

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea Magistrale

Analisi del rischio di business interruption mediante algoritmi di IA

Relatore

Prof. Guido Perboli

Correlatore

Dott.ssa Mariangela Rosano

Candidato

Silvia Orsini

S263775

Aprile 2021

*A mio fratello Lorenzo,
che mano nella mano mi accompagna ogni giorno a scoprire il mondo,
perché non potrei desiderare guida migliore al mio fianco.*

*A mia madre e mio padre,
perché nessuna cosa mi renderà mai felice
quanto un loro abbraccio.*

Sommario

1.	Il rischio	4
1.1	Rischi esterni e Rischi interni	5
1.2	Rischi sistematici e Rischi diversificabili	5
1.3	Rischi puri e Rischi speculativi	6
2.	Il Risk Management	11
2.1	Fase 1: Obiettivi strategici dell'organizzazione	13
2.2	Fase 2: Risk Assessment	14
2.2.1	Identificazione e descrizione del rischio	14
2.2.2	Stima dei rischi	15
2.2.3	Valutazione del rischio	15
2.3	Fase 3: Reporting del rischio e fase decisionale	15
2.4	Fase 4: Trattamento del rischio	16
2.4.1	Eliminare il rischio	16
2.4.2	Trasferire il rischio	17
2.4.3	Mitigare il rischio	17
2.4.4	Accettare il rischio	17
2.5	Fase 5: Monitoraggio	18
3.	Introduzione ad Arisk	19
4.	Applicazione dell'intelligenza artificiale al risk management e il DSS di Arisk	22
4.1	L'intelligenza artificiale oggi, applicazioni per il risk management	23
4.2	Applicazione dell'Artificial Intelligence per Arisk s.r.l.	27
4.3	Il DSS di Arisk s.r.l.	28
4.3.1	Modulo di Training e Tuning	29
4.3.2	Modulo di Previsione di business interruption	30
4.4	Approfondimento sul processo di apprendimento dell'algoritmo di machine learning	31
5.	Business disruption, Business interruption e implicazioni del Covid-19 sulle PMI italiane	34
6.	Analisi economico-finanziarie Pre-Covid	39
6.1	Analisi economico-finanziarie Pre-Covid settore service	42
6.1.1	Attributo 10	57
6.1.2	Attributo 11	58
6.1.3	Attributo 12	59
6.1.4	Attributo 17	60

6.1.5	Attributo 19	61
6.1.6	Attributo 22	62
6.1.7	Attributo 23	63
6.1.8	Attributo 24	64
6.2	Analisi economico-finanziarie Pre-Covid settore commerce	65
6.2.1	Attributo 10	80
6.2.2	Attributo 11	81
6.2.3	Attributo 12	82
6.2.4	Attributo 17	83
6.2.5	Attributo 19	84
6.2.6	Attributo 20	85
6.2.7	Attributo 21	86
6.2.8	Attributo 22	87
6.2.9	Attributo 23	88
6.2.10	Attributo 24	89
6.3	Analisi economico-finanziarie Pre-Covid settore public.....	90
6.3.1	Attributo 10	105
6.3.2	Attributo 11	106
6.3.3	Attributo 12	107
6.3.4	Attributo 17	108
6.3.5	Attributo 19	109
6.3.6	Attributo 22	110
6.3.7	Attributo 24	111
6.4	Confronto tra settori service, commerce e public	112
7.	Analisi scenario Post-Covid e sussidi governativi	115
7.1	Scenario Post-Covid settore Service	117
7.2	Scenario Post-Covid settore Commerce	121
7.3	Scenario Post-Covid settore Public.....	125
8.	Analisi dati governance	130
8.1	Analisi dati governance settore service.....	135
8.2	Analisi dati governance settore commerce	142
8.3	Analisi dati governance settore public	148
8.4	Confronto tra i settori service, commerce e public.....	154

9. Conclusioni.....	156
Appendice A: Attributi settore service.....	158
Appendice B: Attributi settore commerce.....	167
Appendice C: Attributi settore public	174
Bibliografia	184

Introduzione

Il lavoro qui presentato trae ispirazione da ciò che viene descritto nel paper CIRRELT-2020-29 (Perboli & Arabnezhad, 2020) e ha l'obiettivo di analizzare gli effetti del verificarsi di un rischio sulla stabilità economica e organizzativa delle PMI italiane, con particolare attenzione ai settori service, commerce e public. L'elaborato è sviluppato sull'analisi dell'evento disruptive Covid-19 che ha influenzato l'economia mondiale nell'ultimo anno.

La tesi è stata redatta in collaborazione con Arisk s.r.l., spin-off del Politecnico di Torino. La startup ha sviluppato un algoritmo proprietario basato su tecniche di intelligenza artificiale e machine learning, utile all'analisi e al monitoraggio di rischi attuali e alla loro evoluzione nel tempo grazie a variabili e valori di ponderazione che vengono aggiornati tenendo conto degli eventi futuri.

Nel CIRRELT-2020-29 si fa riferimento alla necessità di fornire alle aziende uno strumento utile ai fini della rilevazione di uno stato di crisi nel medio-lungo periodo. L'aggiunta del d.lgs. N.14 del 2019 (d.lgs. N. 14 del 12.01.2019, 2019) incrementa questa necessità poiché illustra come dovere dell'imprenditore quello di *“adottare misure idonee a rilevare tempestivamente lo stato di crisi e assumere senza indugio le iniziative necessarie a farvi fronte”* o ancora, per l'imprenditore collettivo *“adottare un assetto organizzativo adeguato ai sensi dell'articolo 2086 del codice civile, ai fini della tempestiva rilevazione dello stato di crisi e dell'assunzione di idonee iniziative”*.

Tutti gli articoli emanati dalla legge citata hanno giurisdizione, *“fatte salve le convenzioni internazionali e la normativa dell'Unione Europea, in Italia, quando è lì che il debitore ha il centro degli interessi principali o una dipendenza”*. L'articolo 13 individua come indicatori di crisi *“gli squilibri di carattere reddituale, patrimoniale o finanziario, rapportati alle specifiche caratteristiche dell'impresa e dell'attività imprenditoriale svolta dal debitore, rilevabili attraverso appositi indici che diano evidenza della sostenibilità dei debiti. Sono indici significativi quelli che misurano la sostenibilità degli oneri dell'indebitamento con i flussi di cassa che l'impresa è in grado di generare e l'adeguatezza dei mezzi propri rispetto a quelli di terzi”*.

Con il presente studio si vuole dimostrare dunque, come sistemi di predizione del rischio di default possano supportare le aziende nel prendere adeguate decisioni e contrastare tempestivamente la minaccia di business interruption determinata da tali eventi disruptive, esterni ed interni. In particolare, il sistema di supporto alle decisioni (DSS) fornito da Arisk, può aiutare i decision maker ad intraprendere tempestivamente azioni correttive o scelte decisionali, conducendo delle what if analysis.

Il DSS consentirà ad esempio all'imprenditore di monitorare lo stato di salute della sua organizzazione, individuando tempestivamente i primi segnali di crisi dell'impresa e consentendogli di adottare le misure correttive in conformità al codice della crisi d'impresa, simulando anche i risultati dell'adozione di diverse strategie. Analogamente, banche e istituti finanziari avranno un supporto per la valutazione delle aziende che richiedono fondi mentre governi ed enti pubblici avranno la possibilità di testare e validare le policy. Nella parte finale dello studio ad esempio, si valuteranno diversi scenari in cui, a cambiare, saranno proprio le policy adottabili a supporto delle imprese.

L'innovazione nell'utilizzo di un algoritmo di intelligenza artificiale deriva dalla sua capacità di elaborare una grande quantità di dati e dall'automazione di alcune fasi, così da consentire ai risk manager una gestione in tempo reale e con capacità predittive.

I primi cenni, a questa nuova tecnologia, risalgono al 1950, con il "Turing Test", ma dal 2010, il numero di dispositivi interconnessi, di interazioni online e di dati elettronici è aumentato notevolmente, così come la potenza di calcolo e della capacità di archiviazione. Le aziende dunque hanno capito che l'utilizzo di sistemi di AI consente di elaborare informazioni in modo più produttivo, prendendo decisioni più accurate e rapide con conseguente diminuzione di costi operativi. Per questi motivi, aziende e governi hanno iniziato ad investire pesantemente su questa tecnologia, forti dei risultati che essa consente di ottenere (FERMA, 2019).

L'elaborato esposto fornisce, nei primi *cinque capitoli*, una descrizione dei concetti di rischio, di risk management, dell'applicazione dell'intelligenza artificiale al processo di gestione del rischio, della struttura del DSS di Arisk ed infine delle implicazioni del Covid-19 sulla business interruption delle PMI. Successivamente, è stato applicato il DSS all'analisi degli effetti del Covid-19 sullo stato di salute delle imprese italiane, analizzando le situazioni finanziarie ed economiche ex ante ed ex post, utilizzando i dati pubblici disponibili sul portale AIDA Bureau van Dijk/Moody's. Nel *capitolo 6* viene esposta l'analisi Pre-Covid sulle PMI italiane. I dati economico-finanziari sono analizzati applicando l'algoritmo e ottenendo una predizione del rischio di default a 36 mesi. Di ogni campione saranno studiati i principali indici e successivamente, è proposto un confronto tra i tre settori in analisi al fine di comprendere se i diversi trend sono dovuti alla specificità del settore analizzato e delle sue caratteristiche o sono indipendenti da esso. Nel *capitolo 7* è presentata l'analisi Post-Covid, ottenuta perturbando il modello dell'algoritmo, al fine di simulare un evento di lockdown e calo produttivo come quello che ha interessato le PMI italiane. A tale perturbazione segue un'ipotesi di intervento da parte dello Stato, attraverso dei sussidi, suddiviso in tre scenari. Nello specifico si ipotizzano interventi governativi pari al 10%, 20% e 30% dei ricavi. L'obiettivo di questa fase è quello di comprendere come si è modificata la struttura di ogni settore e come è variata la probabilità di sopravvivenza dell'organizzazione. Per concludere, l'analisi sulle policy applicate dal Governo vuole fornire un supporto decisionale al fine di

fronteggiare l'evento disruptive. La determinazione del sussidio più adeguato è fornita attraverso l'osservazione dello stato di salute delle imprese nel lungo periodo. Nel *capitolo 8* infine, viene descritta l'analisi effettuata sulla struttura organizzativa delle PMI italiane. L'obiettivo è quello di analizzare l'indice di governance definito dal machine learner, così da poter comprendere l'adeguatezza dell'organizzazione nella risposta ad eventi disruptive come quello della pandemia in esame.

1. Il rischio

Il libro *Enterprise Risk Management* fornisce la descrizione di come la letteratura interpreta il concetto di rischio (Floreani, 2004).

La definizione difatti, è applicata in base al contesto di riferimento. L'approccio tradizionale-assicurativo definisce il rischio come una minaccia, la possibilità che si verifichino effetti avversi come conseguenza di eventi naturali o azioni umane. La visione puramente negativa di questo approccio era legata, alla gestione di rischi puri, ovvero quei rischi caratterizzati da due scenari di accadimento, il primo, altamente probabile, per cui non si determina alcun effetto economico mentre il secondo, con probabilità di accadimento bassa, che causa un danno molto elevato per l'azienda. Esempi di rischi puri sono furti, incendi, calamità naturali, ma anche il rischio di mortalità e morbidità a livello sociale e globale. Il riferimento ai rischi puri è fondamentale ai fini del lavoro svolto in quanto è ivi compreso l'evento Covid-19 di cui studieremo le implicazioni e gli effetti sulle PMI italiane. L'approccio statistico-finanziario definisce il rischio come aleatorietà stocastica, ovvero uno scostamento di una variabile aleatoria rispetto alle aspettative. Può essere adattato a tutte le tipologie di rischio anche se risulta di complessa applicazione per i rischi puri.

L'approccio manageriale definisce il rischio come uno scostamento rispetto a degli obiettivi strategici, operativi e finanziari di un'istituzione. Esso può essere applicato sia ai rischi puri che a quelli speculativi. Infine, l'approccio matematico quantifica il rischio come una variabile aleatoria, un insieme di realizzazioni quantitative a cui sono associate delle probabilità di accadimento. Tale approccio è tipicamente utilizzato da soggetti che vogliono controllare la solvibilità di un'azienda o un centro di responsabilità, ovvero la capacità di far fronte a impegni con date risorse a disposizione. Ogni metodologia introdotta ha, per motivi storici, uno specifico ambito di applicabilità e dei limiti. Per tale motivo, non vi è una definizione superiore all'altra, essi coesistono e sono ugualmente importanti.

La prima importante distinzione da fare riguarda la definizione di rischio rispetto a quella di incertezza. Il rischio è associato a un evento dotato di variabilità stocastica mentre l'incertezza, si riferisce alla mancata conoscenza del risultato di un fenomeno osservato.

Parlando nello specifico di rischio aziendale, come accennato, si intende un evento aleatorio in grado di determinare un impatto economico, finanziario o patrimoniale sull'azienda. È importante distinguere la natura del rischio al fine di gestirlo nel modo più adeguato. Di seguito, si distinguerà tra rischio interno ed esterno, rischio diversificabile o sistematico, rischio puro o rischio speculativo.

1.1 Rischi esterni e Rischi interni

I rischi esterni hanno impatto economico e patrimoniale sull'azienda ma sono generati all'esterno di essa. Si parla di rischi legati alle variabili macroeconomiche o al mercato finanziario, modifiche tecnologiche o eventi naturali. La caratteristica fondamentale di tali rischi è che non possono essere influenzati dai soggetti che ne subiscono l'effetto. Come esempi si potrebbero citare l'impossibilità per una singola azienda di influenzare la fluttuazione dei tassi di interesse o il verificarsi di una catastrofe naturale. Il fatto che i rischi esterni non siano influenzabili, non ne impedisce la gestione attraverso tecniche di risk management volte a condizionare le conseguenze sull'azienda. I rischi interni vengono generati all'interno dell'azienda, ne sono alcuni esempi quelli legati all'efficienza produttiva, alla sicurezza del personale e il corretto funzionamento del sistema informativo. Questi, a differenza dei rischi esterni, possono essere influenzati, almeno parzialmente, da una corretta o meno gestione da parte del management dell'azienda.

1.2 Rischi sistemati e Rischi diversificabili

I rischi sistemati sono strettamente legati all'andamento di mercato nel suo complesso e all'andamento di variabili macroeconomiche nazionali ed internazionali. Sono esempi di fonte di rischio sistematico variabili macroeconomiche e/o finanziarie che misurano ad esempio l'andamento generale dell'economia, l'andamento dei tassi di interesse di mercato o l'inflazione. Tali variabili che potrebbero essere rispettivamente il PIL, il rendimento effettivo dei titoli di stato a breve scadenza e la variazione dell'indice dei prezzi di consumo, vengono spesso riepilogate in un unico fattore di rischio sistematico denominato rischio di mercato, a sua volta sintetizzato da un indice azionario globale indicativo del mercato azionario mondiale e di tutti i settori economici di attività. Per definizione, il rischio sistematico non può essere ridotto o eliminato attraverso una gestione di portafoglio diversificata. Al contrario invece, i rischi diversificabili possono essere gestiti in modo da compensarne gli effetti attraverso un processo di diversificazione. In economia finanziaria, tale processo si basa sulla subadditività del rischio, ovvero che la proprietà secondo cui *il rischio della somma di due variabili aleatorie è minore o uguale della somma dei rischi delle variabili aleatorie considerate separatamente*. Sulla base di quanto appena detto la diversificazione consente di assumere variabili aleatorie non perfettamente correlate fra loro (come ad esempio il rendimento delle attività finanziarie), gestendole in un'unica variabile aleatoria così da ridurre la variabilità totale. È importante sottolineare che la diversificabilità è una proprietà oggettiva, che non dipende dunque

da una specifica azienda, ma è deducibile nel momento in cui esiste un soggetto che può effettivamente eliminare un dato rischio. Molto spesso tuttavia, la maggior parte dei rischi aziendali sono costituiti da una componente sistematica e una diversificabile. È doveroso specificare inoltre, che alcuni rischi non hanno una componente sistematica, come ad esempio gli eventi naturali, privi di una correlazione con l'andamento dell'economia mondiale, per cui sono considerati totalmente diversificabili. Tutto ciò vale se tali rischi non influenzano l'economia mondiale. Per fare un esempio, il rischio di terremoto è totalmente diversificabile a meno che non riguardi aree geografiche di grande rilevanza economica, come Giappone o California; il rischio di attentati terroristici è diversificabile se ha obiettivi "locali", mentre ha una componente sistematica se ha obiettivi "globali" (ad es. il terrorismo internazionale).

1.3 Rischi puri e Rischi speculativi

I rischi speculativi sono tali in quanto le variabili aleatorie risultano simmetriche o con asimmetria tendenzialmente positiva. In altri termini, si indicano speculativi quei rischi in cui le opportunità (upside risk) sono speculari alle minacce (downside risk). Alcuni esempi sono i rischi derivanti dai volumi di vendita di un'azienda o quelli finanziari causati dall'oscillazione di un portafoglio di investimenti azionario di una famiglia. I rischi puri, a differenza di quelli speculativi, sono caratterizzati da variabili aleatorie con elevata asimmetria negativa. I rischi speculativi possono essere distinti in tre macrogruppi (*Figura 1*). Si parla di rischi di business quando ci si riferisce ad eventi che possono essere causati dall'attività tipica d'impresa e si possono a loro volta distinguere in rischi strategici, operativi o finanziari. I rischi strategici, in particolare, fanno riferimento al perseguimento della strategia aziendale, come ad esempio operazioni di merger and acquisition o diversificazione produttiva; quelli operativi sono connessi allo svolgimento dei processi produttivi mentre i rischi finanziari sono legati all'andamento dei prezzi degli strumenti finanziari negoziati su mercati regolamentati, come l'andamento del cambio della valuta che genera un rischio per le transazioni commerciali. È importante sottolineare che la classificazione dei rischi può mutare a seconda della tipologia di aziende a cui si fa riferimento. Se si pensa alle operazioni di R&D, gli investimenti che vengono fatti possono generare un rischio strategico per imprese in cui tali attività sono rilevanti, mentre possono non essere considerati rischi strategici per imprese in cui tale attività non è rilevante. Ciò ci consente di dedurre un concetto fondamentale, ovvero che le caratteristiche specifiche delle imprese possono condurre a un'analisi del rischio diversificata. Si parla invece, di rischi derivati quando si fa riferimento ad eventi causati da attività finanziarie legate all'attività d'impresa. Possiamo distinguere (*Figura 2*) i rischi di struttura finanziaria, ovvero quelli derivati dal reperimento di mezzi finanziari per far fronte a necessità di capitale di rischio e di

credito. Vi sono poi i rischi di investimento, derivanti dall'impiego dei mezzi finanziari per le imprese in surplus che hanno l'obiettivo di trarre maggior beneficio possibile dalle proprie risorse e sono per questo soggette a rischi derivanti dalle oscillazioni del valore investito. In ultimo, i rischi di asset-liability, derivanti sia dallo svolgimento dell'attività d'impresa che dal reperimento di mezzi finanziari.

Quando si fa riferimento ai rischi puri, si parla ad esempio di eruzioni vulcaniche, inondazioni, terremoti e più in generale, di tutti i fenomeni naturali caratterizzati da bassa probabilità di accadimento dello scenario sfavorevole (la catastrofe naturale) e alta probabilità di accadimento dello scenario favorevole (il non verificarsi di alcun evento avverso). Mentre lo scenario sfavorevole è caratterizzato da un danno elevato per l'azienda, il beneficio dato dallo scenario favorevole, ovvero l'assenza della manifestazione di un evento contrario, è quasi impercettibile. Se si pensa ad esempio ad un terremoto, si ha la percezione negativa rispetto al rischio dei danni eventualmente subiti, mentre si tende a non avere alcuna percezione (tantomeno positiva) rispetto al fatto che esso non si sia ancora verificato e quindi non abbia generato alcun danno. I rischi puri possono essere distinti utilizzando diversi criteri, di cui quello assicurativo risulta essere il più comune. In particolare, esso esegue una diversificazione in tre categorie, rischi sui beni aziendali, sulle persone e di responsabilità. I rischi puri sui beni aziendali derivano da un evento che può causare un negativo impatto aziendale a causa di un danneggiamento (es. incendio) o perdita di disponibilità di beni aziendali (es. furto). Quando si parla di impatto negativo, è importante sottolineare che ci si riferisce sia agli effetti diretti che l'evento può causare, come ad esempio la perdita di valore del bene coinvolto, sia agli effetti indiretti che ricadono sull'impresa stessa.

Nello specifico con *beni aziendali*, citando l'art. 2555 del codice civile, ci si riferisce a tutti i beni *"organizzati dall'imprenditore per l'esercizio dell'attività d'impresa"*, indipendentemente dalla loro natura; siano essi dunque beni mobili o immobili, materiali o immateriali, fungibili o infungibili. Un bene aziendale è qualificato tale, grazie alla destinazione funzionale che gli viene affidata dall'imprenditore, legittimandone l'utilizzo in un dato processo produttivo. Estendendo dunque la definizione al caso di cui trattiamo, è importante tener conto ad esempio sia dei beni fisici quali immobili o impianti e macchinari, che dei beni immateriali come immagine e know-how, che dei beni finanziari come i crediti.

I rischi puri sulle persone, come si evince dal nome, si riferiscono ai soggetti operanti all'interno dell'azienda e identificano dunque eventuali eventi che andrebbero ad impattare sul loro operato; tuttavia essi non dovrebbero essere considerati in ottica puramente aziendale per l'impatto temporaneo o permanente che possono causare sull'impresa. Si possono citare come esempio gli infortuni, le dimissioni, la malattia o la morte. I rischi di responsabilità infine, identificano gli eventi aziendali negativi derivanti da danni arrecati dall'impresa a persone, animali o cose di terzi, come ad

esempio i danni derivanti dalla commercializzazione di prodotti non conformi o difettosi.

La sostanziale differenza tra rischi puri e speculativi non è solo legata alla distribuzione delle variabili aleatorie associate, essi hanno delle caratteristiche specifiche:

- Una realizzazione improvvisa;
- Una manifestazione immediatamente osservabile;
- Effetti economici che si manifestano in un brevissimo lasso di tempo;
- Possibilità di ridurre le conseguenze fisiche ed economiche causate dall'evento attraverso l'adozione di tempestive misure di contenimento o riduzione del danno.

Dall'altro lato, le caratteristiche dei rischi speculativi sono:

- Realizzazione progressiva nel tempo;
- Osservabilità ritardata della manifestazione;
- Effetti economici determinati progressivamente;
- Impossibilità di intervento per ridurre le conseguenze economiche negative di eventi realizzati.

Esistono senza dubbio alcuni rischi puri che hanno delle caratteristiche simili a quelle elencate per i rischi speculativi. Ne sono un esempio i comportamenti impropri di dipendenti di un'azienda volti all'appropriazione indebita di alcune piccole somme in maniera reiterata. In ogni caso, in linea di massima, le diverse caratteristiche elencate in precedenza ci consentono di poter identificare in maniera inequivocabile i rischi che un'azienda si trova ad affrontare. Questa distinzione è importante non tanto dal punto di vista del processo logico di risk management, identico in entrambi i casi, quanto per l'importanza delle varie fasi del processo stesso. Se si parla di rischi puri, diventa fondamentale la fase di identificazione, mentre se si parla di rischi speculativi è di estrema importanza la fase di monitoraggio. Inoltre, nel processo di gestione è rilevante la fase di prevenzione se ci si riferisce ai rischi puri, mentre non risulta essere così importante nella gestione dei rischi speculativi.

È stata fornita una descrizione dettagliata delle principali famiglie di rischi e le rispettive caratteristiche, tuttavia, è importante ora comprendere come individuare l'impatto economico, finanziario o patrimoniale che subisce un'azienda coinvolta da questi eventi. È innanzitutto necessario distinguere la causa, ovvero il rischio emerso, dall'effetto generato, ossia l'impatto manifestato sulle grandezze su cui si misura un'azienda.

