in the OECD: Digitalisation, deindustrialisation and the future of work.
- Bessen, J. (2020). Information technology and industry concentration. *Journal of Law & Economics*, 63(3):531.
- Bettiol, M., Capestro, M., Di Maria, E., and Ganau, R. (2024). Is this time different? How industry 4.0 affects firms’ labor productivity. *Small Business Economics*, 62(4):1449–1467.
- Bocci, C., Caloffi, A., Mariani, M., and Sterlacchini, A. (2023). Evaluating public support to the investment activities of business firms: A multilevel meta-regression analysis of Italian studies. *Italian Economic Journal*, 9(1):1–34.
- Bocci, C. and Mariani, M. (2017). Valutazione degli incentivi per l’acquisto di servizi qualificati da parte delle PMI. Il caso della Toscana. IRPET, Rapporti e Ricerche.
- Bonfiglioli, A., Crinò, R., Gancia, G., and Papadakis, I. (2022). Robots, offshoring, and welfare. *Robots and AI*, 40.
- Branson, Z. and Mealli, F. (2019). The local randomization framework for regression discontinuity designs: A review and some extensions. *arXiv preprint*.
- Camina, E., Diaz-Chao, A., and Torrent-Sellens, J. (2020). Automation technologies: Long-term effects for spanish industrial firms. *Technological Forecasting and Social Change*, 151:119828.
- Caselli, M., Fracasso, A., Marcolin, A., and Scicchitano, S. (2024). The reassuring effect of firms’ technological innovations on workers’ job insecurity. *International Journal of Manpower*, 45(4):754–778.
- Cattaneo, M., Frandsen, B. R., and Titiunik, R. (2015). Randomization inference in the regression discontinuity design: An application to party advantages in the u.s. senate. *Journal of Causal Inference*, 3(1):1–24.
- Cirillo, V., Mina, A., and Ricci, A. (2022). Digital technologies, labor market flows and investment in training: Evidence from italian employer-employee data.

- Colombari, R., Geuna, A., Helper, S., Martins, R., Paolucci, E., Ricci, R., and Seamans, R. (2023). The interplay between data-driven decision-making and digitalization: A firm-level survey of the Italian and US automotive industries. *International Journal of Production Economics*, 255:108718.
- Cooper, R. G. (2005). *Product Innovation*. Basic Books.
- Copestake, A., Estefania-Flores, J., and Furceri, D. (2024). Digitalization and resilience. *Research Policy*, 53(3):104948.
- Czarnitzki, D. and Bento, C. L. (2012). Direct subsidies for R&D and innovation: The case of Flemish firms. In *2012 IEEE International Conference on Management of Innovation & Technology (ICMIT)*, pages 74–78. IEEE.
- Czarnitzki, D. and Lopes-Bento, C. (2013). Value for money? New microeconomic evidence on public R&D grants in Flanders. *Research Policy*, 42(1):76–89.
- Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., and Woessner, N. (2018). Adjusting to robots: Worker-level evidence. Working Paper 13, Opportunity and Inclusive Growth Institute.
- Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., and Woessner, N. (2021). The adjustment of labor markets to robots. *Journal of the European Economic Association*, 19(6):3104–3153.
- Dengler, K. and Matthes, B. (2018). The impacts of digital transformation on the labour market: Substitution potentials of occupations in Germany. *Technological Forecasting and Social Change*, 137:304–316.
- Dixon, J., Hong, B., and Wu, L. (2021). The robot revolution: Managerial and employment consequences for firms. *Management Science*, 67(9):5586–5605.
- Domini, G., Grazzi, M., Moschella, D., and Treibich, T. (2021). Threats and opportunities in the digital era: automation spikes and employment dynamics. *Research Policy*, 50(7):104137.
- Domini, G., Grazzi, M., Moschella, D., and Treibich, T. (2022). For whom the bell tolls: The firm-level effects of automation on wage and gender inequality. *Research Policy*, 51(7):104533.
- Egami, N., Fong, C. J., Grimmer, J., Roberts, M. E., and Stewart, B. M. (2022). How to make causal inferences using texts. *Science Advances*, 8(42):eabg2652.
- Forastiere, L., Mattei, A., Pescarini, J. M., Barreto, M. L., and Mealli, F. (2024). Selecting subpopulations for causal inference in regression discontinuity designs. *Annals of Applied Statistics*, page To appear.
- Frangakis, C. E. and Rubin, D. B. (2002). Principal stratification in causal inference. *Biometrics*, 58(1):21–29.
- Frey, C. B. and Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114:254–280.
- Gelfand, A. E. and Smith, A. F. (1990). Sampling-based approaches to calculating marginal densities. *Journal of the American statistical association*, 85(410):398–409.
- Geman, S. and Geman, D. (1984). Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (6):721–741.
- Graetz, G. and Michaels, G. (2018). Robots at work. *Review of Economics and Statistics*, 100(5):753–768.
- Holland, P. W. (1986). Statistics and causal inference. *Journal of the American statistical Association*, 81:945–960.
- Humlum, A. (2020). *Essays on Automation and Labor Markets*. PhD thesis, Princeton University.
- Imbens, G. W. and Lemieux, T. (2008). Regression discontinuity designs: A guide to practice. *Journal of Econometrics*, 142:615–635.