Di seguito dunque, si cercherà di comprendere come il rischio può manifestarsi, ovvero quali sono quegli effetti negativi generati dall'evento che si è rivelato:

- crisi economica, ovvero flussi di reddito insufficienti;
- crisi di liquidità, quando i flussi di cassa in entrata non riescono a pareggiare i flussi in uscita;
- crisi patrimoniale e finanziaria, quando l'azienda non è più in grado di far fronte ai propri debiti.

Come già accennato, oltre a comprendere come il rischio si manifesta sulle grandezze obiettivo dell'azienda, bisogna considerare non solo gli effetti diretti e immediati, ma anche quelli indiretti. Se si pensa a un fenomeno come l'incendio, o anche ad un evento di minor importanza come l'indisponibilità di un macchinario, sicuramente il danno diretto deriva dalla perdita del bene, nel primo caso del complesso aziendale, nel secondo caso del bene mobile, tuttavia è importante considerare il danno indiretto causato dall'interruzione dell'attività di produzione che sarà più o meno rilevante a seconda del caso.

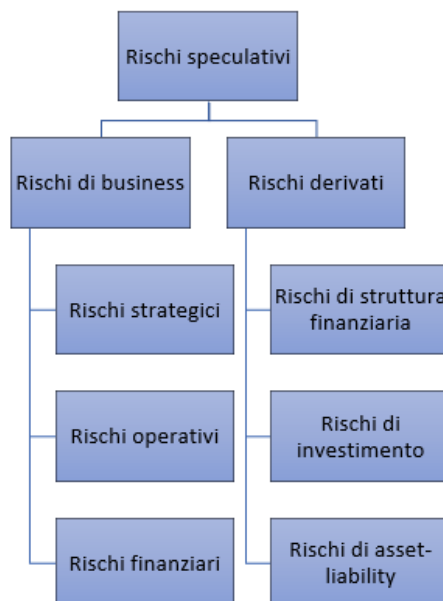


Figura 1: Classificazione dei rischi d'impresa speculativi

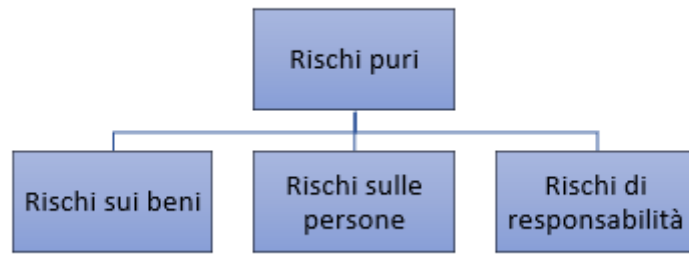


Figura 2: Classificazione dei rischi d'impresa puri

2. Il Risk Management

La norma ISO9001 (Norma Europea UNI EN ISO 9001:2015, 2015) ha introdotto il processo di gestione del rischio all'interno del più complesso sistema di gestione della qualità. Non vi è una precisa definizione delle modalità di implementazione, ma è definito in modo specifico il fatto che il processo di risk management debba riguardare rischi e opportunità associati alla *value chain*, escludendo dunque i rischi strategici e specifici. Il *risk-based thinking* è un approccio riferibile ad ogni tipo di organizzazione ma è diversificabile sulla base di quelli che sono i rischi di interesse dell'azienda che si trova ad analizzarli, rispetto ai propri obiettivi, alla propria capacità di mitigare situazioni di rischio, alla capacità di cogliere le opportunità e generare risultati soddisfacenti per il cliente.

Nel mondo, il risk management, è una pratica gestita da diversi gruppi, enti, società, che hanno l'obiettivo di trasmetterne i concetti e le modalità più efficienti di gestione. Numerose organizzazioni si sono adoperate per trasmettere e formare i concetti che ci sono dietro la gestione dei rischi.

Di seguito si riportano i più importanti enti che operano nel risk management:

- Federation of European Risk Management Associations (FERMA, 2021): una federazione non-profit che riunisce 22 associazioni di risk management in 21 paesi europei. Per FERMA la gestione del rischio implica l'identificazione, la misurazione e la preparazione ad ogni evento che potrebbe influenzare l'organizzazione, investendo in maniera considerevole nella figura del risk manager, come coordinatore e responsabile delle attività tecniche di valutazione, mappatura e assicurazione rispetto ai rischi;
- Federazione internazionale delle associazioni di risk e insurance management (IFRIMA, 2021): una federazione non-profit che raccoglie numerose associazioni nazionali o regionali di risk e insurance management dell'Asia, Pacifico, Africa, Europa (per l'Italia è presente l'ANRA, Associazione Nazionale Risk Managers e Responsabili Assicurazioni Aziendali), America Latina e Nord-America (U.S., Canada e Messico);
- ALARYS (ALARYS, 2021): una fondazione di risk management operante nel Latino America che si occupa principalmente di formare alla gestione dei rischi riguardo gli appalti pubblici e progetti di infrastrutture;
- PARIMA (PARIMA, 2021): un'associazione non-profit che racchiude membri in 23 paesi dell'Asia Pacifica e si occupa della formazione dei risk & insurance manager.

- Society for risk analysis (SRA, 2021): una società internazionale multidisciplinare e interdisciplinare che offre un forum aperto a coloro che sono interessati ai temi del risk management.
- IRMSA (IRMSA, 2021): the institute of risk management South Africa, riconosciuto come l'ente professionale per la gestione del rischio in Sud-Africa dalla South African Qualifications Authority e opera in Africa meridionale.

Tra le altre importanti istituzioni si evidenziano: RIMS (The Risk and Insurance Management Society), BELRIM (Belgian Risk Management Association), MARIM (Malaysian Association of Risk and Insurance Management), PRIMA (Public Risk Management Association), RUSRISK, AIRMIC (Association of Insurance and Risk Managers in Industry and Commerce), AGERS, ABGR e ADARA.

Secondo un articolo pubblicato sul sito della Borsa Italiana (FTA Online news, 2010), il risk management è *“l'insieme di processi attraverso cui l'azienda identifica, analizza, quantifica, elimina e monitora i rischi legati ad un determinato processo produttivo”* con l'obiettivo di minimizzare le perdite e massimizzare l'efficacia e l'efficienza dei processi produttivi. Il risk management è dunque per definizione un processo ed è caratterizzato da puntuali fasi e regole per la sua applicazione; esso può essere applicato ai singoli progetti, all'intera azienda, alle sue funzioni o alle singole attività. I diversi approcci al risk management, pur condividendo la struttura del processo, possono variare in base ai diversi obiettivi perseguiti per l'ottenimento di specifici benefici. Come abbiamo visto prima infatti, sono diversi gli ambiti di applicabilità del processo di risk management e dunque diversi saranno gli approcci. Per gli scopi necessari alla descrizione del lavoro, si tratteranno l'approccio generico di gestione del rischio, l'enterprise risk management (ERM) e successivamente l'approccio tradizionale, risk management tradizionale, che concentra la propria attività sulla gestione dei rischi puri aziendali. Prima di definire dunque questi due approcci è necessario approfondire quelle che sono le fasi del processo di risk management e comprenderne caratteristiche e peculiarità. La *Figura 3* evidenzia quello che per l'AIRMIC (*Association of Insurance and Risk Managers*) è il processo di risk management, fornendone una rappresentazione grafica di come è articolato e definendone le macro-aree (FERMA, 2002).

Le fasi di definizione e gestione del rischio richiedono un contributo altamente manageriale poiché sono momenti in cui vengono prese decisioni aziendali; gli altri stadi invece coinvolgono figure più tecniche, ad esempio per la definizione del contingency budget.

Le fasi cruciali che accomunano i processi di risk management sono quelle evidenziate dall'analisi del rischio, ovvero l'identificazione, la descrizione e la stima dei rischi.



Figura 3: Fasi del processo di Risk Management

2.1 Fase 1: Obiettivi strategici dell'organizzazione

Come visto in precedenza, diverse tipologie di aziende possono valutare in maniera più o meno differente un dato rischio. Gli obiettivi strategici e operativi dell'azienda stessa, i fattori critici di successo, le minacce e le opportunità a cui è sottoposta, il contesto in cui è collocata, il mercato sul quale opera e l'ambiente legale, sociale, politico e culturale in cui è inserita determinano il diverso atteggiamento dell'organizzazione rispetto ai diversi di tipi di rischi da affrontare. Ciò influenza anche la tipologia di risorse assunte da dedicare all'attività di risk management, nella definizione del processo da seguire, nei criteri utilizzati per la valutazione dei rischi e nella definizione delle modalità di gestione di essi. Per comprendere meglio, si potrebbe pensare al caso di rischi aziendali in ambito azienda-impresa o azienda-famiglia. Per l'impresa l'obiettivo primario è quello di creare e massimizzare valore a favore dei portatori di capitale e dunque, tutte le attività che caratterizzano il processo di risk management sono pensate per la creazione di valore e successiva massimizzazione della differenza tra il valore creato e i costi del processo.

L'azienda-famiglia ha invece l'obiettivo di massimizzare l'utilità dei consumi dei soggetti che la compongono, dunque tutti gli obiettivi, le risorse e i processi decisionali saranno orientati a tale risultato. È importante notare, soprattutto ai fini del nostro

lavoro, che solo le medio-grandi aziende hanno convenienza alla formalizzazione del processo di risk management, tuttavia ciò non significa che le piccole-medie imprese non debbano tenere in considerazione la gestione dei rischi.

2.2 Fase 2: Risk Assessment

Come già accennato, il risk assessment rappresenta il cuore del processo di risk management e consiste nell'identificazione, descrizione, stima e valutazione del rischio.

2.2.1 Identificazione e descrizione del rischio

L'identificazione dei rischi ha l'obiettivo di misurare l'esposizione di un'azienda all'incertezza. Consente di individuare, a livello di progetto ma anche a livello dell'intera azienda, quali sono le fonti di aleatorietà che possono determinare inaspettati effetti economici, finanziari e patrimoniali che andranno a ricadere sull'azienda stessa. Non esiste uno schema universale per l'identificazione dei rischi; esso può risultare più semplice nel caso di rischi speculativi e meno nel caso di rischi puri poiché richiedono una conoscenza approfondita dei processi della specifica organizzazione. Ad esempio, due imprese operanti nello stesso settore, potrebbero rilevare, nel loro processo di risk management, differenti rischi puri, poiché caratterizzate da processi e tecnologie diverse. Gli strumenti più utilizzati per l'identificazione del rischio sono: esperienza passata, prompt list, interviste, brainstorming, analisi di documenti tecnico-contabili. L'analisi dei documenti contabili è uno strumento efficace per l'identificazione dei rischi puri, poiché il verificarsi degli eventi che lo caratterizzano possono intaccare l'assetto economico-finanziario e patrimoniale dell'organizzazione, dunque i beni materiali e immateriali, gli asset intangibili e gli strumenti finanziari.

Una volta identificato il rischio, è necessario che ne vengano descritte le principali caratteristiche in modo che l'azienda abbia una sorta di informativa aggiornata dei rischi che la riguardano, così da rendere anche più agevole la sua valutazione e stima.

2.2.2 Stima dei rischi

La risk estimation viene effettuata attraverso l'utilizzo di opportune tecniche, quantitative, semi-quantitative o qualitative che si servono di strumenti statistici come il calcolo delle probabilità e la valutazione concreta di impatti e conseguenze che il rischio stesso può generare. In questa fase, tutti i rischi aziendali individuati vengono raggruppati e se ne stima l'impatto che ciascuno di essi ha sulla rischiosità complessiva dell'organizzazione. Le tecniche quantitative si servono di strumenti statistici per determinare la distribuzione di probabilità della variabile aleatoria, lo scarto quadratico medio, lo scarto quadratico medio downside, la VaR ecc. Le tecniche semi-quantitative e qualitative forniscono invece una descrizione qualitativa o numerica della possibilità e/o frequenza di accadimento e dell'impatto che può determinare, senza fornire delle vere e proprie misure di rischio.

2.2.3 Valutazione del rischio

È l'ultima fase del risk assessment.

Una volta concluso il processo di analisi del rischio, è necessario che vengano confrontati i rischi stimati e i criteri fissati dall'organizzazione. Tali criteri possono comprendere costi e benefici associati, fattori socioeconomici e ambientali, requisiti legali, requisiti degli stakeholder ecc. Valutare un rischio significa in sostanza definirne la rilevanza per l'organizzazione stessa e decidere se accettare o meno ogni rischio specifico.

2.3 Fase 3: Reporting del rischio e fase decisionale

Tale fase, è la naturale conclusione di tutto il processo di analisi visto fino ad ora. Il risk assessment infatti, genera come output un report che ha l'obiettivo di evidenziare i risultati delle analisi effettuate dando la possibilità, agli organi competenti, di prendere le corrette decisioni di risk management. La fase di reporting è dunque il collegamento tra la parte tecnica del processo di risk management e la parte di gestione o decisionale.

2.4 Fase 4: Trattamento del rischio

La gestione del rischio, nei casi in cui si prevede di affrontarlo, consiste sostanzialmente nella selezione di alcune azioni con l'obiettivo di eliminare, ridurre o modificare il rischio.

Attraverso strumenti come le matrici di rischio (*Figura 4*), si ha la possibilità di rappresentare graficamente l'analisi effettuata in modo tale da avere una visione chiara delle criticità su cui focalizzarsi. I piani d'azione disponibili per la gestione dei rischi aziendali si suddividono in piani strategici (evitare o trasferire) e piani tattici (mitigare o accettare).

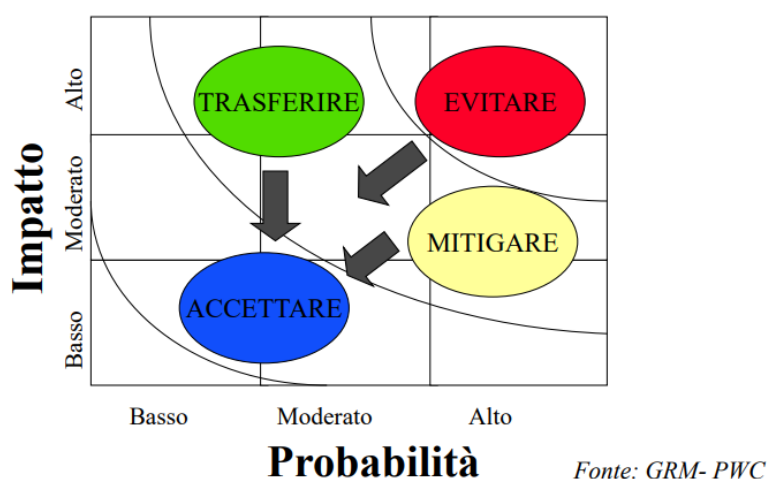


Figura 4: Matrice Probabilità-Impatto. Materiale di Gestione dei Progetti (Giulio Mangano, A.A 2019-2020)

2.4.1 Eliminare il rischio

Questa strategia ha come obiettivo sostanziale l'eliminazione dell'incertezza di base. La decisione estrema, nei casi in cui si parla di rischi di progetto, ad esempio, potrebbe essere quella di non intraprendere il nuovo percorso. Negli altri casi invece, con questo tipo di azione, si punta a modificare gli obiettivi, considerare soluzioni tecniche alternative, ridurre i vincoli, modificare procedure di lavoro e processi standard. Una volta che, attraverso delle azioni correttive, si è ridotta la probabilità o l'impatto del rischio in esame, si può ragionevolmente procedere con il trasferimento o la mitigazione del rischio, a seconda che si abbia un maggior valore rispettivamente di impatto o probabilità di accadimento.

2.4.2 Trasferire il rischio

Questa strategia ha l'obiettivo di riversare la conseguenza dell'evento che genera incertezza ad un altro soggetto, diverso dall'organizzazione. Un esempio, di trasferimento del rischio a terzi, potrebbe essere quello di assicurare il bene su cui impatterebbe il rischio in esame. Di solito, si sceglie questa opzione di azione quando il rischio ha un impatto elevato e una medio-bassa probabilità di accadimento.

2.4.3 Mitigare il rischio

Questa strategia ha l'obiettivo di ridurre la probabilità di accadimento del rischio in esame, fornendo dunque una serie di azioni volte a proteggere ciò che potrebbe essere attaccato al verificarsi di un determinato evento.

2.4.4 Accettare il rischio

Ogni azienda definisce un livello di accettabilità, ovvero un livello dato dal rapporto costi-benefici oltre il quale la decisione è quella di accettare il rischio. È tuttavia importante sottolineare che accettare non significa non effettuare alcun tipo di azione; accettare significa comunque monitorare ciò che risulta essere rischioso, definire dei piani di recupero in modo da contenere gli effetti dei rischi, prevedere un accantonamento contabile, o anche chiamato contingency budget, che ha il compito di coprire il rischio residuo.

Al di là della distinzione dei piani d'azione, ciò che risulta essere sempre valido è la procedura di attuazione delle misure di prevenzione e protezione al fine di ridurre la probabilità e/o l'impatto del rischio in esame.

Il contingency budget, già menzionato, racchiude però non solo ciò che deriva dall'azione di accettazione del rischio, ma anche il rischio residuo di tutte le azioni intraprese rispetto a tutti i rischi analizzati. Dunque, ricapitolando, dopo aver ottenuto un piano di gestione dei rischi e aver intrapreso le azioni di gestione, si procede ad elaborare un nuovo report che tratta dei rischi residuali che saranno successivamente oggetto della creazione di un budget di emergenza.

2.5 Fase 5: Monitoraggio

La fase di controllo è in realtà oggetto anche di tutte le precedenti fasi del processo descritto. Monitorare significa principalmente:

- Fare risk control rispetto ai rischi gestiti attraverso le azioni sopra descritte e ai rischi residuali;
- Reiterazione di tutto o parte del processo di risk management, qualora necessario, nel momento in cui si modificano le condizioni esterne o interne che vanno ad influire sull'analisi dei rischi fatta. Un esempio potrebbe essere la modifica di un rischio o l'introduzione di nuove modalità di gestione.
- Valutazione del processo di risk management al fine di verificarne i benefici rispetto ai costi sostenuti.

Come già accennato in precedenza, ai fini della comprensione del lavoro si approfondirà l'approccio generico alla gestione del rischio (*ERM*) e l'approccio dedicato alla gestione dei rischi puri (*TRM*).

L'*ERM* (*Enterprise Risk Management*) si basa sull'approccio al rischio statistico-finanziario o manageriale, considera dunque sia le minacce che le opportunità. È dedicato alla gestione dei rischi operativi, strategici, puri e finanziari ed ha come principio di applicazione la creazione di valore per i portatori di capitale. Gli strumenti utilizzati per l'analisi sono l'insieme delle tecniche quantitative e lo strumento di valutazione è quello del Valore Attuale Netto (*VAN*).

Il *TRM* (*Traditional risk management*) si occupa di identificare, stimare e gestire i rischi puri aziendali con lo stesso obiettivo dell'*ERM*, ovvero creare valore aziendale per i portatori di capitale. La differenza, rispetto al precedente approccio è abbastanza evidente. Nello specifico, i rischi puri vengono visti in chiave negativa. Tutte le fasi del processo di risk management sono ugualmente rilevanti, dall'identificazione, alla stima e per finire la gestione. Tra i piani di azione più utilizzati, si trovano le misure di prevenzione, protezione, copertura assicurativa e *crisis management*.

Rispetto a questo approccio, si deve sottolineare che una gestione focalizzata sui rischi puri, può portare a prendere decisioni subottimali a causa della *proprietà di incrementalità* dei rischi. Inoltre, i rischi puri, per loro natura, non sono rilevanti nel contribuire al successo o meno dell'organizzazione come lo sono i rischi strategici, operativi e finanziari.

3. Introduzione ad Arisk

L'introduzione alla definizione di rischio e alle sue diverse classificazioni, al processo di risk management e alle sue applicazioni, è stato un passaggio tanto fondamentale quanto necessario per comprendere che la gestione del rischio è complessa ma rilevante per proteggere l'organizzazione. La creazione e la protezione del valore aziendale rappresentano gli scopi principali per cui è stata redatta la norma ISO 31000 Risk Management nel 2009, poi aggiornata nel 2018 (Norma Europea UNI EN ISO 31000:2018, 2018). Tale documento rappresenta uno standard internazionale che definisce principi e linee guida generali per la gestione del rischio, sottolineando la natura iterativa di tale processo e la necessità di integrazione con la governance dell'organizzazione.

In un intervento del vicedirettore Generale della Banca d'Italia (CommunityCib-SDA Bocconi, 2011), nel 2011, all'Università Bocconi di Milano, si è affrontato il tema della gestione del processo di risk management per un efficace presidio dei rischi. In tale occasione è stato sottolineato come le azioni di individuazione, valutazione e gestione dei rischi, sono sempre più percepiti dalle aziende, come fattori fondamentali per la conservazione del valore dell'azienda e della sua capacità di operare in modo profittevole. Il Vice Direttore ha sottolineato come la misurazione dei rischi sia un processo complesso a causa soprattutto della mancanza di dati a disposizione per stimare le assunzioni fondamentali dei modelli. Tuttavia, è necessario proseguire nella definizione di modelli statistico-matematici in grado di catturare i fattori determinanti delle principali dinamiche aziendali, riconoscendo i limiti metodologici e concettuali dei modelli, da integrare ad approcci di natura qualitativa.

Il contesto sopra descritto, unito al forte impatto sull'economia, sulla società e sul debito globale della crisi aziendale, lascia spazio alla necessità di sviluppare metodi innovativi e integrati per la previsione del fallimento, delle sue conseguenze e delle possibili misure per evitarlo. In situazioni di crisi le aziende richiedono fondi e aiuti economici alle istituzioni finanziarie che a loro volta devono tutelarsi e identificare le società che hanno un alto tasso di fallimento futuro, per questo nasce l'esigenza di valutare la situazione finanziaria e le performance future delle aziende.

Arisk srl, una start up del settore Fintech/Regtech, spin off del Politecnico di Torino, viene fondata nel 2017 da Giuseppe Vegas, ex Presidente di Consob e altri professionisti in materia di vigilanza dei mercati finanziari, revisione legale, ingegneria civile e assicurazioni. Dal 2019, il Prof. Guido Perboli è diventato nuovo socio, in rappresentanza del Politecnico di Torino. La mission aziendale è quella di sviluppare algoritmi di misurazione di qualunque tipo di rischio in maniera oggettiva e confrontabile, nel tempo e nello spazio. Tale obiettivo si concretizza nel sostenere

aziende, investitori, istituzioni finanziarie, amministrazioni e organizzazioni pubbliche e private per comprendere, quantificare, monitorare e gestire i rischi cui sono esposte quotidianamente (Arisk srl, 2021).

Il software contiene alla base un algoritmo innovativo, che utilizza tecniche di intelligenza artificiale e machine learning, con cui analizzare e monitorare i rischi attuali e l'evoluzione nel tempo grazie a variabili e valori di ponderazione che vengono aggiornati tenendo conto degli eventi futuri. I rischi che l'algoritmo è in grado di trattare sono:

- **Rischi aziendali:** la solidità di un'azienda non può essere determinata analizzando solo i fattori finanziari ma anche le variabili che riguardano i processi produttivi e organizzativi. L'algoritmo di Arisk è in grado di supportare le organizzazioni al fine di rispettare quanto previsto dal Nuovo Codice della Crisi d'Impresa e dell'Insolvenza (d.lgs. N.14 del 12.01.2019). Nel rispetto di quanto stipulato dalla normativa, Arisk ha sviluppato il software *Ai4RedFlag*, in grado di prevedere, con precisione dell'80% al secondo round di tuning, la crisi di un'azienda, con un anticipo sino a 60 mesi;
- **Rischi catastrofali:** rientrano in tali eventi i terremoti, le inondazioni, gli uragani e anche la pandemia che ha coinvolto l'intero pianeta nel 2019. Tali eventi possono causare perdite in termini di denaro, impegno sanitario e civile alle aziende, agli investitori, ai finanziatori, alle assicurazioni, ai governi nazionali e locali. La previsione di questi eventi e dei rischi ad essi associati, con i modelli di previsione sviluppati da Arisk, consente di organizzarsi per riuscire ad affrontarli al meglio;
- **Rischi sociali:** comprendono atti di terrorismo internazionale o organizzazioni criminali locali, sommosse popolari, tensioni a causa della povertà, scioperi prolungati e generalizzati, crollo delle nascite, emigrazione dei giovani all'estero o aumento della violenza domestica. Tali rischi devono essere valutati dai governi nazionali e locali e anche dalle aziende e dagli investitori per un'analisi di performance nel medio-lungo periodo;
- **Rischi cyber:** comprendono gli attacchi hacker ai server di aziende, istituzioni e governi. A causa del continuo sviluppo delle tecnologie e alla digitalizzazione, vi è la necessità di prevedere eventi che possono danneggiare la gestione dei dati e creare danni alle aziende coinvolte.

Come anticipato, questo progetto di tesi si occuperà di analizzare il rischio di business interruption aziendale, focalizzando l'attenzione sulla crisi dovuta alla pandemia Covid-19. Tuttavia, nonostante la rilevanza globale dell'evento, si occuperà di analizzare un cluster di PMI italiane che verrà successivamente descritto.

Verrà analizzato in particolare il *Red Flag*, detto anche probabilità del rischio di default, fornito dall'algoritmo del machine learner, per cui si cercherà di comprendere le cause di tale valore e le possibili soluzioni.

È doveroso, prima di procedere alla descrizione del progetto su cui è sviluppata questa tesi, descrivere la struttura e i principi di funzionamento dell'algoritmo di Arisk in maniera tale da comprendere l'impronta innovativa rispetto agli altri modelli di previsione e il funzionamento rispetto all'analisi svolta.

L'intuizione alla base dello sviluppo dell'algoritmo di intelligenza artificiale è la necessità di migliorare le tecniche dello stato dell'arte, concentrate sulla previsione a breve termine (*12 mesi*) di aziende di medio-grandi dimensioni, con delle previsioni accurate sul medio termine (*36 mesi*) e lungo termine (*con orizzonte di previsione 60 mesi*) focalizzate sulle piccole e medie imprese. Questo sviluppo ha di fatto fornito un modello di previsione dell'insolvenza come sistema di supporto alle decisioni (*DSS: Decision Support System*) basato sul machine learner. I test computazionali effettuati sulle aziende italiane mostrano efficienza e accuratezza del metodo sviluppato e la possibilità che esso venga utilizzato come supporto allo sviluppo di strategie e politiche su larga scala. La costruzione del modello è stata possibile grazie all'utilizzo dei dati di più di 160.000 PMI italiane attive a fine 2018 e circa 3000 aziende che hanno dichiarato bancarotta, i cui dati disponibili coprivano il periodo 2001-2018.

4. Applicazione dell'intelligenza artificiale al risk management e il DSS di Arisk

Da più di 100 anni istituzioni finanziarie, gestori di fondi, finanziatori, governi e operatori finanziari si sono adoperati per sviluppare modelli che valutino la probabilità di default aziendale. Di seguito sono riportati i risultati storici più importanti:

- 1932: Patrick (Patrick, 1932) svolse un'analisi multi-variabile su 20 aziende.
- 1967: Beaver (Beaver, 1966) studiò, attraverso un t-test, l'utilità dei rapporti per la previsione del fallimento. All'aumentare del numero di utenti in gioco, tra cui prestatori di credito, rating, agenzie e management, non bastava più sviluppare un rapporto di valutazione del credito ma era necessario comprendere l'utilità di tali rapporti. Per tale motivo si decise di valutare l'utilità dei rapporti in uso come predittori di fallimento.
- 1968: Altman (Altman, 1968) sviluppò un modello chiamato "Analisi discriminante multipla (MDA)" con l'obiettivo di prevedere in anticipo eventuali crisi d'impresa. Il modello si basava su un'analisi lineare con cinque variabili indipendenti che rappresentavano i dati effettivi di bilancio. Di seguito un accenno al loro significato:
 $X1 = \text{Capitale circolante} / \text{Totale attivo}$
 $X2 = \text{Utile a nuovo} / \text{Totale attivo}$
 $X3 = \text{EBIT} / \text{Totale attivo}$
 $X4 = \text{Valore di mercato dell'equity} / \text{Valore di libro dei debiti}$
 $X5 = \text{Vendite} / \text{Totale attivo}$
Quando lo Z-score (Altman, 2014) era maggiore di 2.99 non vi era rischio di bancarotta, per valori di Z minori di 1.81 si indicava il fallimento e infine per valori compresi tra 1.81 e 2.99 si indicava una zona grigia. Quello descritto era il principale modello di analisi multivariata per la previsione del fallimento aziendale, ma era basato su errate ipotesi statistiche, per questo ci si orientò sullo sviluppo di modelli basati sulla probabilità condizionata.
- 1980: Ohlson (Ohlson, 1980) definì un altro modello che per alcune caratteristiche era collegato al precedente modello di Altman per la stima di default d'azienda. Tale modello prevedeva il calcolo, attraverso l'utilizzo della regressione logistica, dell'O-score, utilizzando 9 variabili le cui componenti erano ricavate dai dati di bilancio disponibili.

I limiti di tali modelli, che hanno poi portato i ricercatori a studiare lo sviluppo di altre soluzioni, erano principalmente due. Il primo era un limite tecnico, per cui i parametri, per ottenere una stima precisa, dovevano essere conformati rispetto ai diversi mercati di riferimento, mentre il secondo era un limite in termini di orizzonte di predizione, poiché venivano forniti dati affidabili non al di sopra dei 12 mesi. Tali mancanze erano aggravate dal fatto che non vi era la possibilità di analizzare grandi serie di dati temporali e che i modelli si basavano sulla teoria del valor medio standard, mentre erano proprio gli eventi estremi a rappresentare fattori rilevanti.

I limiti dei modelli statistici sono stati superati quando sono entrati in gioco i primi studi nel campo del machine learning poiché si è visto che le performance erano nettamente migliori dei metodi tradizionali.

Come già anticipato, gli algoritmi di AI hanno catturato l'attenzione di diversi enti, grazie al valore che possono portare a tutta l'organizzazione.

4.1 L'intelligenza artificiale oggi, applicazioni per il risk management

Il prerequisito fondamentale per l'applicazione di algoritmi di AI è la disponibilità di dati da parte dell'azienda. Ogni dato può essere classificato secondo le 5V (FERMA, 2019), come si osserva nella figura sottostante (*Figura 5*):



Figura 5: Classificazione dei dati aziendali per l'applicazione di algoritmi di Intelligenza Artificiale

- Variety e veracity: forniscono informazioni sulla qualità dei dati esistenti;
- Volume e velocity: determinano l'insieme di infrastrutture, analisi e applicazioni necessarie per la raccolta e l'analisi dei dati da parte dell'algoritmo;
- Velocity e Value: determinano i componenti della soluzione dell'algoritmo di AI.

Le organizzazioni possono inglobare una incredibile mole di dati e automaticamente ciò potrebbe consentire di effettuare delle analisi più o meno specifiche, più o meno utili, a seconda di come questi dati vengono raccolti e sfruttati. Si tratta di un processo ciclico: più un'organizzazione esplora la quantità e la qualità dei dati a disposizione, più aumenta il valore generato al cliente, più ottiene dati da poter utilizzare nelle sue analisi. Con il *Gartner's analytic value escalator* (Figura 6), è possibile osservare che all'aumentare della difficoltà di analisi dei dati, si genera maggior valore. Ciò accade poiché ogni azienda può decidere di effettuare differenti tipi di *business analytics* che riguarderanno specifiche analisi e dunque consentiranno di avere un diverso impatto sul valore aziendale.

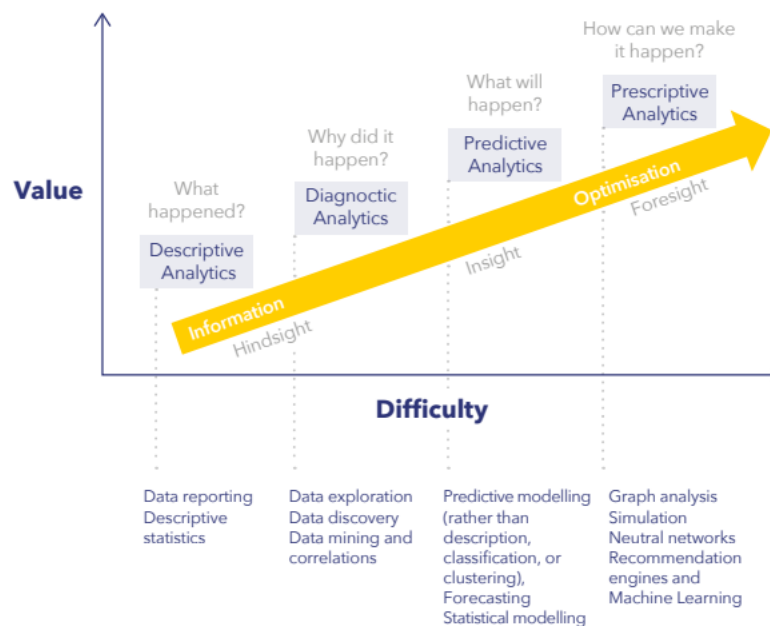


Figura 6: Gartner's analytic value escalator per analizzare il rapporto tra la variazione della difficoltà dei dati e il valore generato

L'obiettivo delle imprese è quello di analizzare i loro rischi in modo sicuro, vigile e tale da essere resilienti. Il COSO 2017 ERM Framework (FERMA, 2019) descrive come utilizzare una struttura di risk management in modo da catturare tutti i rischi.



Figura 7: Fasi di utilizzo della struttura di risk management

- Governance e Cultura: Comprendere e acquisire i requisiti necessari dell'organizzazione relativi all'AI, al fine di integrare il sistema all'interno di tutta l'organizzazione, fornendo delle opportunità di collaborazione interne e la consapevolezza legata all'utilizzo dell'AI;
- Strategy and Objective-setting: Analizzare il modello di business e il processo che porta alla creazione del valore al fine di comprendere l'impatto delle nuove tecnologie, i propri punti di forza e debolezza, opportunità e minacce (Analisi SWOT) e infine coinvolgere gli stakeholder sensibilizzandoli all'utilizzo dell'AI. Questa fase è fondamentale poiché fa sì che vi sia un allineamento tra la gestione del rischio e la strategia e gli obiettivi aziendali.
- Performance: Racchiude la vera e propria fase di gestione del rischio, attraverso l'identificazione, la valutazione, l'assegnazione delle priorità e l'implementazione delle risposte;
- Review and Revision: Consiste nell'identificazione e valutazione dei cambiamenti interni ed esterni che potrebbero influenzare la strategia o gli obiettivi dell'organizzazione;
- Information, Communication and Reporting: Comprende tutta la fase di informazione e reportistica necessaria a tutti i soggetti interessati, comprese le informazioni legate all'utilizzo dell'AI.

I benefici riguardo la gestione dei rischi attraverso intelligenza artificiale sono da collegare soprattutto al fatto che oggi il frutto delle decisioni è visibile solo nel momento in cui si verificano o meno i risultati (come le perdite), in futuro invece si potrà avere una chiara idea dei risultati già prima del verificarsi di essi, grazie all'utilizzo di una mole di dati storici. Si potrà inoltre ottenere una riduzione dei costi grazie ad un

costante monitoraggio dell'andamento dei rischi, supportando il processo decisionale con delle evidenze numeriche.

Nella *Figura 8* è riportato il processo applicato nell'uso delle tecnologie di AI all'interno dell'*enterprise risk management*:

- Definizione dei casi d'uso al fine di comprendere come l'AI può essere utilizzato all'interno di processi e servizi esistenti;
- Pensare in grande iniziando dal piccolo, iniziando dunque da progetti pilota, più limitati, per dimostrare la fattibilità e l'attuabilità di ciò che si vuole realizzare;
- Creazione di un archivio di conoscenza, in quanto come già detto, i dati sono fondamentali nell'utilizzo degli algoritmi di machine learning. L'AI infatti, si sintonizzerà man mano che accumula dati;
- Build or buy, la valutazione del trade off serve poiché sicuramente l'AI è uno strumento necessario ad ogni organizzazione, ma non tutte le organizzazioni hanno sufficienti risorse per implementare autonomamente il sistema;
- Qualità dei dati, poiché per ottenere una migliore performance nell'utilizzo dell'algoritmo non è troppo importante la quantità dei dati ma appunto la qualità. Sarà necessario dunque prevedere una fase di pulizia dei dati per renderli effettivamente utilizzabili;
- Cloud or on-Premise, al fine di riuscire a gestire correttamente la mole di dati che si accumulerà, con l'avanzare del tempo, da dare in analisi all'algoritmo di AI. Sarà necessario dunque decidere se utilizzare un archivio cloud o rimanere in loco;
- Giusto pool di risorse, al fine di avere le giuste skills e il giusto know-how per rispondere alle esigenze generate dall'utilizzo dell'AI;
- C-level-top management buy-in, poiché è impossibile pensare di ottenere dei risultati soddisfacenti senza il coinvolgimento di tutte le figure aziendali, compreso il top management.



Figura 8: processo di applicazione nell'utilizzo delle tecnologie di AI all'interno dell'enterprise risk management.

4.2 Applicazione dell'Artificial Intelligence per Arisk s.r.l.

Di tutti i modelli di algoritmi di machine learning, la famiglia che si è distinta favorevolmente in termini di accuratezza, facilità di interpretazione e scalabilità è quella degli Ensemble Models (Perboli & Arabnezhad, 2020). Tra gli algoritmi di questa famiglia, il Gradient Boosting è risultato molto utile per gli studi sull'insolvenza delle imprese, attraverso la produzione di modelli predittivi come forma di modelli predittivi deboli, solitamente alberi decisionali. Il migliore algoritmo è stato l'XGBoost, applicato nel 2019 a un dataset verificato da un'agenzia di rating coreana. Nonostante la buona precisione dei risultati tuttavia, permanevano problemi legati alle previsioni a medio termine (24 mesi), a causa anche della forte dipendenza dell'accuratezza da fattori esterni, non sempre controllabili. I modelli tradizionali, come già accennato, risultano accurati fino a 12 mesi e in alcuni casi mantengono una previsione accurata (circa il 70%), fino a 24 mesi. In ogni caso, una previsione ideale dovrebbe essere in grado di definire dei risultati attendibili anche nel medio termine. Alcuni studi infatti dimostrano che i sintomi del fallimento sono visibili già 5-8 anni prima che esso si manifesti ((Argenti, 1976), (Hambrick & D'Aveni, 1988), (Luoma & Laitinen, 1991) e (Ooghe, 2008)). Per tale motivo si rendono necessari modelli con orizzonte di previsione temporale di medio termine.

Per quanto concerne i dati da incorporare nel modello, ovviamente vi è un legame tra le variabili da utilizzare e la bontà del modello per la previsione di fallimento. La letteratura mostra come l'introduzione di dati non finanziari può migliorare la prestazione e l'orizzonte temporale sia nel caso di modelli tradizionali che nel caso di modelli che utilizzano il machine learning, purtroppo però, gli studi arrivano all'inserimento solo di qualche variabile organizzativa dell'azienda.

Dunque, riassumendo, gli obiettivi dell'algoritmo sviluppato da Arisk srl sono sostanzialmente due:

- Riuscire a fornire una buona previsione in termini di orizzonte temporale, dunque sia nel breve periodo (uno o due anni) che nel medio periodo (fino a cinque anni). Un risultato che sia adattabile ai differenti mercati sintonizzando l'algoritmo in maniera standardizzata e possibilmente automatizzata;
- Riuscire a incorporare variabili di origine finanziaria e non finanziaria in modo da migliorare la previsione.

Di seguito verranno esposte le principali fasi riguardanti l'algoritmo e gli strumenti utilizzati per giungere agli obiettivi fissati.

4.3 Il DSS di Arisk s.r.l.

Il principale cambiamento ottenuto con il metodo sviluppato riguarda la natura dei dati analizzati. Proprio grazie al fatto che Arisk, come già accennato, riesce a gestire diverse tipologie di rischio, si è resa ovvia la necessità di maneggiare differenti varietà di dati. Il DSS di Arisk consente di raccogliere, catalogare e incorporare diverse informazioni relative al budget, ai dati finanziari, ai dati organizzativi aziendali, alle matrici di rischio fallimentare relative ai flussi di cassa, alla gestione della supply chain ecc.

La *Figura 9* mostra la struttura generale del decision support system di Arisk (Perboli & Arabnezhad, 2020).

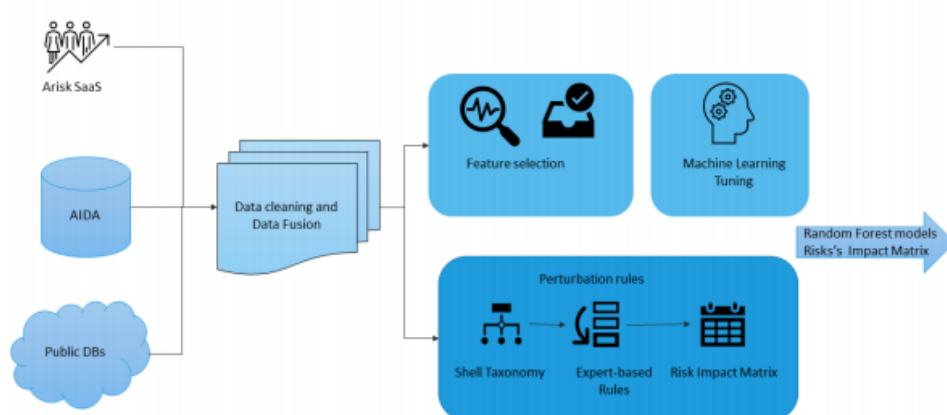


Figura 9: Decision Support System (DSS)-Sistema di training e tuning.

Il DSS di Arisk si presenta suddiviso in due sezioni, un modulo di formazione e sintonizzazione e un server per la previsione.

4.3.1 Modulo di Training e Tuning

Per formazione ci si riferisce alla raccolta dati, come i dati finanziari, da banche dati pubbliche, un insieme di indici e rapporti dal portale AIDA Bureau van Dick e infine, se disponibili, dati dall'interfaccia proprietaria di Arisk per collezionare altre informazioni. L'attuale sistema di Arisk è in grado di processare diversi sistemi di machine learning, tra cui Random Forest, XGBoost, regressione logistica e reti neurali.

Tuttavia, prima di essere processati, i dati vengono puliti, normalizzati e fusi. I dati raccolti si dividono in dati core e dati non core. I dati core rappresentano le caratteristiche dell'algoritmo di machine learning mentre i dati non core non sono incorporati direttamente nel modulo e vengono utilizzati per simulare delle perturbazioni, attraverso delle pipeline, delle funzioni del Machine Learner. Un esempio di dati non core potrebbe essere rappresentato dai dati qualitativi provenienti da specifici settori industriali che si stanno analizzando. Una volta fatta la distinzione tra dati core e dati non core, i primi vengono gestiti in modo da selezionare le caratteristiche necessarie per essere processate dall'algoritmo più idoneo che fornisce una serie di file binari che vengono utilizzati per la previsione. I dati non core invece vengono classificati secondo il metodo SHELL (Cantamessa, et al., 2018), originariamente utilizzato per classificare gli incidenti aerei e gli errori, riadattato in questo caso all'imprenditoria. Tale modello studiava i fattori umani e l'interfaccia che essi avevano con le altre risorse nel sistema di aviazione, cercando di investigare sulla possibile realizzazione di incidenti. Successivamente è stato riadattato in ambito start-up, consentendo di studiare le relazioni tra i fattori umani e le altre risorse delle start-up. Si tratta di analizzare dunque le azioni e le interazioni delle persone con altri quattro componenti individuati: Software, Hardware, Environment, Liveware (L=central liveware, people). L'idea di base del metodo SHELL è che nel momento in cui vi è un disallineamento tra l'azione umana e la risorsa, si genera una fonte di errore, e allora il fatto che venga incorporato al modello consente di controllare l'effetto di diversi fattori sulle caratteristiche principali e generare una matrice di rischio da usare come perturbazione del modello di previsione di Machine Learning. Questo modello fu sviluppato da Hawkins nel 1975, facendo riferimento all'originario lavoro proposto da Edwards nel 1972.

4.3.2 Modulo di Previsione di business interruption

La *Figura 10*, di seguito riportata, rappresenta il processo di previsione di business interruption e bancarotta. Forniti in input i dati relativi a un'azienda e la sua matrice del rischio, viene interrogato il server da un'interfaccia di programmazione REST APIs. Il server si occupa di controllare i dati e di dividerli. Come accennato prima, i dati core vengono utilizzati dall'algoritmo di Machine Learning mentre quelli non core vengono elaborati dalla matrice di impatto del rischio in modo da generare un effetto sui dati core, fornendo così una migliore previsione.

Per ogni set di dati core e non-core vengono effettuate cinque previsioni, rispettivamente a 12, 24, 36, 48 e 60 mesi e un insieme di indici di performance relativi a normative nazionali e internazionali. Il report generato fornisce a tutti gli stakeholders (imprenditore, banche, assicurazioni, policy-maker), una descrizione della situazione aziendale e gli aspetti che dovrebbero essere analizzati e sui cui agire per ridurre la probabilità di default e bancarotta.

Ai fini dell'analisi, la raccolta dati è stata effettuata esclusivamente dal portale Aida, generando, dal campione fornito di circa 160.000 aziende due differenti file. I dati si riferivano agli ultimi cinque anni. Il primo raccoglie i dati finanziari mentre il secondo i dati di governance. Le aziende sono state successivamente suddivise, utilizzando i codici ATECO, per tipologia di attività.

Riepilogando, per ogni anno, ultimo anno disponibile, anno -1, anno -2, anno -3 e anno -4 sono stati collezionati i dati finanziari di circa 160.000 aziende, suddivise per tipologia di attività, industry, commerce, public e service. Per quanto concerne i dati di governance invece, sono stati collezionati solo i dati relativi al last year available. Questa mole di dati è stata successivamente analizzata dal DSS di cui è stata fatta precedentemente una breve descrizione.

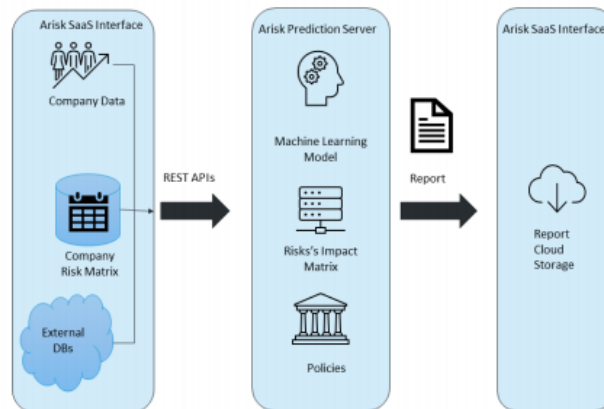


Figura 10: Decision Support System (DSS)-Modulo di predizione del Machine Learning.

4.4 Approfondimento sul processo di apprendimento dell'algoritmo di machine learning

Il DSS si basa sull'utilizzo di un algoritmo di machine learning che è stato precedentemente tarato su un campione più piccolo, così da essere poi utilizzato nella previsione del nostro campione. L'algoritmo di base sostanzialmente su alberi decisionali con una logica induttiva, ovvero man mano che l'algoritmo elabora dati, apprende informazioni e migliora il suo processo decisionale. Le fasi del processo di taratura e sintonizzazione dell'algoritmo sono di seguito descritte:

- Raccolta e pulizia dei dati: è stata effettuata distinguendo inizialmente le aziende fallite e le aziende attive. I dati hanno come fonte il database di AIDA Bureau van Dijk/Moody's, in cui sono contenute solo le informazioni di società a responsabilità limitata e società per azioni. Sono dati riferiti ad un periodo che va dal 2001 al 2018. Da queste aziende sono state estratte quelle dichiarate fallite, con ricavi tra 1 e 40 milioni in almeno uno degli ultimi 5 anni considerati prima di fallire e che avevano almeno 10 anni di vita aziendale. I dati relativi alle aziende attive sono stati estratti seguendo la stessa logica, riferendosi alle aziende attive al 2018. La pulizia dei dati è necessaria poiché spesso non tutte le informazioni sono disponibili per ogni azienda, a volte infatti essi mancano o riportano valori errati. I valori mancanti vengono sostituiti dal valore zero e secondo l'imputazione dei valori mancanti di Barnard e Meng (1999) Hilbe (2009), viene standardizzato il cluster del test e del train. Grazie alla standardizzazione si ottiene una distribuzione dei dati simile a una normale, così da ottenere una migliore previsione. Le aziende attive, costituivano un campione di circa 160.000, mentre le aziende in bancarotta risultavano essere circa 3000. Per evitare

questo sbilanciamento, sono state estratte 6000 aziende attive delle 160.000 considerate in precedenza.