- Imbens, G. W. and Rubin, D. B. (2015). *Causal inference in statistics, social, and biomedical sciences*. Cambridge University Press.
- Kariel, J. (2021). Job creators or job killers? Heterogeneous effects of industrial robots on uk employment. *Labour*, 35(1):52–78.
- Keele, L., Titiunik, R., and Zubizarreta, J. R. (2015). Enhancing a geographic regression discontinuity design through matching to estimate the effect of ballot initiatives on voter turnout. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 178(1):223–239.
- Lee, D. S. and Lemieux, T. (2010). Regression discontinuity designs in economics. *Journal of Economic Literature*, 48:281–355.
- Levy, F. and Murnane, R. J. (2004). *The new division of labor: How computers are creating the next job market*. Princeton University Press.
- Li, F., Mattei, A., and Mealli, F. (2015). Bayesian inference for regression discontinuity designs with application to the evaluation of italian university grants. *The Annals of Applied Statistics*, 9(4):1906–1931.
- Licari, F. and Mattei, A. (2020). Assessing causal effects of extra compulsory learning on college students’ academic performances. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 183(4):1595–1614.
- Mariani, M. and Pirani, E. (2012). Gli effetti dei programmi di aiuti rimborsabili sulla crescita e la sopravvivenza delle pmi: Un disegno valutativo longitudinale applicato al caso della toscana. Rapporto di Valutazione.
- Mattei, A. and Mealli, F. (2017). Regression discontinuity designs as local randomized experiments. *Observational Studies*, 3(2):156–173.
- Mozer, R., Kaufman, A. R., Celi, L. A., and Miratrix, L. (2024). Leveraging text data for causal inference using electronic health records. arXiv preprint arXiv:2307.03687v2.
- Mozer, R., Miratrix, L., Kaufman, A. R., and Anastasopoulos, L. J. (2020). Matching with text data: An experimental evaluation of methods for matching documents and of measuring match quality. *Political Analysis*, 28(4):445–468.
- Nucci, F., Puccioni, C., and Ricchi, O. (2023). Digital technologies and productivity: A firm-level investigation. *Economic Modelling*, 128:106524.
- Pedota, M., Grilli, L., and Piscitello, L. (2023). Technology adoption and upskilling in the wake of industry 4.0. *Technological Forecasting and Social Change*, 187:122085.
- Roberts, M. E., Stewart, B. M., and Nielsen, R. A. (2020). Adjusting for confounding with text matching. *American Journal of Political Science*, 64(4):887–903.
- Rubin, D. B. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of educational Psychology*, 66.
- Rubin, D. B. (1978). Bayesian inference for causal effects: The role of randomization. *Annals of Statistics*, 6:34–58.
- Rubin, D. B. (1980). Discussion of “randomization analysis of experimental data in the fisher randomization test” by basu. *Journal of the American Statistical Association*, 75:591–593.
- Schumpeter, J. A. (1942). *The theory of competitive price*.
- Sorgner, A., Bode, E., Krieger-Boden, C., Aneja, U., Coleman, S., Mishra, V., and Robb, A. M. (2017). The effects of digitalization on gender equality in the g20 economies: Women20 study. Technical report, Kiel Institute for the World Economy (IfW), Kiel.

- Stoneman, P. and Battisti, G. (2010). The diffusion of new technology. In *Handbook of the Economics of Innovation*, volume 2, pages 733–760. North-Holland.
- Stoneman, P. and Diederer, P. (1994). Technology diffusion and public policy. *The Economic Journal*, 104(425):918–930.
- Tang, C., Huang, K., and Liu, Q. (2021). Robots and skill-biased development in employment structure: Evidence from China. *Economics Letters*, 205:109960.
- Tanner, M. A. and Wong, W. H. (1987). The calculation of posterior distributions by data augmentation. *Journal of the American statistical Association*, 82(398):528–540.
- Thistlethwaite, D. and Campbell, D. (1960). Regression-discontinuity analysis: An alternative to the ex-post facto experiment. *Journal of Educational Psychology*, 51(6):309–317.
- Veugelers, R. and Wang, J. (2019). Scientific novelty and technological impact. *Research Policy*, 48(6):1362–1372.
- Wang, W. and Siau, K. (2019). Artificial intelligence, machine learning, automation, robotics, future of work and future of humanity: A review and research agenda. *Journal of Database Management (JDM)*, 30(1):61–79.