- Fusione dei dati e creazione di un dataset bilanciato: I due cluster sono stati successivamente fusi;
- Suddivisione dei dati: come prassi comune nella creazione dei modelli infatti, una parte (test) dei dati a disposizione viene usata per testare la bontà del modello e una parte (train), circa il 20%, viene utilizzata dall'algoritmo per effettuare la previsione;
- Riduzione delle caratteristiche: operazione necessaria a causa dell'elevato numero di caratteristiche finanziarie che descrivono un'impresa, circa 170 tra indici e rapporti. Il processo di riduzione delle caratteristiche è stato iterativo, ovvero scartando una caratteristica, se la precisione della classificazione non cambiava più dell'1%, la caratteristica scartata veniva rimossa. In tal modo si è riusciti a ottenere circa 15 caratteristiche finanziarie, le più importanti (*Figura 11*). Tali caratteristiche sono quelle che abbiamo utilizzato nel nostro lavoro di tesi.

Si noti che l'elenco delle features nel dettaglio, non può essere fornito a causa di un accordo di non divulgazione, tuttavia sono fornite informazioni circa la tipologia di valore delle caratteristiche (Indice o Valore assoluto) e la natura (Profitto, Costo e Produzione).

Feature	Feature Value	Feature Type
ATT10	Absolute Value	Revenue/Profit
ATT11	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit
ATT12	Absolute Value	Revenue/Profit
ATT13	Absolute Value	Revenue/Profit
ATT14	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit
ATT15	Index/Percentage (%)	Cost/Debt
ATT16	Absolute Value	Cost/Debt
ATT17	Index/Percentage (%)	Cost/Debt
ATT18	Absolute Value	Cost/Debt
ATT19	Index/Percentage (%)	Cost/Debt
ATT20	Absolute Value	Production
ATT21	Absolute Value	Production
ATT22	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit
ATT23	Absolute Value	Production
ATT24	Index/Percentage (%)	Cost/Debt

Figura 11: Data set delle caratteristiche più significative utilizzate.

- Iper-sintonizzazione dei parametri: i parametri possono risultare diversi da una classificazione all'altra, per questo, al fine di ottenere le migliori prestazioni dal modello di Machine Learning, sono stati sintonizzati con un approccio basato sul Grid-search per valutare appunto l'equità del modello. Il tuning sostanzialmente fa apprendere all'algoritmo come comportarsi nelle scelte future;
- Valutazione: La metrica per la valutazione dell'algoritmo si è basata sostanzialmente sul tradeoff tra i falsi positivi e i falsi negativi rilevati dall'algoritmo. L'algoritmo di Arisk è stato valutato usando la metrica AUC, la confusion matrix e il Matthews score.
- Creazione del dataset finale: il dataset creato aveva l'obiettivo di essere rappresentativo di alcuni attributi legati alla dispersione geografica e al tipo di settore, si è arrivati dunque alla creazione del dataset finale. Il dataset finale ha fornito delle informazioni importanti. Innanzitutto, ha generato un elenco di aziende attive (Classe 0) che contiene delle aziende che andranno in bancarotta nei successivi cinque anni. Si è ottenuta l'informazione sia di quante aziende andranno in bancarotta nei successivi anni, sia del valore della probabilità di fallimento. Ciò rappresenta un upgrade rispetto a quei modelli che definiscono la probabilità di fallimento come discreta (zero e uno). Per il modello di Arisk un'azienda sarà considerata fallita se la probabilità di fallimento ottenuta è maggiore del 50%. In sostanza, per ogni azienda e per ogni anno si avrà una probabilità per quella specifica azienda di andare in bancarotta. Per testare il Machine Learning method sono state raggruppate, per ogni anno, le aziende che hanno una soglia inferiore a quella individuata, in cui hanno meno probabilità di fallire (es. probabilità di default minore del 20%); successivamente da questo gruppo viene estratto un nuovo campione di società attive per la creazione del data set. Fissando la soglia al 20, 30, 40, 50 e 60% della probabilità di bancarotta, si estraggono le nuove società attive dal turno precedente per testare l'algoritmo.

La valutazione della bontà dell'algoritmo di machine learning è fatta sostanzialmente tenendo conto che esso riesca ad assegnare il campione alla classe corretta, considerando dunque i falsi positivi e falsi negativi.

5. Business disruption, Business interruption e implicazioni del Covid-19 sulle PMI italiane

Il presente lavoro di tesi nasce a seguito dell'evento che ha sconvolto le vite del mondo intero da circa un anno. Sulla base di quanto descritto precedentemente, si può classificare l'evento "*pandemia Covid-19*" come rischio esterno, puro e con una componente sistematica. Si tratta di un evento particolarmente imprevedibile e disruptive, a causa della sua natura appunto "dirompente", "devastante" e "distruttiva". È disruptive difatti, quell'evento in grado di modificare in maniera radicale il modo usuale di operare di una certa organizzazione. Nel caso specifico, il business delle aziende può essere "distrutto" da:

- Virus che colpisce i dipendenti e la loro produttività;
- Riduzione della domanda;
- Interferenze nella catena di approvvigionamento a causa del virus che costringe alla chiusura alcune aziende o le mette nella condizione di non essere in grado di fornire i beni necessari nei tempi stabiliti;
- Difficoltà a recuperare i propri crediti a causa della situazione di emergenza diffusa in tutti i settori.

La conseguenza naturale della business disruption è la tanto temuta business interruption.

Come da definizione del Cambridge dictionary (Cambridge University Press, 2021), per business interruption si intende "un periodo in cui un'azienda non può operare a causa di determinati eventi". Ogni attività è fortemente legata a una serie di processi a cascata, alimentati da tecnologie, infrastrutture, risorse umane e partner esterni, su cui non ha la facoltà di esercitare alcun controllo e da cui ovviamente dipende. Dunque, se qualcosa lungo la catena subisce un cambiamento, l'impresa va in crisi e subisce danni da interruzione della produzione (Capra, 2020). Da un'analisi fatta da Allianz Global Corporate & Specialty nel 2020, in Italia (Brambilla, 2018), il rischio di business interruption causato da catastrofi naturali è il terzo rischio più temuto, soprattutto perché in questi casi, a causa di questi eventi, non è l'azienda ad essere responsabile dei danni subiti dalla perdita di profitti o dall'interruzione dell'attività, ma lo sono eventi esterni che hanno causato tali mancanze.

Il raggio di analisi è limitato al territorio italiano, per questo in seguito tutto quello che verrà illustrato avrà valenza in tali confini, così da avere un quadro chiaro e definito per effettuare delle valutazioni quanto più specifiche e, rispetto a questa situazione di crisi, provare a fornire delle soluzioni di carattere tecnico, supportate dalle evidenze numeriche. In Italia, le PMI generano circa il 66,9% del valore aggiunto complessivo nell'economia nazionale non finanziaria, superando anche la media dell'Unione

Europea che è pari al 56,4%. Le PMI in Italia forniscono circa il 44,9% dell'occupazione, rispetto alla media europea che è del 29,7%. È importante poi sottolineare che esse costituiscono il 99,9% del numero totale di imprese (OECD Trento Center for Local Development, 2020).

Non è certamente la prima volta che ci si trova a dover affrontare una crisi di questa portata, si potrebbero citare eventi come l'epidemia di SARS nel 2002 o la crisi finanziaria nel 2008 che per l'appunto possono determinare una base da cui partire per la gestione di situazioni simili.

Tuttavia, ogni evento o crisi ha un'origine, un'evoluzione e un epilogo unici in termini di impatto sull'intera società. Il Covid-19 si può dire che ha avuto un'espansione globale e un impatto significativo sulla salute individuale, sull'attività economica, sui mercati finanziari, sui sistemi politici e sociali. Per tale ragione le autorità di regolamentazione tendono ad adattare le politiche di gestione del rischio e di vigilanza successivamente al verificarsi di uno specifico evento, come a voler migliorare la gestione imparando dalla più recente esperienza (Richter & Wilson, 2020).

È importante allora comprendere quali siano le implicazioni che la pandemia ha riversato su tutto il territorio italiano ed in particolare sulle PMI.

Un'indagine tenuta a marzo 2020 dalla Confederazione nazionale dell'artigianato e della piccola e media impresa (CONFINDUSTRIA, 2020), mostra che il 72% delle 6000 imprese analizzate era stata colpita in modo diretto dalla pandemia subendo una diminuzione della domanda, problemi legati all'approvvigionamento, al trasporto e alla logistica. Di tutti gli intervistati, un terzo ha dichiarato di aver subito una diminuzione delle entrate stimata intorno al 15%. Tra le aziende più colpite sicuramente vi sono quelle operanti nel settore dei trasporti, del turismo, della moda e l'agroalimentare. A seguito poi del decreto-legge di marzo 2020 (d.l. N.6 del 22.03.2020, 2020) che imponeva la chiusura delle attività risultate non essenziali o strategiche, è stato stimato che 7,8 milioni di lavoratori sono diventati disoccupati, almeno temporaneamente. Sul mercato azionario, tra il 12 e il 13 marzo si è registrato un calo del 12% dell'indice, mentre i rendimenti dei titoli sovrani italiani sono saliti all'1,8%.

Il Sole 24 Ore aveva pubblicato, il 22 marzo 2020 (Il Sole 24 ORE, 2020), due scenari di previsione legati all'evoluzione della pandemia. Il primo scenario, più ottimista, ipotizzava un epilogo del Covid-19 a maggio, con conseguente inizio ripresa nel 2021 e una perdita per le imprese stimata intorno ai 275 miliardi tra il 2020 e il 2021. Il secondo scenario, considerato in quei giorni più pessimistico, prevedeva la fine dell'emergenza entro dicembre con una perdita di 641 miliardi di euro. Inoltre, si valutò che se la pandemia si fosse protratta, su uno scenario ancora peggiore, un'impresa su dieci avrebbe rischiato di chiudere.

Successivamente, in una nota pubblicata il 27 marzo 2020 (OECD, 2020), l'Organizzazione per la Sicurezza e la Cooperazione in Europa stimò un calo del PIL nazionale di oltre il 25% e una riduzione dei consumi causata dalle misure restrittive di

oltre il 35%. Studi condotti successivamente hanno poi mostrato come, oltre ai settori sopra citati, hanno subito un forte calo della domanda i settori dei macchinari elettrici e industriali, il settore alberghiero e della ristorazione.

Arisk srl ha contribuito alle previsioni delle conseguenze che il Covid-19 avrebbe generato sulle PMI italiane con un articolo (bebeez, 2020), pubblicato a marzo 2020, nel quale venivano analizzate 245 PMI del lodigiano suddivise per fasce di ricavi riferiti al 2018. Le aziende con ricavi da 1 a 5 milioni erano 164, quelle con ricavi da 5.1 a 10 milioni erano 63 e quelle con ricavi da 10.1 a 15 milioni erano 18. Lo studio effettuato aveva calcolato che per le imprese i cui ricavi erano compresi tra 1 e 5 milioni di euro, con 15 giorni di blocco della produzione avrebbero bruciato in media 103 mila euro di cassa. Per le imprese con ricavi tra 5 e 10 milioni, il blocco avrebbe fatto bruciare 300 mila euro di cassa, mentre le aziende i cui ricavi erano compresi tra i 10 e i 15 milioni ne avrebbero bruciati 450 mila euro. Il fatto poi che in Italia meno del 10% delle imprese è dotata di polizze assicurative sulla business continuity è un dato molto negativo, poiché, in casi come questi, ciò sarebbe stato utile a coprire il fabbisogno di cassa nella situazione di emergenza.

Si ricorda che per business continuity si definisce la capacità di un'organizzazione di mantenere l'esecuzione dei processi operativi core anche sotto condizioni di crisi ed esposizione a minacce attive. Un dato importante da considerare è che da aprile, il numero di PMI che hanno fatto ricorso alle garanzie è aumentato considerevolmente raggiungendo un picco nel mese di luglio, diminuendo poi ad agosto e tornando a crescere a settembre 2020. Le imprese nella fascia più bassa non avevano alcun cuscinetto di protezione, per questo la liquidità persa sarebbe stata necessaria a far fronte agli impegni contingenti. Per le altre due fasce sopra descritte le deadline sarebbero state di 44 giorni (per la fascia media di ricavi) e 50 giorni (per la fascia alta di ricavi), con un valore di cassa complessivamente bruciato rispettivamente di 1.3 milioni di euro e 1.1 milioni di euro.

Arisk aveva calcolato che il blocco della produzione per almeno 15 giorni, avrebbe ridotto in maniera considerevole la capacità di resilienza delle aziende appartenenti al campione analizzato, ovvero la loro capacità di resistere agli "urti". Tale riduzione sarebbe stata valutata del 200% per le aziende nella fascia più bassa, del 130% per le aziende nella fascia media e del 91% per le aziende nella fascia di ricavi più alta. La conseguenza di tutto questo sarebbe l'insorgenza di uno stato di crisi che nel giro di 36 mesi avrebbe coinvolto anche le aziende che nell'immediato avessero superato l'emergenza. La probabilità di accadimento di tale evento è stata valutata del 50% nei casi di aziende piccole e medie e del 100% nel caso di grandi aziende che risultato più vulnerabili perché più indebitate e facilmente "sostituibili" se non in grado di concludere grandi commesse, poiché spesso si trovano ad avere come clienti le grandi aziende.

Il governo italiano, per far fronte all'inevitabile crisi, nel decreto-legge di marzo 2020 chiamato "*Cura Italia*" (d.l. N.18 del 17.03.2020, 2020), emanava una serie di articoli volti al rafforzamento del sistema sanitario e al sostegno economico di famiglie, lavoratori e imprese. In particolare, un pacchetto specifico conteneva delle politiche rivolte alle microimprese e PMI di tutti i tipi. Successivamente, l'8 aprile 2020, il Consiglio dei Ministri approvava il "*Decreto Liquidità*" (d.l. N.23 del 08.04.2020, 2020), con cui emanava nuove norme a favore della concessione di prestiti alle aziende italiane.

La decentralizzazione di alcuni poteri ha fatto sì che numerose misure per gestire l'emergenza fossero adottate dalle singole regioni in particolare in materia di accesso al credito bancario, finanziamento pubblico, procedure semplificate, lavoro e welfare, sgravi fiscali e pianificazione e budgeting per la riprogrammazione e riallocazione dei bilanci al fine di affrontare al meglio l'emergenza. Nella *Figura 12* si può osservare nel dettaglio quali regioni si sono interessate nello specifico dei temi sopra riportati.

Region	Access to bank credit	Public funding	Simplified procedures	Work and welfare	Tax relief	Planning and budgeting
Abruzzo						
Aosta Valley/Vallée d'Aoste						
Apulia						
Basilicata						
Bolzano-Bozen						
Calabria						
Campania						
Emilia-Romagna						
Friuli-Venezia Giulia						
Lazio						
Liguria						
Lombardy						
Marche						
Molise						
Piedmont						
Sardinia						
Sicily						
Tuscany						
Trento						
Umbria						
Veneto						
Total regions	16	17	19	21	13	11

Figura 12: Suddivisione regionale per le politiche di risposta per il risanamento delle aziende italiane.

Le risposte politiche delle regioni sono state principalmente con focus settoriale, con una particolare attenzione sui settori del turismo, dell'agricoltura, del commercio, delle industrie culturali e dell'edilizia.

È evidente che la pandemia ha colpito l'economia nazionale in modo fortemente asimmetrico, sia a livello settoriale che territoriale, generando delle conseguenze diverse dalle crisi precedenti a causa soprattutto del lockdown, della chiusura forzata di molte attività, della ridotta mobilità delle persone, delle norme di distanziamento sociale e dei cambiamenti indotti nei comportamenti di persone e imprese per effetto

del nuovo contesto (maggiore utilizzo di servizi digitali, smartworking ecc). Gli impatti sarebbero differenziati anche da un punto di vista territoriale in quanto studi hanno dimostrato che le aziende del settore privato, situate nel Mezzogiorno avrebbero subito conseguenze peggiori a causa di una maggiore specializzazione nelle attività più colpite dalla pandemia e da una maggiore fragilità finanziaria. Ci sono dei settori, come la filiera farmaceutica, il commercio online o la distribuzione alimentare moderna che hanno invece, beneficiato di questa particolare fase storica. All'opposto infatti, troviamo le società che sono state fortemente colpite da questa situazione di emergenza, ovvero le società della filiera turistica, quelle che operano nella ristorazione, nella logistica, nei servizi, nei trasporti e in alcuni settori industriali.

Rispetto alle ultime informazioni disponibili a fine ottobre, il CERVED (Angelino, et al., 2020) ha redatto un rapporto riguardante le conseguenze del Covid-19 sulle PMI italiane. Ciò ha consentito di rendere più veritiere e più specifiche le analisi già fatte da altri enti e organizzazioni citate in precedenza. In particolare, la relazione sostiene che ci si aspetta una riduzione dei ricavi di 11 punti percentuali, una riduzione dei costi operativi, in particolare per materie prime e semilavorati e infine una riduzione significativa dei costi per servizi. Nonostante il blocco dei licenziamenti, CERVED sostiene una riduzione dei costi del lavoro pari al 12%, grazie anche alla possibilità di sfruttare la Cassa integrazione. È importante sottolineare che il Covid-19 è un evento unico che cambierà diversi paradigmi economici, velocizzando nello specifico alcuni processi già in atto e modificando i comportamenti di famiglie e imprese. Si parla principalmente di trasformazione digitale, distruzione e ricostruzione delle catene globali del valore, cambiamento della struttura produttiva grazie anche allo smartworking, con alcuni settori emergenti che si espanderanno mentre altri che subiranno un inevitabile ridimensionamento.

La conclusione della relazione, basandosi sugli effetti della recessione del 2009, pone l'attenzione su un tema che ci si troverà, prima o poi, ad affrontare.

Una volta terminate le misure emergenziali (estensione della cassa integrazione, moratoria sui debiti e garanzie pubbliche) e senza un piano efficace di politiche di rilancio, le imprese italiane potrebbero subire impatti rilevanti, soprattutto quelle che si collegano alla filiera turistica come la ristorazione, le strutture ricettive e le agenzie di viaggio. Le stime sono basate principalmente sull'ipotesi che, una volta cessate le misure straordinarie di sostegno per fronteggiare l'emergenza Covid-19, non ci siano prospettive di rilancio dell'economia.

Per riassumere gli eventi critici causati dall'evoluzione della crisi possiamo citare:

- Perdite di crediti per importi rilevanti;
- Contrazione degli investimenti in beni durevoli;

- Diminuzione o perdita del reddito e confidenza dei consumatori con impatti sui consumi non essenziali;
- Nascita di situazioni di crisi d'impresa, in particolare nel caso di innesco di tensioni finanziarie a breve a causa di imprevisti e eventi straordinari da sostenere obbligatoriamente;
- Accelerazione dei tempi per assumere decisioni in casi di aziende già in crisi prima dell'evento Covid-19.

Quanto appena descritto in termini estremamente sintetici, ha consentito di strutturare il lavoro qui presentato nel seguente modo: partendo dagli anni precedenti al Covid-19, comprendere quali fossero gli aspetti più critici che caratterizzavano le diverse organizzazioni, arrivando a definire poi i punti chiave nella fase di emergenza e concludendo con un'analisi sui possibili scenari di supporto al fine di contrastare l'emergenza.

6. Analisi economico-finanziarie Pre-Covid

Per entrare nel vivo dell'analisi e commentare i risultati ottenuti è necessario descrivere i passi con cui la ricerca dei campioni è stata effettuata.

L'obiettivo del lavoro è quello di fornire uno strumento predittivo per un intero sistema economico e in particolare, nell'analisi Pre-Covid, si vuole avere un quadro chiaro di quella che era la situazione prima che la pandemia sconvolgesse l'economia mondiale e in particolare, l'andamento della probabilità di default delle PMI in analisi. Si analizzeranno per tale motivo, i dati di finance relativi gli anni -4, -3, -2, -1 e l'ultimo anno disponibile, così da comprendere l'andamento dei principali indicatori individuati e rilevare eventuali situazioni critiche o campanelli d'allarme già visibili prima dell'evento Covid-19. Una delle analisi più importanti dunque, sarà quella riguardante la probabilità di default, individuata attraverso il "red flag", che aiuterà a comprendere come, nel corso degli anni in analisi, si è evoluta la probabilità delle aziende di essere soggette a business interruption.

L'algoritmo di machine learning, nello specifico, elabora i dati scaricati al fine di determinare un preciso valore di red flag per ogni azienda analizzata. Tuttavia, nel trattare questa analisi, non potranno essere fornite indicazioni specifiche sulle features utilizzate a causa del *Non Disclosure Agreement*. Nello specifico:

- Le aziende con **bassa probabilità di default** sono quelle caratterizzate da un valore di red flag minore o uguale a 0.3 ($RF \leq 0,3$);
- Le aziende con **media probabilità di default** sono quelle caratterizzate da un valore di red flag compreso tra 0.3 e 0.5 ($0.3 > RF \leq 0,5$);

- Le aziende con ***alta probabilità di default*** sono quelle caratterizzate da un valore di red flag maggiore di 0.5 (***RF>0,5***).

Una volta definiti valori di red flag delle imprese, saranno proposte delle analisi specifiche in base alla posizione geografica o al valore dei ricavi, nei vari settori, mostrando l'andamento negli anni. Successivamente, con l'analisi delle features, di andranno ad analizzare i "campanelli d'allarme", segni inequivocabili di uno stato di crisi e il loro andamento negli anni. Tale analisi è estremamente importante, soprattutto per i portatori di interesse dell'organizzazione, per poter analizzare lo "stato di salute" di un'azienda in tempo reale e comprendere se questa sarà soggetta ad una situazione di crisi dati i valori assunti dagli indici.

Sarà importante poi comprendere se, con i primi cenni dell'inizio della pandemia, i principali indicatori hanno subito dei cambiamenti e, se questi cambiamenti, sono in linea con quanto razionalmente atteso. Per tale motivo, l'ultimo anno disponibile sarà esaminato con particolare attenzione. È importante sottolineare che per "*last year available*" o "*ultimo anno disponibile*" si farà riferimento all'ultimo anno registrato in cui le aziende hanno depositato il bilancio.

La maggior parte delle imprese ha depositato i dati aggiornati, tuttavia, al fine di presentare uno studio corretto, bisogna sottolineare che circa il 22% delle PMI del settore commerce, il 15% delle PMI del settore public e il 22% del settore service non presentano come ultima data di registrazione del bilancio l'anno 2019. Tuttavia, per questa trattazione, si assumerà che il last year available si riferisca al 2019 e di seguito gli anni precedenti corrisponderanno a 2018, 2017, 2016 e 2015.

Come già specificato, i dati utilizzati in questo lavoro, sono stati estrapolati dal portale Aida Bureau Van Dijk, database contenente informazioni sulle società italiane, con uno storico fino a dieci anni. Si è dunque partiti da un file contenente circa 160.000 aziende, operanti sul tessuto italiano, attive al 2019, utilizzate per tarare ed addestrare il machine learner. Ovviamente, non tutti i dati contenuti nel portale sono risultati necessari per questa analisi. Sono stati scaricati innanzitutto i dati relativi all'anagrafica delle aziende, tra cui la ragione sociale, il numero CCIAA, la partita IVA e il codice ATECO corrispondente, poi una serie di dati finanziari e di governance che sono stati utilizzati come attributi per l'analisi del machine learner. Non potendo entrare nel dettaglio della descrizione degli attributi, verranno assegnati ad essi un nome identificativo e ne verrà illustrato il significato generico.

Una volta scaricati i dati di governance e di finance relativi agli anni sopra descritti, attraverso il codice ATECO, sono stati creati i campioni suddivisi per settore (industry, commerce, service e public). In particolare, si ha:

- Industry: ATECO da 1 a 33 e da 41 a 43;
- Commerce: ATECO da 44 a 47;

- Public: ATECO da 35 a 39, da 84 a 85 e 99;
- Service: ATECO da 49 a 82 e da 86 a 97.

Grazie a questa suddivisione sono stati ottenuti dei campioni così distribuiti:

- Industry: circa 43% del campione;
- Commerce: circa 29% del campione;
- Public: circa 2% del campione;
- Service: circa 26% del campione.

Successivamente, attraverso l'algoritmo di Arisk, sono stati ottenuti, per ogni azienda, il valore del red flag o anche indice di rischio della probabilità di default a 36 mesi e l'indice di governance.

Nella fase successiva verrà elaborata, per ogni settore, un'analisi economico-finanziaria del campione nella situazione Pre-Covid. L'attenzione verrà posta sulla creazione di cluster basati sulla dimensione delle aziende e sulla localizzazione geografica, al fine di comprenderne l'andamento. Per quanto riguarda la posizione geografica, la suddivisione è stata fatta utilizzando le relative province, attraverso le seguenti regole:

- Nord-East: TN, BZ, VE, TV, BL, PD, VI, VR, RO, UD, PN, TS, GO, PC, BO, MO, RE, PR, FE, FC, FO, RN, RA;
- Nord-West: TO, CN, VC, BI, AT, AL, NO, VB, AO, GE, SP, IM, SV, MI, MB, VA, CO, SO, LC, BG, BS, CR, LO, PV, MN;
- Center: FI, PT, AR, SI, MS, LU, PI, LI, GR, PO, TR, PG, AN, PU, PS, MC, AP, FM, RM, VT, RI, FR, LT, SS, OT, NU, OG, CA, OR, CI, MD, VS;
- South: TE, PE, CH, AQ, CB, IS, BA, FG, BR, LE, TA, BT, NA, CE, BN, AV, SA, MT, PZ, CS, CZ, KR, RC, VV, PA, TP, AG, CL, EN, CT, SR, RG, ME.

I paragrafi di seguito riportati sono relativi ai diversi settori analizzati, quello dei servizi, del commercio e del pubblico. Nello specifico, sulla base di quanto appena illustrato, le analisi mostrano:

- Una panoramica generale su ogni settore analizzato con dati riferiti all'ultimo anno disponibile e l'andamento dei ricavi nei cinque periodi analizzati;
- La suddivisione delle imprese in oggetto a seconda della localizzazione geografica. Verranno creati i cluster Nord-Est, Nord-Ovest, Centro e Sud al

fine di comprendere se gli andamenti sono legati alla posizione geografica delle PMI analizzate o sono indipendenti da essa;

- La suddivisione delle imprese in oggetto a seconda dei ricavi registrati nei cinque periodi analizzati. Verranno creati i cluster contenenti imprese con ricavi inferiori a 5 milioni di euro, compresi tra 5 e 10 milioni di euro, compresi tra 10 e 15 milioni di euro e maggiori di 15 milioni di euro. L'obiettivo è comprendere se un'azienda che registra ricavi più o meno alti, è caratterizzata da una probabilità di default più o meno alta;
- La descrizione degli attributi che l'algoritmo ha utilizzato per la determinazione del valore del *red flag* e il loro andamento negli anni. L'obiettivo di tale analisi è comprendere se, analizzando il trend di specifici indici, si può individuare un segnale di allarme, precedente all'evento Covid-19.

6.1 Analisi economico-finanziarie Pre-Covid settore service

Il settore terziario è il settore economico in cui vengono prodotti e forniti servizi, ovvero attività intellettuali, complementari e di ausilio al settore primario e secondario. Si tratta in particolare di prestazioni immateriali a supporto o meno della fornitura di un bene.

La *Tabella 1* fornisce una visione globale e riassuntiva del settore in analisi. I dati si riferiscono all'ultimo anno disponibile. In particolare, il numero totale di aziende rappresenta il numero di aziende appartenenti al campione del settore service, con i rispettivi ricavi medi e il valore dell'EBITDA. È evidente che, trattandosi di PMI, la compagine sociale sia mediamente bassa.

Numero totale di aziende	42.296
Ricavi medi del settore	3.858.552
EBITDA	456.556
Employees	26
Shareholders	3

Tabella 1: Settore dei servizi, informazioni generali

Il *Grafico 1* rappresenta l'andamento dei ricavi medi delle aziende del settore service negli anni analizzati. I dati sono stati reperiti direttamente dal database AIDA e rappresentano la media dei ricavi di tutte le aziende del settore.

Si evince dunque, come l'anno -3 sia stato critico in quanto ha comportato una diminuzione media di ricavi di più di 5 milioni. Successivamente è iniziata una ripresa in termini economici che tuttavia, nell'ultimo anno, resta comunque sotto il valore massimo raggiunto nell'anno -4.

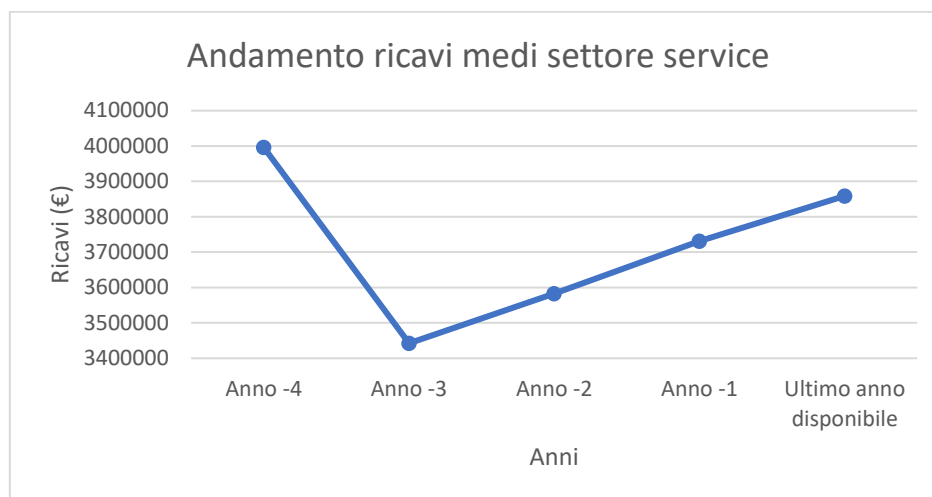


Grafico 1: Andamento dei ricavi medi, negli anni analizzati, del settore service.

La *Tabella 2* mostra il numero di aziende del campione, localizzate sul territorio italiano, nel Nord-Est, nel Nord-Ovest, nel Centro e nel Sud, raggruppate secondo le regole già viste. In tale suddivisione sono state messe in risalto oltre al numero di aziende appartenenti ad un determinato gruppo, anche i ricavi medi relativi a ogni cluster e le percentuali di aziende caratterizzate da un valore di RF più o meno alto. Risulta evidente dunque che, per il settore service, la maggiore concentrazione di aziende si ha nel Nord-Ovest e nel Centro. Dai valori dei ricavi medi non si evince una netta differenza, se non per il cluster Nord-Ovest, che risulta avere tra tutti, una media di ricavi più alta. Analizzando il red flag, si osserva che esso segue più o meno il medesimo andamento in tutti i cluster, con il Centro e il Nord-Ovest che hanno la maggiore concentrazione di aziende con RF alto, mentre Sud e Nord-Est hanno la maggiore concentrazione di aziende con RF basso.

	Numero di Aziende	%	Ricavi medi	% di PMI con RF basso	% di PMI con RF medio	% di PMI con RF alto
Nord-Est	9546	22,57%	3.671.713,31	54,82%	28,31%	16,88%
Nord-Ovest	15468	36,57%	4.509.865,90	52,32%	28,74%	18,94%
Centro	10556	24,96%	3.484.514,85	50,26%	30,91%	18,83%
Sud	6726	15,90%	3.207.764,94	55,52%	30,03%	14,45%

Tabella 2: Settore service, numero di aziende per cluster geografico, ricavi medi e distribuzione delle aziende per probabilità di default bassa, media e alta.

Nella *Tabella 3* invece, il raggruppamento è fatto tenendo conto del valore dei ricavi resi disponibili dall'ultimo bilancio depositato. Anche qui, come visto prima, si trova il numero delle aziende appartenenti ad un determinato cluster, il valore medio dei ricavi delle suddette aziende e per concludere, la percentuale di esse a cui è assegnato un

alto, medio e basso rischio di default. Si nota che quasi l'84% realizza ricavi minori di 5 milioni di euro, mentre meno del 5% sono quelle con ricavi maggiori di 15 milioni di euro. Nell'analisi dell'RF troviamo che in tutti i cluster la maggior parte delle aziende è caratterizzata da un valore di RF basso e in particolare, di quelle con ricavi tra 5 e 10 milioni di euro, solo il 9% risulta avere un'alta probabilità di default. Le PMI che hanno ricavi minori di 5 milioni di euro, come già detto, sono la componente principale di tutto il campione ed è quindi importante far notare che più di 6500 di esse hanno un'alta probabilità di fallimento, anche se comunque più della metà risulta avere un valore di RF minore o uguale a 0.3.

	Numero di Aziende	%	Ricavi medi	% di PMI con RF basso	% di PMI con RF medio	% di PMI con RF ALTO
Ricavi <5 milioni di euro	35264	83,37%	1.572.267,67	51,62%	29,10%	19,28%
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	3712	8,78%	6.967.082,38	61,50%	29,50%	9,00%
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	1290	3,05%	12.207.390,35	57,21%	32,02%	10,78%
Ricavi >=15 milioni di euro	2030	4,80%	32.567.958,64	56,16%	32,61%	11,23%

Tabella 3: Settore service, numero di aziende per cluster di ricavi, ricavi medi e distribuzione delle aziende per probabilità di default bassa, media e alta

Come accennato, i dati analizzati coprono un arco temporale di 5 anni e questo consente di poter definire un andamento negli anni degli indici studiati e osservare eventuali cambiamenti volti ad indicare un miglioramento o peggioramento della situazione economico-finanziaria. La *Tabella 4* mostra il trend del numero di aziende appartenenti ad un determinato cluster geografico. Per semplicità di rappresentazione viene riportata la % solo rispetto all'ultimo anno disponibile, tuttavia, come si osserva, il numero di aziende del campione per cluster geografico negli anni rimane costante. Nella *Tabella 5* vengono riportati i ricavi medi delle aziende, suddivise sempre per cluster geografico, negli anni di interesse. Si nota, anche osservando il rispettivo *Grafico 2*, che i ricavi relativi ai quattro cluster geografici, seguono il medesimo andamento. Tutte le aziende hanno mediamente subito un calo dei ricavi nell'anno -3, per poi essere soggette a un aumento degli stessi nei successivi anni. In particolare, in tutti gli anni di riferimento, i ricavi maggiori sono registrati nelle aziende operanti nel Nord-Ovest mentre i ricavi minori nelle PMI del Sud Italia.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile	%
Nord-Est	9546	9546	9546	9546	9546	22,57%
Nord-Ovest	15468	15468	15468	15468	15468	36,57%
Centro	10556	10556	10556	10556	10556	24,96%
Sud	6726	6726	6726	6726	6726	15,90%

Tabella 4: Andamento del numero di aziende negli anni per cluster geografico.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
Nord-Est	3.668.720,32	3.229.980,83	3.383.838,78	3.526.926,19	3.671.713,31
Nord-Ovest	4.583.267,40	3.859.546,32	4.066.003,70	4.299.312,44	4.509.865,90
Centro	3.521.849,62	3.151.171,10	3.304.167,29	3.428.094,05	3.484.514,85
Sud	3.438.063,98	2.950.728,77	3.097.182,22	3.188.216,01	3.207.764,94

Tabella 5: Andamento ricavi medi negli anni per cluster geografico.

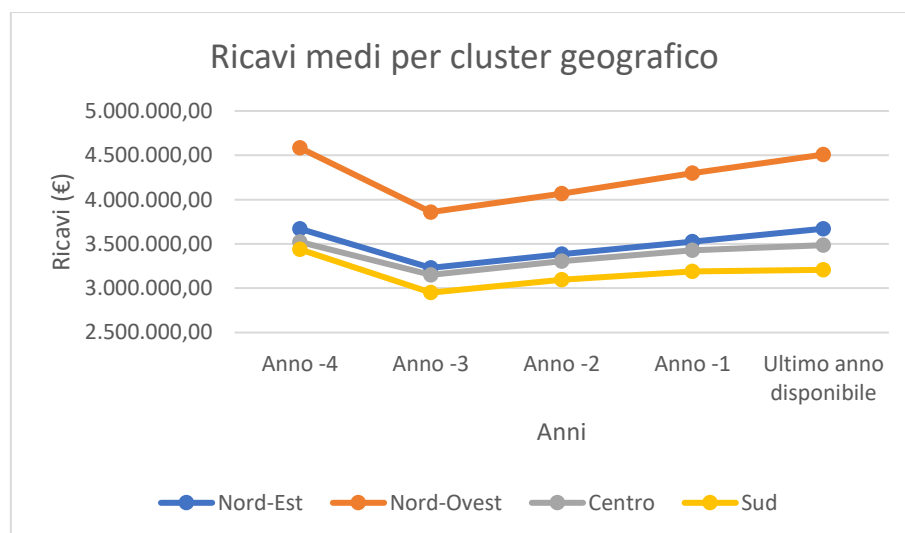


Grafico 2: Andamento dei ricavi medi del settore service negli anni di interesse.

La *Tabella 6* mostra il numero di aziende suddiviso per cluster di ricavi, mentre la *Tabella 7*, espone l'andamento negli anni dei ricavi medi delle aziende in analisi. Dunque, data una determinata fascia di ricavi, è interessante comprendere come, negli anni, si sia modificato il numero di imprese appartenenti a quel cluster. Si nota che, dall'anno -4 all'ultimo anno disponibile, il numero di aziende con ricavi maggiori di 15

milioni di euro ha subito una diminuzione importante. Precisamente, nell'anno -3, si è avuta una riduzione pari al 28% circa, seguita, nell'anno -2 da una lieve ripresa che, in ogni caso, non ha consentito di ripopolare il cluster del valore iniziale pari a 2327 aziende.

Complici dunque la diminuzione del numero di aziende appartenenti al cluster di ricavi maggiori di 15 milioni e la diminuzione progressiva di circa il 3% delle aziende con ricavi minori di 5 milioni, il gruppo delle aziende con ricavi compresi tra 5 e 10 milioni e quello con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni hanno, negli anni, subito un aumento.

	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Ricavi <5 milioni di euro	36238	85,68%	35974	85,05%	35706	84,42%	35386	83,66%	35264	83,37%
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	3036	7,18%	3499	8,27%	3582	8,47%	3725	8,81%	3712	8,78%
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	695	1,64%	1146	2,71%	1226	2,90%	1287	3,04%	1290	3,05%
Ricavi >=15 milioni di euro	2327	5,50%	1677	3,96%	1782	4,21%	1898	4,49%	2030	4,80%

Tabella 6: Andamento del numero di aziende negli anni per cluster di ricavi

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
Ricavi <5 milioni di euro	1.682.973,93	1.609.836,12	1.637.341,04	1.619.702,78	1.572.267,67
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	6.792.607,35	6.902.157,29	6.953.114,39	6.927.584,30	6.967.082,38
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	11.837.299,13	12.171.226,67	12.133.874,45	12.220.205,19	12.207.390,35
Ricavi >=15 milioni di euro	32.823.274,29	28.403.163,13	29.551.303,36	31.060.719,53	32.567.958,64

Tabella 7: Andamento ricavi medi negli anni per cluster di ricavi

Dopo aver effettuato un'analisi generica è interessante entrare nel dettaglio, approfondendo l'andamento della probabilità di default delle imprese. L'algoritmo di machine learner difatti, utilizza le caratteristiche più significative, elaborandole e restituendo la probabilità di fallimento di un'azienda a 36 mesi. Di seguito si cercherà di capire, dati i valori di probabilità di default descritti in precedenza, quante aziende siano caratterizzate rispettivamente da una bassa, media o alta probabilità di

fallimento e come negli anni si sia modificata la dimensione dei cluster. Per una visione globale, nella *Tabella 8* è riportato l'andamento di tutto il campione.

Quello che si osserva è che negli anni i cluster sono rimasti in media sullo stesso valore in termini di numero di aziende. In particolare, le imprese con bassa probabilità di default si attestano attorno al 50% del campione totale, quelle con media probabilità di default attorno al 30% e quelle con alta probabilità di default attorno al 15%. Tenendo conto dell'andamento tuttavia, è evidente che il numero di aziende con alta probabilità di default, nell'ultimo anno, è aumentato rispetto agli anni precedenti, così come d'altro canto, è diminuito il numero di imprese con media e bassa probabilità di default.

	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Bassa probabilità di default ($RF \leq 0,3$)	22946	54,25%	21916	51,82%	22428	53,03%	22586	53,40%	22365	52,88%
Media probabilità di default ($0,3 > RF \leq 0,5$)	13096	30,96%	14054	33,23%	13678	32,34%	13210	31,23%	12431	29,39%
Alta probabilità di default ($RF > 0,5$)	6254	14,79%	6326	14,96%	6190	14,63%	6500	15,37%	7500	17,73%

Tabella 8: Andamento della probabilità di default delle aziende del settore service negli anni

Nella *Tabella 9* si riporta l'andamento dei ricavi medi negli anni, a seconda del valore di RF. Le aziende caratterizzate da un'alta probabilità di fallimento sono quelle che registrano in media i ricavi minori. Queste, sono anche quelle aziende che hanno visto la diminuzione maggiore del valore dei ricavi nell'ultimo anno disponibile, rispetto all'anno -4. Per quanto riguarda le imprese caratterizzate da una medio-bassa probabilità di fallimento, si osserva un andamento decrescente dall'anno -4 all'anno -3, per poi rilevare un lieve aumento. In particolare, le PMI con $RF \leq 0,3$, nell'ultimo anno disponibile, registrano ricavi perfino maggiori rispetto all'anno -4. I dati puntuali, osservati in tabella, si possono confrontare nel *Grafico 3*, dove si osserva un andamento comune, dei tre gruppi, fino all'anno -2 per poi registrare trend diversi fino all'ultimo anno disponibile dove, le imprese con $RF > 0,5$, evidenziano la peggiore situazione.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
Bassa probabilità di default (RF<=0,3)	4.136.820,59	3.698.999,28	3.916.060,53	4.080.612,78	4.332.073,03
Media probabilità di default (0,3>RF<=0,5)	4.088.162,49	3.428.985,01	3.523.700,05	3.802.218,64	3.962.581,82
Alta probabilità di default (RF>0,5)	2.838.916,85	2.273.948,75	2.403.704,81	2.370.565,44	2.269.477,17

Tabella 9: Andamento dei ricavi medi negli anni delle aziende del settore service, suddivise per cluster di RF

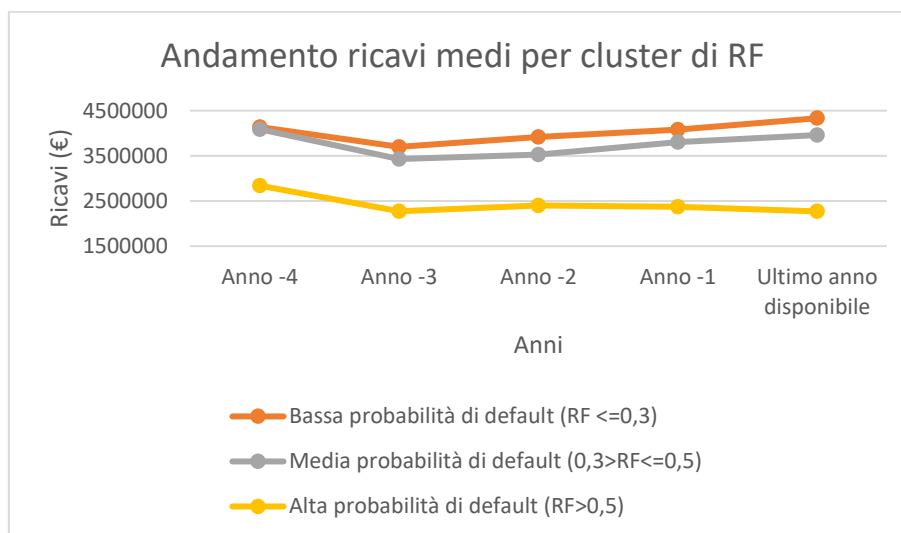


Grafico 3: Andamento dei ricavi medi del settore service, negli anni, per cluster di RF

Le analisi fatte in precedenza consentono di avere una visione globale sull'intero campione service. Tuttavia, come già accennato, le aziende saranno successivamente raggruppate secondo dei criteri, geografici o economici, al fine di avere un focus specifico rispetto al valore di RF che le caratterizza.

Le *Tabelle 10, 11, 12 e 13* si riferiscono rispettivamente alle aziende dei cluster Nord-Est, Nord-Ovest, Centro e Sud, con il calcolo, per ogni gruppo, del numero di imprese con red flag rispettivamente basso, medio e alto e la percentuale sul totale del cluster di riferimento secondo i valori riportati in *Tabella 4*. La maggior parte delle imprese, in modo omogeneo sul territorio italiano, è caratterizzata da una bassa probabilità di default, con valori di red flag minori di 0.3. Allo stesso modo, il numero di PMI che ha una probabilità di default alta, ovvero un valore di red flag maggiore di 0.5, è in percentuale minore in tutti i cluster rispetto a quelle con red flag medio-basso. Osservando poi i rispettivi *Grafici 4, 5, 6 e 7*, si nota un andamento comune, interessante da analizzare. Tutti i cluster geografici difatti, negli anni, tendono ad osservare una diminuzione del numero di aziende con red flag minore di 0.3, a scapito del numero di aziende con red flag maggiore di 0.5 che infatti aumenta.

In particolare, osservando la variazione assoluta tra l'ultimo anno e l'anno -4, è evidente che, in tutti i cluster, il numero di aziende con RF basso e quelle con RF medio diminuisce, generando un aumento delle imprese con RF alto. Dei cluster in analisi, quello che subisce una variazione minore di aziende che passano da un medio-basso rischio di default a un alto rischio, in termini assoluti, è il gruppo contenente le PMI operanti nel Sud, dove dall'anno -4 all'ultimo anno disponibile, 154 hanno aumentato la loro probabilità di default giungendo nella fascia di rischio alto. Il cluster Nord-Ovest invece, è caratterizzato dal maggior aumento di PMI con $RF > 0,5$ per un valore pari a 501 aziende rispetto all'anno -4.

Cluster Nord-Est	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	5389	56,45%	5204	54,51%	5361	56,16%	5356	56,11%	5233	54,82%
Numero di aziende con $0,3 > RF \leq 0,5$	2862	29,98%	3003	31,46%	2910	30,48%	2822	29,56%	2702	28,31%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	1295	13,57%	1339	14,03%	1275	13,36%	1368	14,33%	1611	16,88%

Tabella 10: Suddivisione per cluster Nord-Est delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Nord-Ovest	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	8371	54,12%	7948	51,38%	8065	52,14%	8132	52,57%	8093	52,32%
Numero di aziende con $0,3 > RF \leq 0,5$	4669	30,18%	5005	32,36%	4939	31,93%	4728	30,57%	4446	28,74%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	2428	15,70%	2515	16,26%	2464	15,93%	2608	16,86%	2929	18,94%

Tabella 11: Suddivisione per cluster Nord-Ovest delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Centro	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	5430	51,44%	5163	48,91%	5289	50,10%	5388	51,04%	5305	50,26%
Numero di aziende con $0,3 > RF \leq 0,5$	3413	32,33%	3696	35,01%	3571	33,83%	3487	33,03%	3263	30,91%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	1713	16,23%	1697	16,08%	1696	16,07%	1681	15,92%	1988	18,83%

Tabella 12: Suddivisione per cluster Centro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Sud	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	3756	55,84%	3601	53,54%	3713	55,20%	3710	55,16%	3734	55,52%
Numero di aziende con $0,3 < RF \leq 0,5$	2152	32,00%	2350	34,94%	2258	33,57%	2173	32,31%	2020	30,03%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	818	12,16%	775	11,52%	755	11,23%	843	12,53%	972	14,45%

Tabella 13: Suddivisione per cluster Sud delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

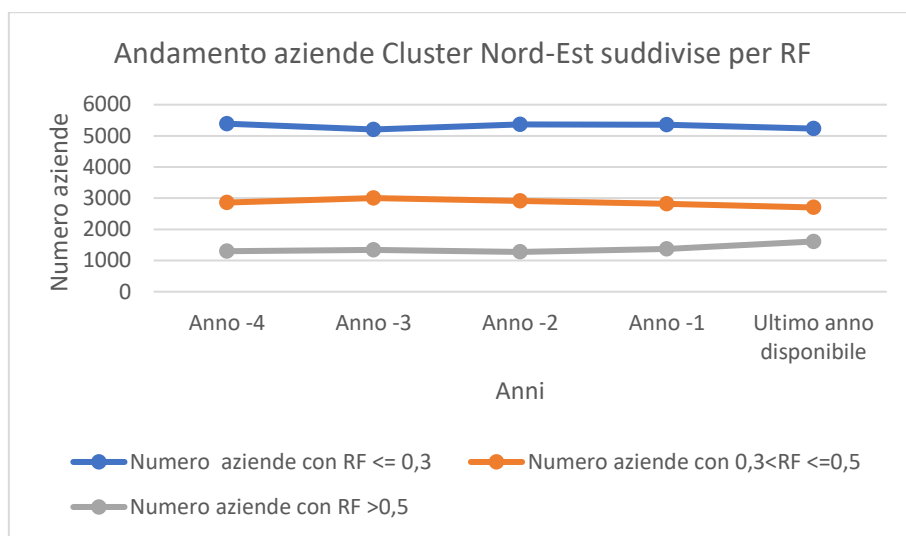


Grafico 4: Andamento aziende Cluster Nord-Est negli anni sulla base del red flag

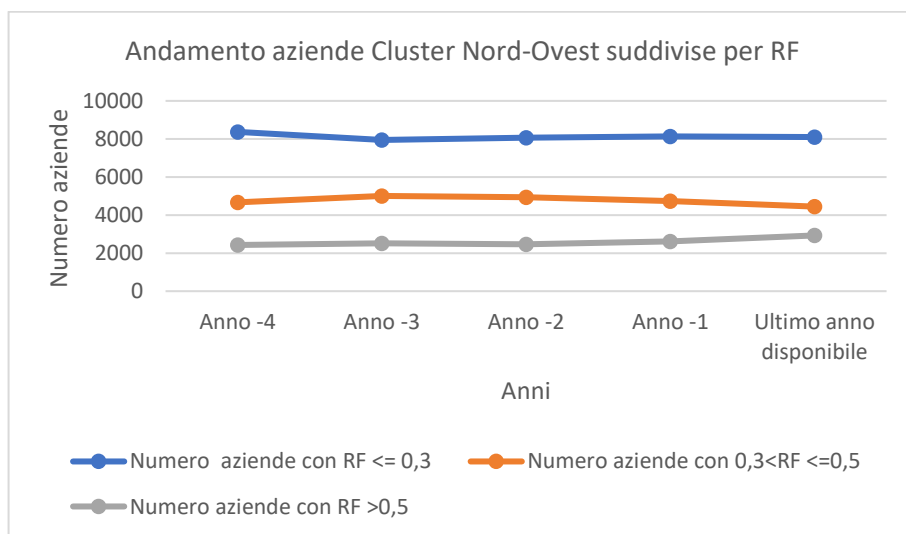


Grafico 5: Andamento aziende Cluster Nord-Est negli anni sulla base del red flag

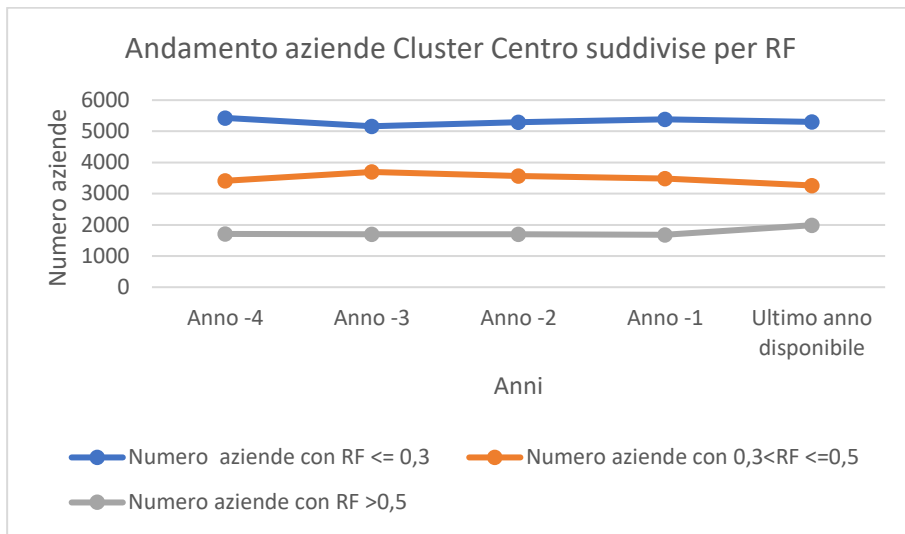


Grafico 6: Andamento aziende Cluster Centro negli anni sulla base del red flag

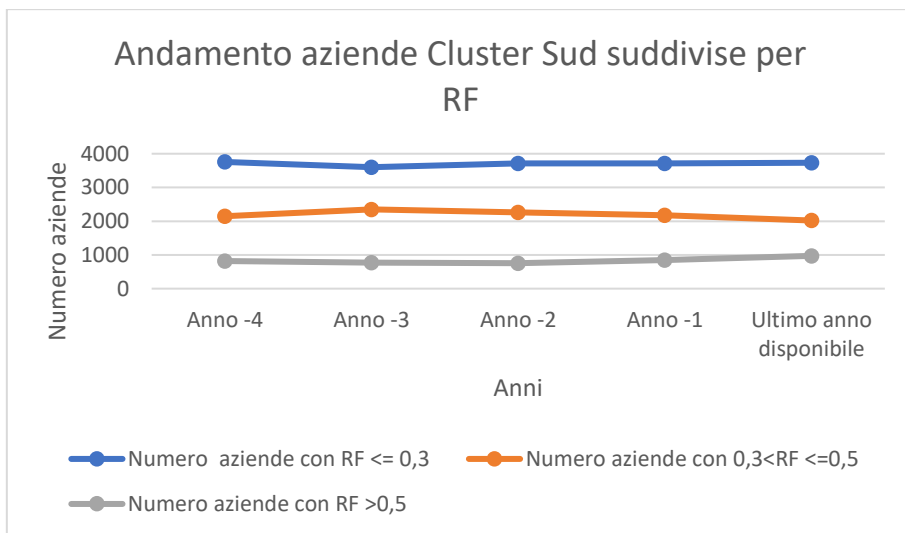


Grafico 7: Andamento aziende Cluster Sud negli anni sulla base del red flag

L'analisi sui cluster geografici consente di comprendere come sono distribuite le aziende sul territorio italiano e come gli eventi esterni possano influire in maniera più o meno significativa a seconda della posizione geografica. Tuttavia, per questa analisi, è di grande interesse anche comprendere l'incidenza degli eventi sugli aspetti economici. Per questo, nelle *Tabelle 14, 15, 16 e 17* è mostrato l'andamento delle aziende rispetto al red flag, negli anni in analisi, raggruppate sulla base dei ricavi dalle vendite. Come visto già nella *Tabella 6*, il maggior numero di imprese appartenenti al settore Service, pari a circa l'83%, è caratterizzata da valori di ricavi dalle vendite inferiori ai 5 milioni di euro. Per questo allora, la *Tabella 14* sarà rappresentativa del maggior numero di imprese del campione. In particolare, dall'anno -4 al last year available, il numero più elevato di aziende si concentra nella fascia con RF basso ma, osservandone l'andamento, è evidente che vi sia stata una migrazione di imprese dalle fasce in cui la probabilità di default è medio-bassa alle fasce in cui la probabilità di default è alta.

Dalla *Tabella 17* è evidente che negli anni, il numero di PMI con ricavi maggiori di 15 milioni si è ridotto. Quanto descritto è osservabile anche nei rispettivi *Grafici 8, 9, 10 e 11*.

Cluster Ricavi <5 milioni di euro	Anno - 4	%	Anno - 3	%	Anno - 2	%	Anno - 1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF<=0,3	19450	53,67%	18321	50,93%	18587	52,06%	18516	52,33%	18204	51,62%
Numero di aziende con 0.3>RF<=0,5	11148	30,76%	11937	33,18%	11538	32,31%	11013	31,12%	10261	29,10%
Numero di aziende con RF>0.5	5640	15,56%	5716	15,89%	5581	15,63%	5857	16,55%	6799	19,28%

Tabella 14: Suddivisione per cluster di ricavi < 5 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Ricavi >= 5 milioni e <10 milioni di euro	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF<=0,3	1834	60,41%	2063	58,96%	2172	60,64%	2282	61,26%	2283	61,50%
Numero di aziende con 0.3>RF<=0,5	942	31,03%	1133	32,38%	1109	30,96%	1126	30,23%	1095	29,50%
Numero di aziende con RF>0.5	260	8,56%	303	8,66%	301	8,40%	317	8,51%	334	9,00%

Tabella 15: Suddivisione per cluster di ricavi >=5 milioni di euro e < 10 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Ricavi ≥ 10 milioni e <15 milioni di euro	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF≤0,3	386	55,54%	637	55,58%	666	54,32%	751	58,35%	738	57,21%
Numero di aziende con 0.3>RF≤0,5	240	34,53%	397	34,64%	447	36,46%	412	32,01%	413	32,02%
Numero di aziende con RF>0.5	69	9,93%	112	9,77%	113	9,22%	124	9,63%	139	10,78%

Tabella 16: Suddivisione per cluster di ricavi ≥10 milioni di euro e <15 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Ricavi ≥15 milioni di euro	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF≤0,3	1276	54,83%	895	53,37%	1003	56,29%	1037	54,64%	1140	56,16%
Numero di aziende con 0.3>RF≤0,5	766	32,92%	587	35,00%	584	32,77%	659	34,72%	662	32,61%
Numero di aziende con RF>0.5	285	12,25%	195	11,63%	195	10,94%	202	10,64%	228	11,23%

Tabella 17: Suddivisione per cluster di ricavi ≥15 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

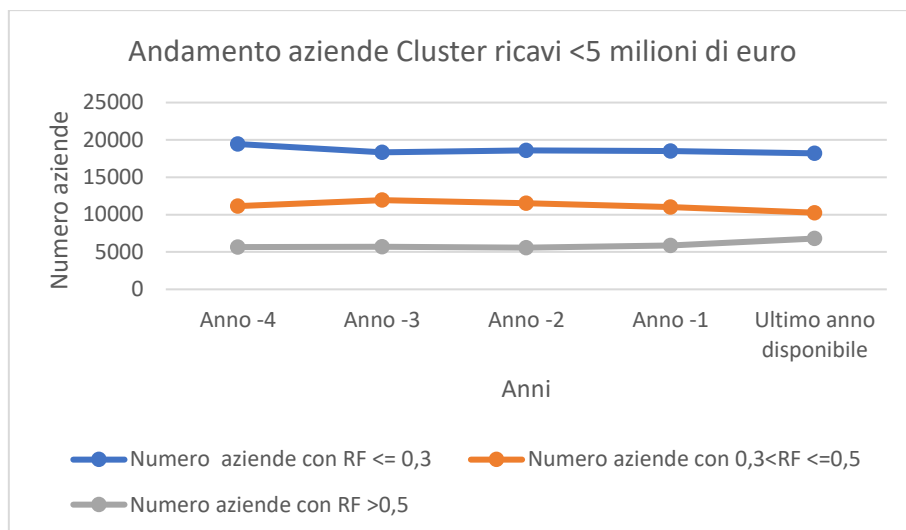


Grafico 8: Andamento aziende per cluster di ricavi <5 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

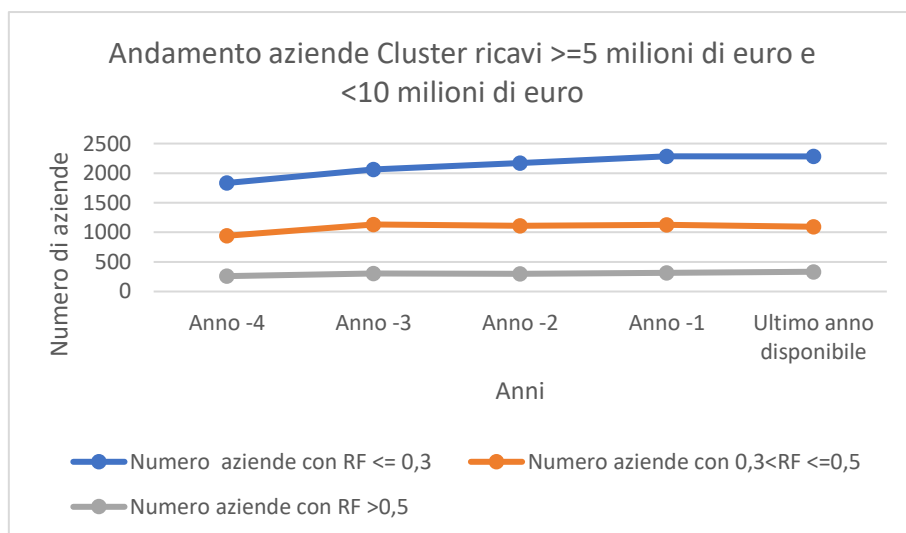


Grafico 9: Andamento aziende per cluster di ricavi ≥5 milioni di euro e <10 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

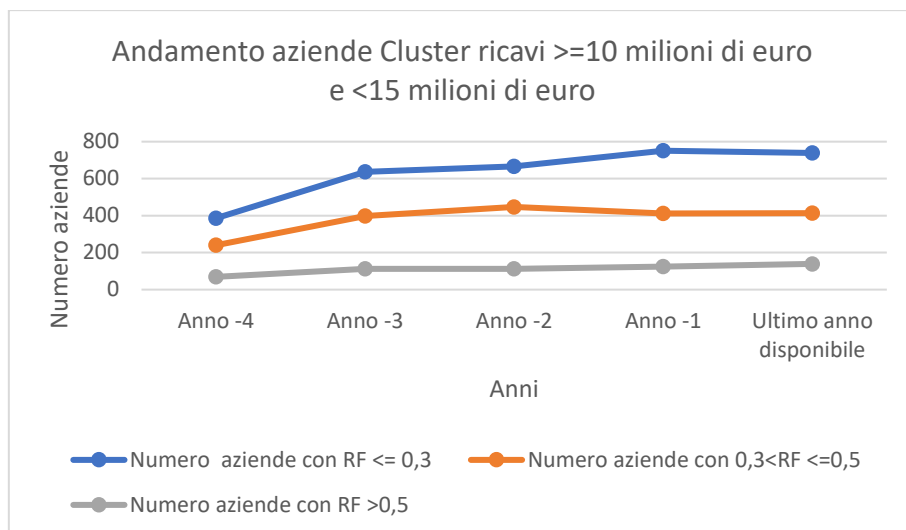


Grafico 10: Andamento aziende per cluster di ricavi ≥ 10 milioni di euro e < 15 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

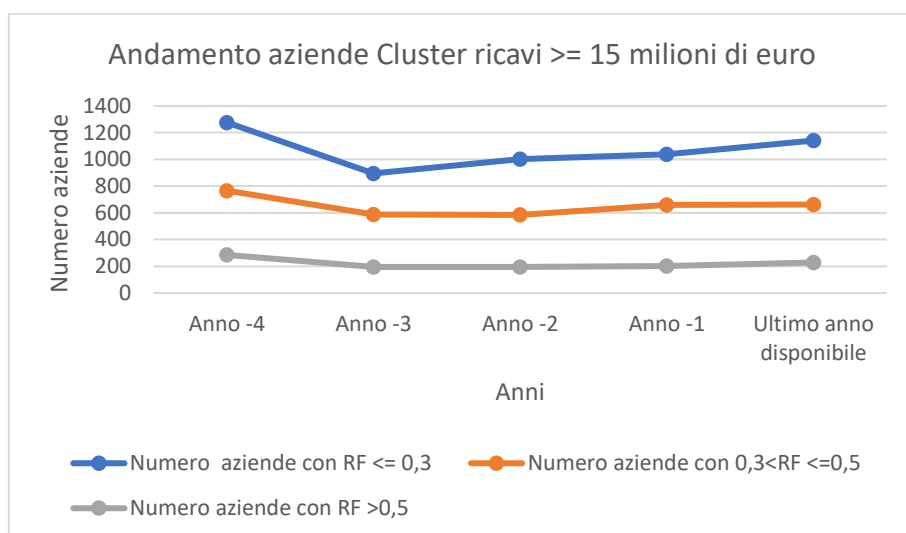


Grafico 11: Andamento aziende per cluster di ricavi ≥ 15 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

Tutti i dati riportati, nelle tabelle appena viste, servono a comprendere quale era la situazione negli anni che hanno preceduto la pandemia Covid-19. Tuttavia, come accennato in precedenza, ciò che si vorrebbe valutare, non riguarda solo come i vari cluster si siano modificati nel tempo ma anche quali sono gli indici più importanti che hanno determinato, per un'azienda, un preciso valore di red flag e successivamente osservare l'andamento di questi indici negli anni. La *Tabella 18* mostra una panoramica generale su quali siano i valori medi di RF caratterizzanti le aziende appartenenti al cluster di bassa, media e alta probabilità di default.

	Valore medio di RF
RF≤0,3	0,28
0,3>RF≤0,5	0,43
RF>0,5	0,75

Tabella 18: Andamento del RF nel settore service

Prima di analizzare nel dettaglio gli indici presi in esame, è importante mostrare i risultati di un'analisi svolta sulle caratteristiche delle aziende. In particolare, si vuole definire quante e quali features siano necessarie per la determinazione di uno specifico valore di red flag. Per rispondere alla prima domanda, ovvero di quante features necessiti il machine learner, si osservi la *Tabella 19*, dove è riportata l'analisi effettuata sul campione service. È evidente dunque che la sola feature **F1**, così come l'unione delle features **F1+F2**, non riescono a spiegare la maggior parte delle aziende appartenenti al campione. Le caratteristiche in totale sono 15 ma, con le prime tre, l'algoritmo di machine learner riesce a spiegare il valore di RF nell'81,21% delle aziende del settore service.

	Ultimo anno disponibile	%	Anno -1	%	Anno -2	%	Anno -3	%	Anno -4	%
F1	823	1,95%	784	1,85%	734	1,74%	703	1,66%	768	1,82%
F1+F2	1505	3,56%	1384	3,27%	1247	2,95%	1190	2,81%	1183	2,80%
F1+F2+F3	34347	81,21%	34998	82,75%	35403	83,70%	35262	83,37%	34785	82,24%

Tabella 19: Numero di aziende spiegate sulla base del numero di caratteristiche utilizzate

Di seguito è presentato lo studio che risponde al secondo quesito, ovvero quali sono gli indici più importanti e soprattutto se negli anni, l'andamento di questi, consente di fare valutazioni utili per le organizzazioni. Non potendo entrare nel merito del significato specifico degli attributi analizzati, ne verrà descritto l'andamento e come ogni indice dovrebbe essere valutato. L'analisi di seguito esposta è stata effettuata su tutte le features elaborate dall'algoritmo, tuttavia ve ne sono alcune che sono risultate più importanti per la spiegazione del valore di RF rispetto ad altre. Per il settore service la *Tabella 20* mostra gli attributi più significativi rispettivamente per F1, F2 ed F3 al fine della determinazione dei diversi valori di red flag. I successivi paragrafi riportano, oltre agli attributi più significativi mostrati in *Tabella 20*, quelli che hanno fornito delle evidenze interessanti per l'analisi. Tutti gli altri possono essere visionati nell'Appendice A.

	F1	F2	F3
RF≤0,3	ATT 10	ATT 24	ATT 19
0,3>RF≤0,5	ATT 10	ATT 24	ATT 19
RF>0,5	ATT 10-ATT 19	ATT 24-ATT 22	ATT 19-ATT 17

Tabella 20: Caratteristiche più importanti per ogni cluster di red flag

6.1.1 Attributo 10

L'**attributo 10** è un valore assoluto, di tipo **Revenue/Profit**.

Si può osservare, nella *Tabella 21*, come negli anni esso abbia subito delle modifiche sostanziali, soprattutto nel cluster caratterizzato da $RF > 0.5$.

Dal *Grafico 12* si evince che tale attributo ha un andamento decrescente per tutto il periodo.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	4.136.820,59	3.698.999,28	3.916.060,53	4.080.607,97	4.332.073,03
$0,3 < RF \leq 0,5$	4.089.405,83	3.428.985,01	3.523.699,62	3.802.215,67	3.962.581,82
$RF > 0,5$	3.194.994,06	2.498.068,17	2.474.460,80	2.372.025,15	2.272.185,41

Tabella 21: Andamento ATT 10 negli anni per cluster di RF

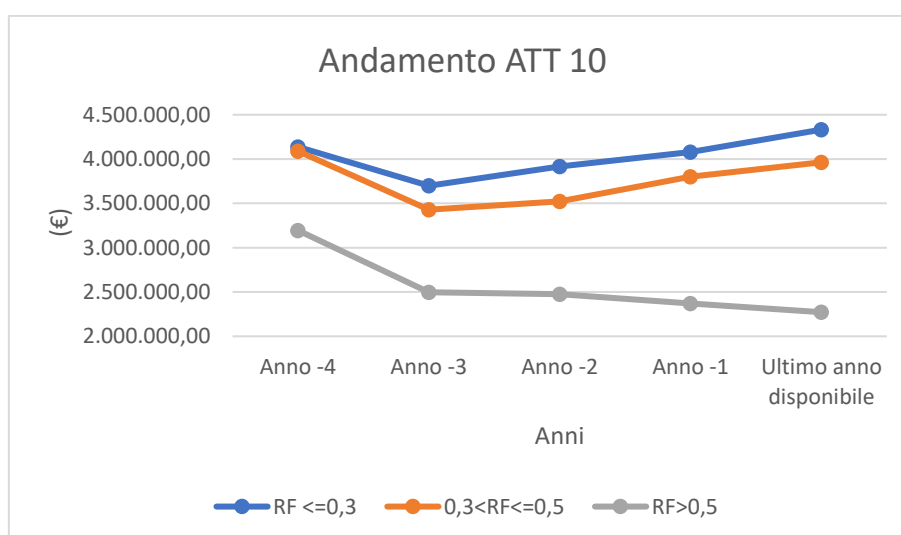


Grafico 12: Andamento ATT 10 negli anni per cluster di RF

6.1.2 Attributo 11

L'**attributo 11** è un valore percentuale, di tipo **Revenue/Profit**.

Un'osservazione importante è quella relativa alle aziende con alto rischio di fallimento e in particolare, si nota un andamento altamente negativo e decrescente nel corso degli anni dell'ATT 11. Ciò è osservabile nella *Tabella 22* e nel *Grafico 13*, assieme al fatto che per gli altri due cluster, la situazione è nettamente migliore, con un andamento lievemente crescente, dall'anno -4 all'ultimo anno disponibile.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	6,17%	6,19%	6,22%	6,24%	6,35%
0,3>RF<=0,5	4,51%	5,14%	4,84%	4,66%	4,02%
RF>0,5	-14,58%	-17,13%	-22,78%	-25,44%	-35,18%

Tabella 22: Andamento ATT 11 negli anni per cluster di RF

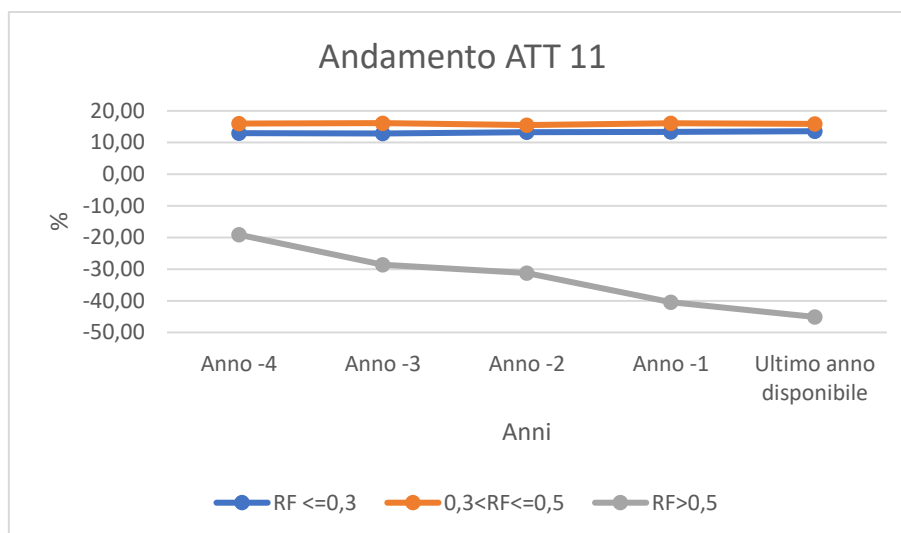


Grafico 13: Andamento ATT 11 negli anni per cluster di RF

6.1.3 Attributo 12

L'**attributo 12** è un valore assoluto, di tipo **Revenue/Profit**.

Analogamente a quanto visto per l'attributo 11, si osserva nella *Tabella 23* e nel *Grafico 14*, che la situazione delle aziende ad alta probabilità di fallimento è nettamente peggiore rispetto alle altre. Difatti, nonostante un accenno di miglioramento nell'anno -3, la situazione peggiora fino all'ultimo anno disponibile. Per le aziende a basso e medio rischio di default, gli andamenti sono evidentemente crescenti, nonostante la lieve diminuzione subita nell'anno -3.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	525.562,09	487.853,33	524.843,74	539.919,97	558.841,60
0,3>RF<=0,5	664.444,20	620.931,02	631.601,21	673.907,70	708.725,37
RF>0,5	-289.123,10	-228.438,76	-243.815,82	-326.897,01	-295.190,08

Tabella 23: Andamento ATT 12 negli anni per cluster di RF

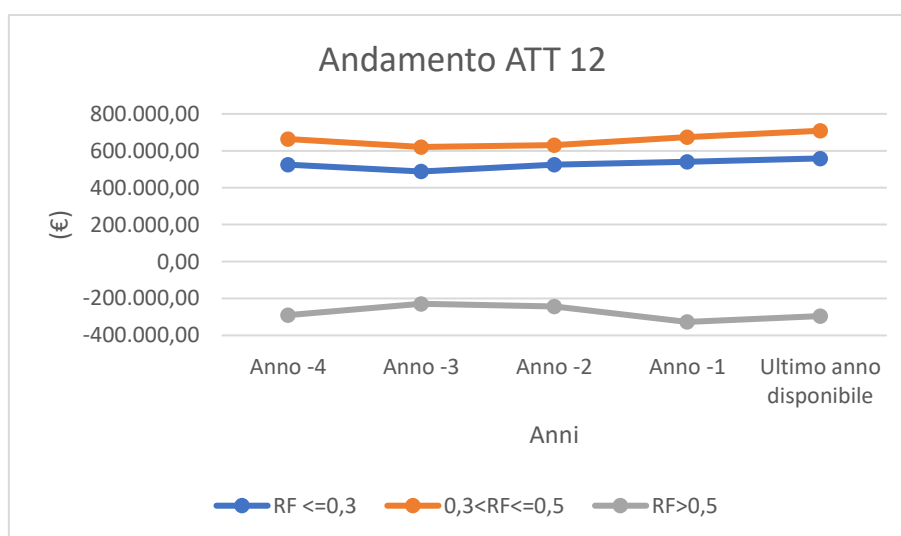


Grafico 14: Andamento ATT 12 negli anni per cluster di RF

6.1.4 Attributo 17

L'**attributo 17** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

Dai valori puntuali riportati in *Tabella 24* e dall'andamento di questo indice espresso dal *Grafico 15*, si evince che il trend negli anni si è mostrato lievemente crescente in tutti e tre i cluster analizzati.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	2,54%	2,49%	2,50%	2,54%	2,62%
0,3>RF<=0,5	0,95%	0,89%	0,90%	0,96%	1,07%
RF>0,5	0,68%	0,71%	0,76%	0,81%	0,97%

Tabella 24: Andamento ATT 17 negli anni per cluster di RF

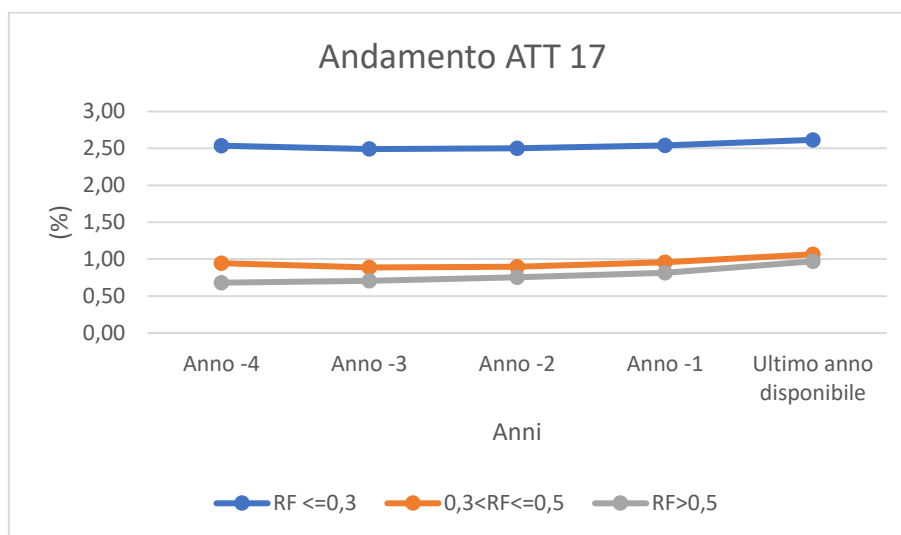


Grafico 15: Andamento ATT 17 negli anni per cluster di RF

6.1.5 Attributo 19

L'**attributo 19** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

Come ci si aspettava, osservando la *Tabella 25* e il *Grafico 16*, le aziende con bassa probabilità di default osservano la situazione più favorevole e negli anni l'indice ha registrato un andamento crescente.

Per le imprese con alta probabilità di default invece, l'indice ha seguito un andamento crescente ma comunque al di sotto dei valori ottimali degli altri cluster.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	48,32%	49,22%	50,27%	50,94%	51,95%
0,3>RF<=0,5	20,01%	20,12%	21,84%	21,66%	21,55%
RF>0,5	5,25%	5,69%	7,00%	8,02%	7,78%

Tabella 25: Andamento ATT 19 negli anni per cluster di RF

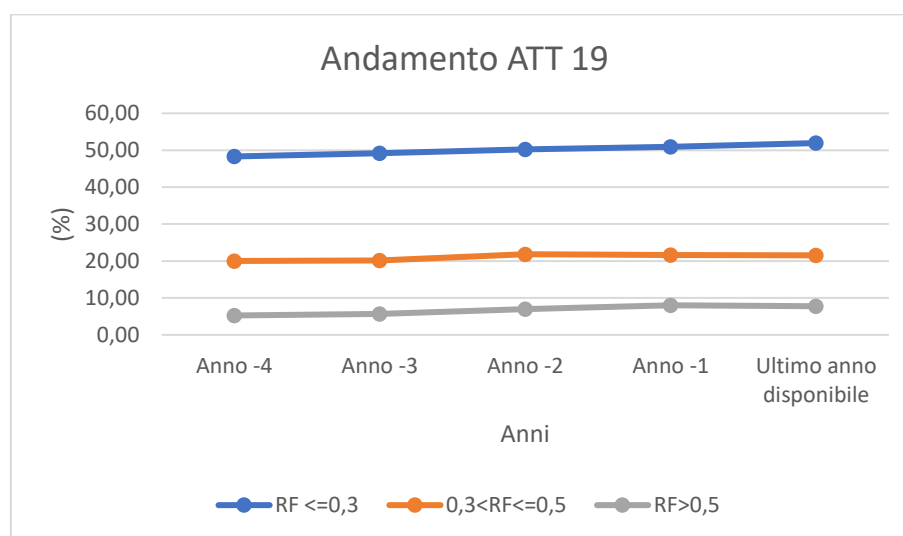


Grafico 16: Andamento ATT 19 negli anni per cluster di RF

6.1.6 Attributo 22

L'**attributo 22** è un valore percentuale, di tipo **Revenue/Profit**.

In questo caso, i risultati esposti nella *Tabella 26* e rappresentati nel *Grafico 17*, mostrano una netta distinzione tra i tre cluster. In particolare, si nota che le aziende con $RF \leq 0,3$ registrano valori superiori rispetto alle altre. Come ci si aspetta invece, le imprese con $RF > 0,5$ registrano valori negativi, seppur più o meno costanti negli anni ma in lieve peggioramento nell'ultimo anno disponibile.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	11,90%	12,17%	11,93%	11,47%	11,04%
$0,3 < RF \leq 0,5$	4,01%	4,19%	4,18%	3,82%	3,44%
$RF > 0,5$	-4,04%	-4,13%	-4,40%	-4,16%	-4,47%

Tabella 26: Andamento ATT 22 negli anni per cluster di RF

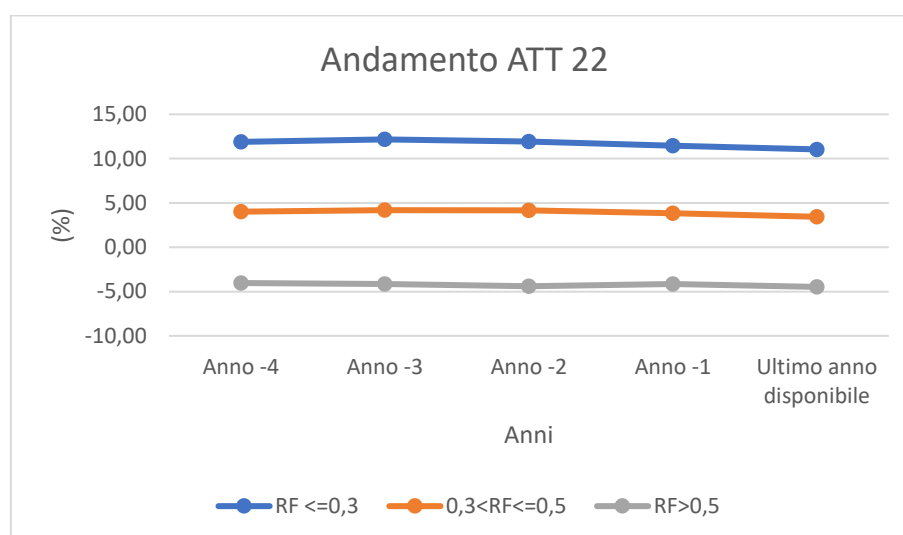


Grafico 17: Andamento ATT 22 negli anni per cluster di RF

6.1.7 Attributo 23

L'**attributo 23** è un valore assoluto, di tipo **Production**.

È interessante osservare l'andamento di questo indice, in particolare nel cluster con $RF > 0.5$.

Risulta evidente, soprattutto nel *Grafico 18*, un picco registrato nell'anno -2 che supera quanto registrato, nello stesso anno, dalle aziende con valori di RF medio-bassi. Tuttavia, già nell'anno -1, la situazione torna a stabilizzarsi con valori nettamente inferiori rispetto agli altri due cluster e, oltretutto, decrescenti fino al last year available. Nella *Tabella 27* infine, si possono osservare i valori puntuali registrati dai tre cluster negli anni in esame.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	432.146,10	385.079,99	421.759,65	443.042,22	473.305,68
$0,3 < RF \leq 0,5$	545.775,19	485.195,26	527.027,64	614.964,31	634.643,16
$RF > 0,5$	113.412,61	99.700,26	561.580,26	252.149,05	125.657,87

Tabella 27: Andamento ATT 23 negli anni per cluster di RF

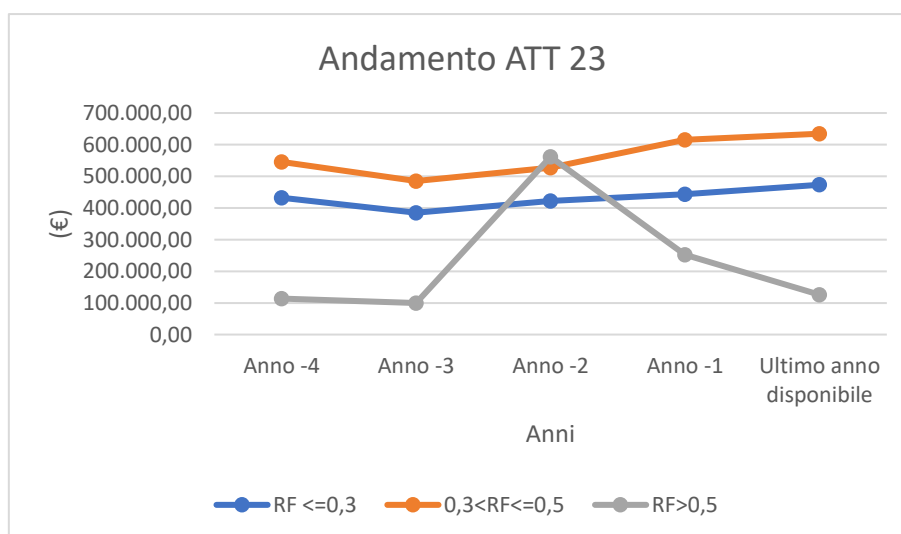


Grafico 18: Andamento ATT 23 negli anni per cluster di RF

6.1.8 Attributo 24

L'**attributo 24** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

La *Tabella 28* e il *Grafico 19* mostrano, come ci si aspetta, un trend decisamente negativo di tale indice per le aziende ad alta probabilità di fallimento e, nel last year available, registra rispetto agli altri anni in analisi, il valore più basso. Negli altri due cluster l'andamento è indicativamente costante negli anni, soprattutto per le aziende che hanno bassa probabilità di default.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	0,90%	0,87%	0,83%	0,82%	0,83%
0,3>RF<=0,5	3,99%	3,92%	3,61%	3,58%	3,52%
RF>0,5	8,68%	8,85%	8,65%	9,03%	7,92%

Tabella 28: Andamento ATT 24 negli anni per cluster di RF

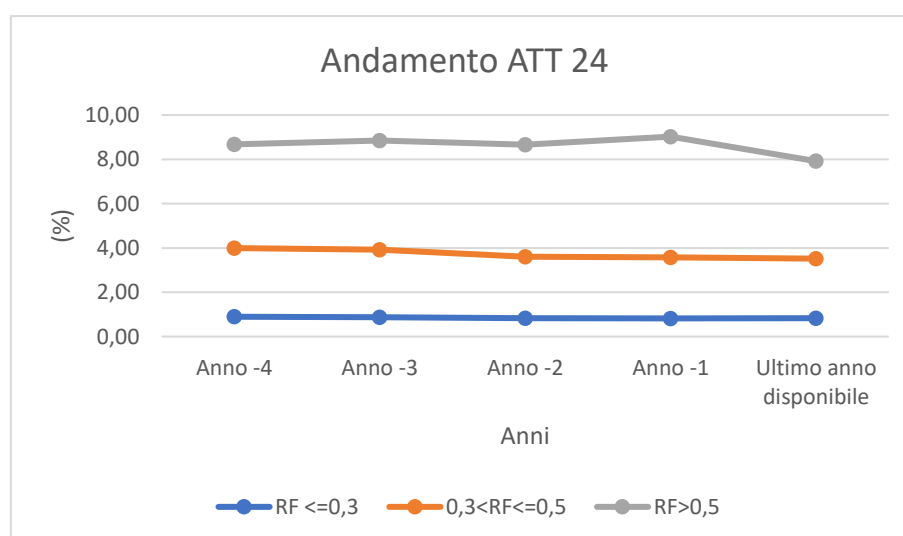


Grafico 19: Andamento ATT 24 negli anni per cluster di RF

6.2 Analisi economico-finanziarie Pre-Covid settore commerce

Il settore del commercio tratta dello scambio in forma di acquisto e/o vendita di beni valutari o di consumo, mobili o immobili e di servizi, su un mercato, in cambio di moneta. Dunque, a differenza del settore industriale, il settore commerciale si focalizza non sulla produzione dei beni ma sulla distribuzione di essi. La *Tabella 29* fornisce una descrizione generale e riassuntiva del settore in analisi. I dati si riferiscono all'ultimo anno disponibile. In particolare, il numero totale di aziende rappresenta il numero di aziende appartenenti al campione del settore commerce, con i rispettivi ricavi medi e il valore dell'EBITDA. Trattandosi di PMI risulta naturale attendersi che sia il numero medio di dipendenti che il numero medio di azionisti non sia molto elevato.

Numero totale di aziende	45.800
Ricavi medi del settore	5.238.053,12
EBITDA	251.089,04
Employees	12,05
Shareholders	2,44

Tabella 29: Settore del commercio, informazioni generali

Il *Grafico 20* rappresenta l'andamento dei ricavi medi delle aziende del settore commerce negli anni presi in esame. È evidente che nell'anno -3 i ricavi hanno visto un'importante diminuzione, per poi, nell'anno -2, iniziare una ripresa, fino a tornare nel last year available, allo stesso valore dell'anno -4.

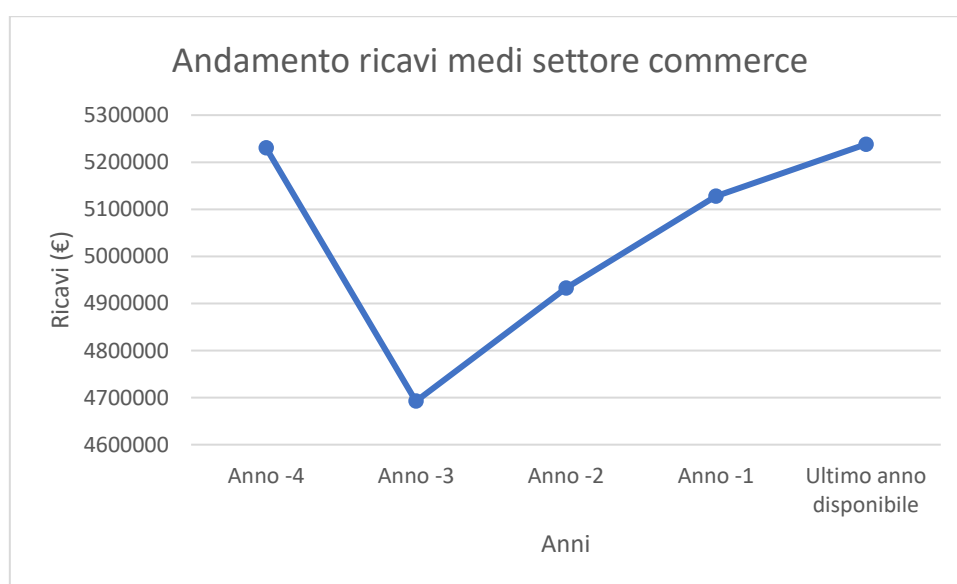


Grafico 20: Andamento dei ricavi medi, negli anni analizzati, del settore commerce

Nelle *Tabelle 30 e 31* si elabora un primo confronto tra i diversi cluster utilizzando i dati relativi all'ultimo anno disponibile. La *Tabella 30* mostra il numero di aziende del campione, localizzate sul territorio italiano, nel Nord-Est, nel Nord-Ovest, nel Centro o nel Sud. In questa rappresentazione sono stati messi in risalto, oltre al numero di aziende appartenenti ad un determinato gruppo, la rispettiva percentuale, i ricavi medi relativi a tale cluster e le percentuali di imprese caratterizzate da un valore di RF più o meno alto. Per quanto concerne il settore commerce, la percentuale maggiore di aziende è concentrata nel Nord-Ovest ed è caratterizzata anche da una media di ricavi maggiore rispetto agli altri cluster.

Risulta interessante anche il dato delle aziende nel Nord-Est che risultano essere in percentuale minore rispetto agli altri gruppi ma realizzano ricavi medi maggiori delle imprese nel Centro e nel Sud, oltre ad avere la più alta concentrazione di PMI con RF basso e la più bassa concentrazione di PMI con RF alto. Anche le aziende del Nord-Ovest forniscono delle buone performance poiché caratterizzate da una bassa percentuale di aziende con RF alto rispetto ai cluster Centro e Sud. Proprio in questi ultimi due gruppi difatti, si registra la media di ricavi minore e anche la percentuale di aziende con RF basso minore. D'altro canto, la percentuale di PMI con RF alto è maggiore in questi due gruppi rispetto agli altri.

	Numero di Aziende	%	Ricavi medi	% di PMI con RF basso	% di PMI con RF medio	% di PMI con RF ALTO
Nord-Est	9.993	21,82%	5.621.133,43	68,56%	22,95%	8,50%
Nord-Ovest	13.336	29,12%	6.180.561,62	65,54%	25,01%	9,44%
Centro	10.728	23,42%	4.622.442,11	58,63%	28,97%	12,40%
Sud	11.743	25,64%	4.399.192,84	58,76%	29,95%	11,29%

Tabella 30: Settore commerce, numero di aziende per cluster geografico, ricavi medi e distribuzione delle aziende per probabilità di default bassa, media e alta.

Nella *Tabella 31* la suddivisione viene fatta considerando il valore dei ricavi resi disponibili dall'ultimo bilancio depositato. Anche qui, come già mostrato, si riporta il numero di aziende appartenenti ad un determinato cluster, il valore medio dei ricavi di queste ed infine la percentuale di esse che hanno rispettivamente un valore di RF basso, medio e alto. Circa il 75% delle PMI ha registrato, nell'ultimo anno disponibile, ricavi minori di 5 milioni. Questo cluster evidenzia inoltre, rispetto agli altri, una più alta percentuale di imprese ad alto rischio di fallimento.

	Numero di Aziende	%	Ricavi medi	% di PMI con RF basso	% di PMI con RF medio	% di PMI con RF ALTO
Ricavi <5 milioni di euro	34552	75,44%	1.879.460,32	59,58%	28,01%	12,41%
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	5758	12,57%	7.000.451,40	73,34%	22,53%	4,13%
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	2090	4,56%	12.136.059,62	69,81%	25,26%	4,93%
Ricavi >=15 milioni di euro	3400	7,42%	32.127.399,97	73,91%	22,12%	3,97%

Tabella 31: Settore commerce, numero di aziende per cluster di ricavi, ricavi medi e distribuzione delle aziende per probabilità di default bassa, media e alta

Dopo aver osservato i dati a livello macroscopico, verrà presentata un'analisi approfondita sull'andamento negli anni dei vari indici così da poter elaborare le dovute osservazioni. La *Tabella 32* mostra l'andamento del numero di aziende appartenenti ad un determinato cluster geografico, mentre la *Tabella 33* riporta i ricavi medi delle medesime, negli anni di interesse. Si nota, anche osservando il *Grafico 21*, che l'andamento dei ricavi è stato lo stesso per tutti e quattro i cluster, seppure con risultati diversi. Il Nord-Ovest riporta infatti, i migliori risultati in termini di ricavi medi, seguito dal cluster Nord-Est, dal Centro e infine, con le performance peggiori, il Sud. Tuttavia, analizzando i dati puntuali e confrontando il last year available con l'anno -4, si osserva che tutti i cluster nonostante le variazioni, riportano un valore, nell'ultimo anno disponibile, indicativamente simile a quello dell'anno -4.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile	%
Nord-Est	9993	9993	9993	9993	9993	21,82%
Nord-Ovest	13336	13336	13336	13336	13336	29,12%
Centro	10728	10728	10728	10728	10728	23,42%
Sud	11743	11743	11743	11743	11743	25,64%

Tabella 32: Andamento del numero di aziende negli anni per cluster geografico

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
Nord-Est	5.410.718,58	4.933.789,91	5.283.588,78	5.537.787,84	5.621.133,43
Nord-Ovest	6.066.751,26	5.342.176,61	5.700.449,04	6.007.311,85	6.180.561,62
Centro	4.539.719,31	4.076.596,69	4.360.958,69	4.523.442,34	4.622.442,11
Sud	4.313.524,73	3.951.972,47	4.170.160,54	4.328.500,64	4.399.192,84

Tabella 33: Andamento dei ricavi negli anni per cluster geografico

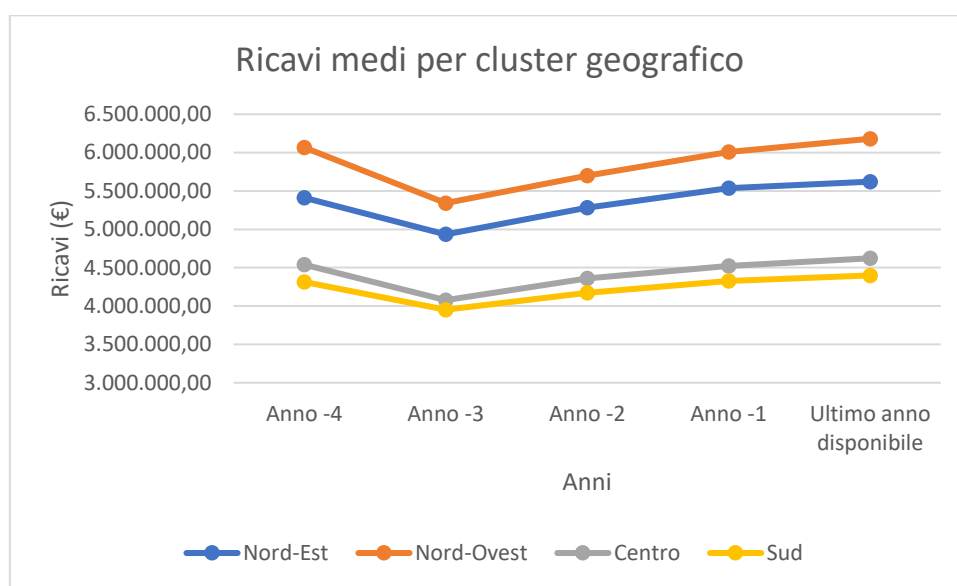


Grafico 21: Andamento dei ricavi medi del settore commerce negli anni di interesse

La *Tabella 34* mostra il numero di aziende suddiviso per cluster di ricavi mentre la *Tabella 35* ne espone l'andamento negli anni in analisi.

Dunque, data una determinata fascia di ricavi, si cercherà di comprendere come, negli anni, si sia modificato il numero di aziende appartenenti a quel determinato cluster. Si nota, dalla *Tabella 34*, che vi è stata una migrazione di PMI tra i due cluster estremi, ovvero quello contenente aziende con ricavi minori di 5 milioni di euro e quello contenente aziende con ricavi maggiori di 15 milioni di euro, verso i cluster intermedi. Un medesimo andamento si osserva nella *Tabella 35*, che mostra i ricavi medi, tranne per il fatto che in questo caso anche le aziende che registrano ricavi maggiori di 15 milioni osservano un aumento degli stessi a fronte di una diminuzione negli anni -3 e -2. Considerando che, come nel caso del settore service, anche nel commerce, la percentuale maggiore di aziende ha ricavi medi minori di 5 milioni di euro, risulta interessante focalizzare l'attenzione su questo gruppo. Si nota dunque che questo è

l'unico caso in cui il trend è lievemente crescente in tutti gli anni analizzati tranne nell'ultimo, dove chiude con un -5%. Negli altri cluster si registrano aumenti, seppur di lieve entità, pari rispettivamente all'1% tra le aziende con ricavi compresi tra 5 e 10 milioni di euro e al 2% negli altri due casi.

	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Ricavi <5 milioni di euro	35946	78,48%	35487	77,48%	34956	76,32%	34639	75,63%	34552	75,44%
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	4980	10,87%	5575	12,17%	5719	12,49%	5761	12,58%	5758	12,57%
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	1163	2,54%	1944	4,24%	2011	4,39%	2145	4,68%	2090	4,56%
Ricavi >=15 milioni di euro	3711	8,10%	2794	6,10%	3114	6,80%	3255	7,11%	3400	7,42%

Tabella 34: Andamento del numero di aziende negli anni per cluster di ricavi

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
Ricavi <5 milioni di euro	1.978.851,47	1.948.677,74	1.954.485,57	1.944.992,02	1.880.058,21
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	6.931.250,13	6.970.844,41	6.980.310,54	6.981.779,03	7.000.451,40
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	11.861.077,26	12.161.575,31	12.117.679,78	12.149.849,04	12.136.059,62
Ricavi >=15 milioni di euro	31.490.271,29	28.912.310,71	29.702.656,54	31.080.089,87	32.127.399,97

Tabella 35: Andamento ricavi medi negli anni per cluster di ricavi

Dopo aver fornito un background sulla situazione nel settore commerce è interessante entrare nel dettaglio approfondendo l'andamento della probabilità di default delle PMI. Anche qui, come nel caso precedente, l'algoritmo elabora le caratteristiche più significative restituendo la probabilità di default a 36 mesi. Segue dunque una prima analisi in cui si cercherà di comprendere quante aziende sono caratterizzate da bassa, media o alta probabilità di default e come negli anni, ogni cluster si sia modificato. Nella *Tabella 36* si riporta l'andamento generico del settore.

Si osserva che sicuramente non vi è un trend definito, crescente o decrescente negli anni, poiché le percentuali di aziende caratterizzate da bassa e media probabilità di default rimangono più o meno costanti. Ciò che è interessante da notare tuttavia, è l'aumento registrato nell'ultimo anno disponibile, della percentuale di aziende con alta

probabilità di fallimento. Per questo gruppo, come si vede, si registra solo nell'anno -2 una lieve diminuzione mentre nell'ultimo anno vi è un aumento di circa due punti percentuali rispetto al -4.

	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Bassa probabilità di default (RF≤0,3)	29131	63,60%	28055	61,26%	28842	62,97%	28989	63,29%	28782	62,84%
Media probabilità di default (0,3>RF≤0,5)	12665	27,65%	13806	30,14%	13460	29,39%	13009	28,40%	12254	26,76%
Alta probabilità di default (RF>0,5)	4004	8,74%	3939	8,60%	3498	7,64%	3802	8,30%	4764	10,40%

Tabella 36: Andamento della probabilità di default delle aziende del settore commerce negli anni

Nella *Tabella 37* si riporta l'andamento dei ricavi medi degli anni, distinguendo per valore di RF. In questa analisi, appare subito evidente la situazione negativa che caratterizza le aziende ad alta probabilità di fallimento. Il trend dei ricavi medi, come si osserva anche dal *Grafico 22*, è decrescente, fino ad un massimo nel last year available in cui i ricavi medi rispetto all'anno -4 risultano inferiori di circa il 35%.

Per le PMI caratterizzate da media probabilità di default si registra un andamento decrescente fino all'ultimo anno disponibile, dove i ricavi tornano ad essere indicativamente uguali a quelli dell'anno -4. Situazione analoga si osserva per le imprese che hanno bassa probabilità di default, con la differenza che il valore dei ricavi medi, nel last year available, aumenta di quasi il 6% rispetto all'anno -4.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
Bassa probabilità di default (RF≤0,3)	5.716.598,21	5.198.309,00	5.447.912,56	5.774.489,99	6.035.700,20
Media probabilità di default (0,3>RF≤0,5)	4.540.313,06	4.120.034,26	4.389.599,86	4.425.887,98	4.522.009,52
Alta probabilità di default (RF>0,5)	3.425.433,15	2.620.394,21	2.591.182,63	2.591.579,49	2.253.942,04

Tabella 37: Andamento dei ricavi medi negli anni delle aziende del settore commerce, suddivise per cluster di RF

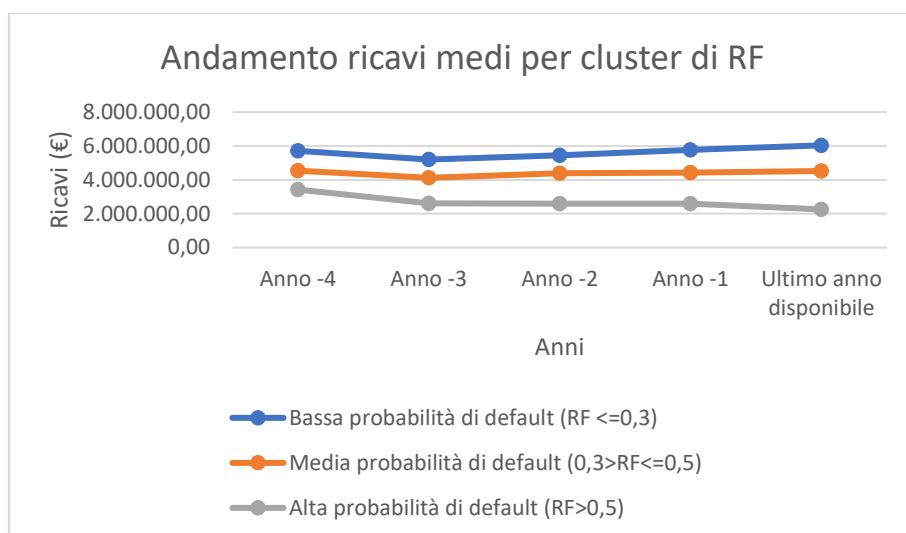


Grafico 22: Andamento dei ricavi medi del settore commerce, negli anni, per cluster di RF

Le *Tabelle 38, 39, 40 e 41* riepilogano le aziende dei cluster Nord-Est, Nord-Ovest, Centro e Sud. Per ogni gruppo sono individuate le imprese caratterizzate da bassa, media o alta probabilità di default, il loro andamento negli anni e la percentuale sul totale di ogni gruppo analizzato. Si osserva che, sul territorio italiano, non si rilevano zone in cui vi sia una sostanziale e netta differenza tra il numero di aziende con alta probabilità di default e quelle con bassa probabilità di default. Tuttavia, si può osservare che nel Centro, nel Sud e nel Nord-Ovest, ogni anno, si registra un numero di aziende con $RF > 0.5$ maggiore rispetto al Nord-Est. Ciò può trovare spiegazione nel fatto che le imprese del settore commerce nel Nord-Est, sono in numero inferiore rispetto agli altri cluster, come visto in precedenza. Osservando i *Grafici 23, 24, 25 e 26* si nota un trend simile nei quattro gruppi. In particolare, nel Nord-Est, nel Nord-Ovest e nel Centro, negli anni, il numero di aziende con bassa e media probabilità di default ha un andamento lievemente decrescente, a discapito del numero di aziende con alta probabilità di default che cresce. Nel Sud si ha comunque un andamento crescente per aziende con $RF > 0.5$, ma anche le PMI con valori ≤ 0.3 negli anni aumentano poiché si osserva che è il cluster di valori intermedi di RF a diminuire. Nello specifico, analizzando le variazioni assolute tra last year available e anno -4, sono 156 le aziende che escono dal cluster di valori di RF compresi tra 0.3 e 0.5. Degli altri gruppi invece, è interessante osservare che il Nord-Ovest ha subito la variazione maggiore dall'ultimo anno all'anno -4, con l'aggiunta di 275 PMI nel cluster con $RF > 0.5$.

Cluster Nord-Est	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	6872	68,77%	6647	66,52%	6815	68,20%	6904	69,09%	6851	68,56%
Numero di aziende con $0,3 > RF \leq 0,5$	2391	23,93%	2661	26,63%	2564	25,66%	2434	24,36%	2293	22,95%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	730	7,31%	685	6,85%	614	6,14%	655	6,55%	849	8,50%

Tabella 38: Suddivisione per cluster Nord-Est delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Nord-Ovest	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	8930	66,96%	8558	64,17%	8790	65,91%	8807	66,04%	8741	65,54%
Numero di aziende con $0,3 > RF \leq 0,5$	3422	25,66%	3745	28,08%	3612	27,08%	3468	26,00%	3336	25,01%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	984	7,38%	1033	7,75%	934	7,00%	1061	7,96%	1259	9,44%

Tabella 39: Suddivisione per cluster Nord-Ovest delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Centro	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	6439	60,02%	6067	56,55%	6281	58,55%	6313	58,85%	6290	58,63%
Numero di aziende con $0,3 > RF \leq 0,5$	3179	29,63%	3553	33,12%	3481	32,45%	3371	31,42%	3108	28,97%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	1110	10,35%	1108	10,33%	966	9,00%	1044	9,73%	1330	12,40%

Tabella 40: Suddivisione per cluster Centro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Sud	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	6890	58,67%	6783	57,76%	6956	59,24%	6965	59,31%	6900	58,76%
Numero di aziende con $0,3 > RF \leq 0,5$	3673	31,28%	3847	32,76%	3803	32,39%	3736	31,81%	3517	29,95%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	1180	10,05%	1113	9,48%	984	8,38%	1042	8,87%	1326	11,29%

Tabella 41: Suddivisione per cluster Sud delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

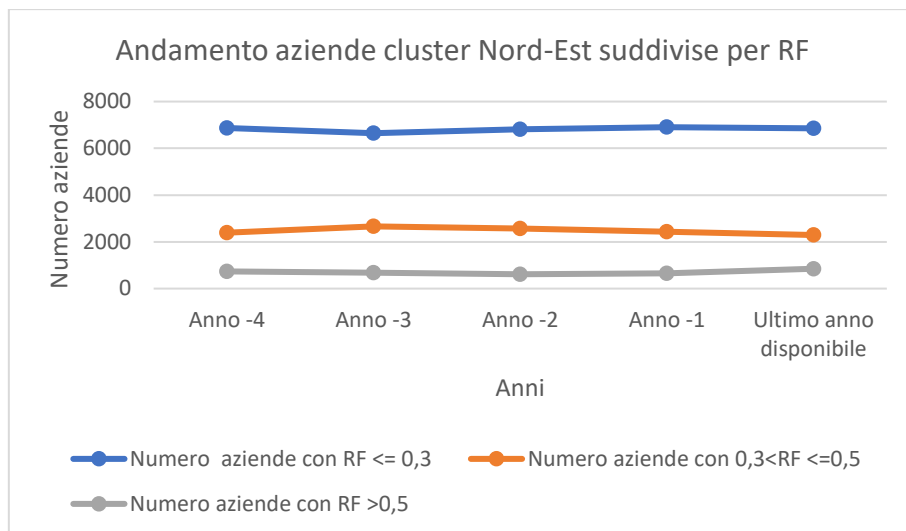


Grafico 23: Andamento aziende Cluster Nord-Est, negli anni, sulla base del red flag

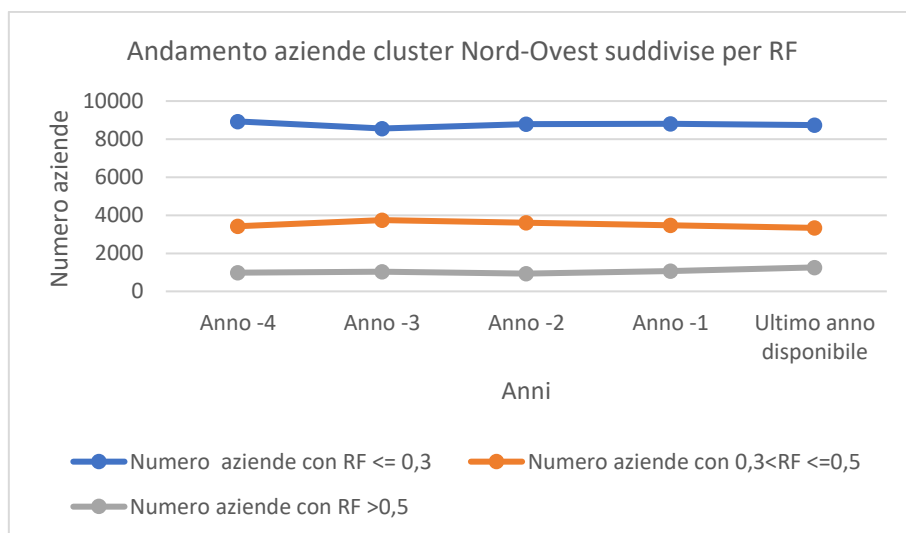


Grafico 24: Andamento aziende Cluster Nord-Ovest, negli anni, sulla base del red flag

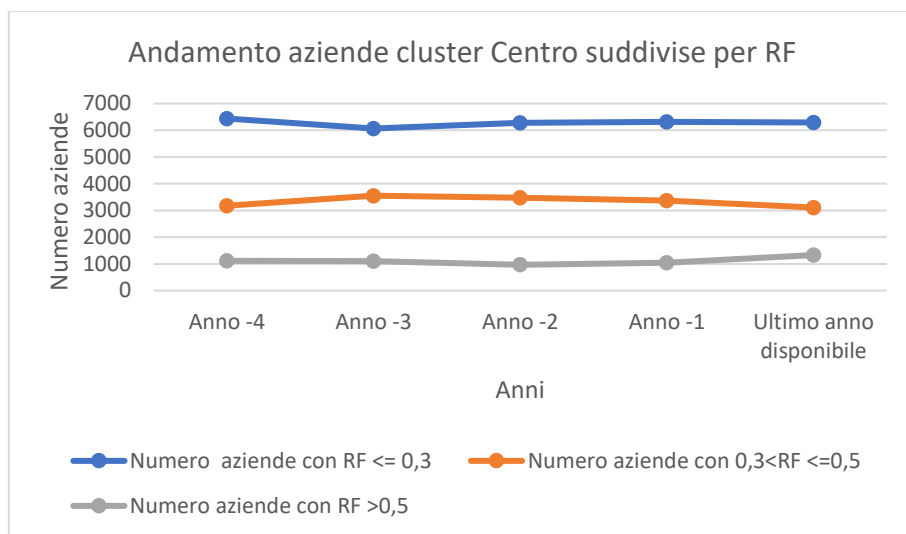


Grafico 25: Andamento aziende Cluster Centro, negli anni, sulla base del red flag

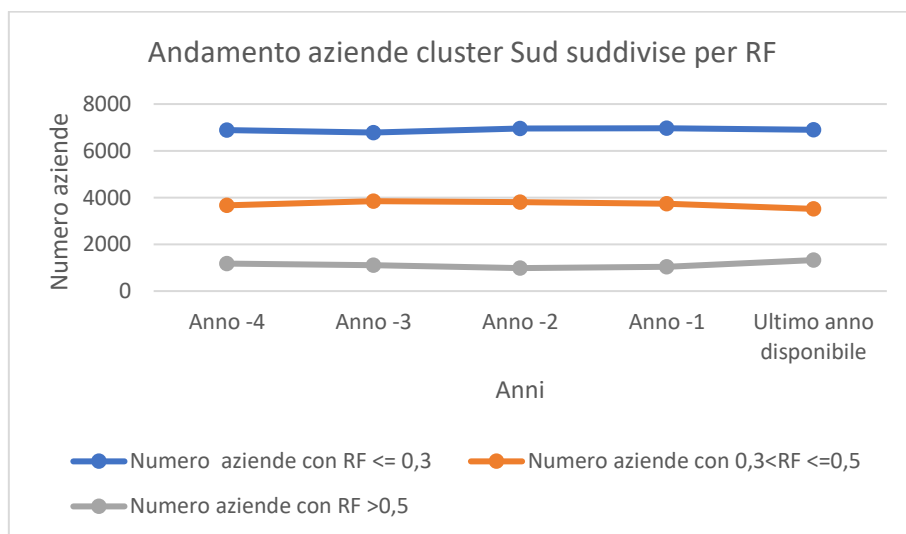


Grafico 26: Andamento aziende Cluster Sud, negli anni, sulla base del red flag

Con l'analisi appena vista si è compresa la distribuzione sul territorio italiano delle imprese appartenenti al settore del commercio e le specifiche caratteristiche dei diversi cluster analizzati. Come per il settore service, anche qui si effettuerà la suddivisione per cluster di ricavo nei diversi anni e sulla base del valore di RF. Si può osservare nelle *Tabelle 42, 43, 44 e 45* e nei rispettivi *Grafici 27, 28, 29 e 30*, che il cluster più popolato è quello delle aziende con ricavi inferiori a 5 milioni di euro, che in tutti gli anni analizzati supera il 75% del totale, mentre il meno popolato è quello delle

aziende con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro. Come per il settore service, anche nel commerce troviamo che la *Tabella 51* sarà rappresentativa del maggior numero di imprese e si può concludere che negli anni vi è un andamento evidentemente crescente delle PMI con $RF > 0.5$, che passano a +18% dall'anno -4 al last year available, al contrario di quanto accade per le aziende con $RF \leq 0.3$ e per quelle con RF compreso tra 0.3 e 0.5 che, dall'anno -4 all'ultimo anno disponibile, seppur di poco, diminuiscono. Una variazione interessante riguarda le imprese con ricavi compresi tra 5 e 10 milioni di euro, che nel caso di $RF > 0.5$, passano dall'anno -4 all'ultimo anno disponibile a +28% e analogamente le aziende con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro che, nello stesso arco temporale, passano da 46 a 103. Per concludere si osserva che il cluster di ricavi maggiori di 15 milioni di euro si è negli anni spopolato in quanto, con variazioni percentuali rispettivamente del 6%, 14% e 20% circa, sono diminuite le aziende con $RF \leq 0.3$, RF compreso tra 0.3 e 0.5 ed $RF > 0.5$.

Cluster Ricavi <5 milioni di euro	Anno - 4	%	Anno - 3	%	Anno - 2	%	Anno - 1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0.3$	22130	61,56%	20862	58,79%	21100	60,36%	20986	60,58%	20587	59,58%
Numero di aziende con $0.3 > RF \leq 0.5$	10211	28,41%	11024	31,06%	10714	30,65%	10276	29,67%	9677	28,01%
Numero di aziende con $RF > 0.5$	3605	10,03%	3601	10,15%	3142	8,99%	3377	9,75%	4288	12,41%

Tabella 42: Suddivisione per cluster di ricavi < 5 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Ricavi ≥5 milioni di euro e < 10 milioni di euro	Anno - 4	%	Anno - 3	%	Anno - 2	%	Anno - 1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0.3$	3543	71,14%	3836	68,81%	4063	71,04%	4132	71,72%	4223	73,34%
Numero di aziende con $0.3 > RF \leq 0.5$	1252	25,14%	1561	28,00%	1478	25,84%	1412	24,51%	1297	22,53%
Numero di aziende con $RF > 0.5$	185	3,71%	178	3,19%	178	3,11%	217	3,77%	238	4,13%

Tabella 43: Suddivisione per cluster di ricavi ≥ 5 milioni di euro e < 10 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni

Cluster Ricavi ≥10 milioni di euro e < 15 milioni di euro	Anno - 4	%	Anno - 3	%	Anno - 2	%	Anno - 1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF≤0,3	786	67,58%	1328	68,31%	1413	70,26%	1497	69,79%	1459	69,81%
Numero di aziende con 0.3>RF≤0,5	331	28,46%	547	28,14%	521	25,91%	572	26,67%	528	25,26%
Numero di aziende con RF>0.5	46	3,96%	69	3,55%	77	3,83%	76	3,54%	103	4,93%

Tabella 44: Suddivisione per cluster di ricavi ≥ 10 milioni di euro e < 15 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni

Cluster Ricavi ≥15 milioni di euro	Anno - 4	%	Anno - 3	%	Anno - 2	%	Anno - 1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF≤0,3	2672	72,00%	2029	72,62%	2266	72,77%	2374	72,93%	2513	73,91%
Numero di aziende con 0.3>RF≤0,5	871	23,47%	674	24,12%	747	23,99%	749	23,01%	752	22,12%
Numero di aziende con RF>0.5	168	4,53%	91	3,26%	101	3,24%	132	4,06%	135	3,97%

Tabella 45: Suddivisione per cluster di ricavi ≥ 15 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni

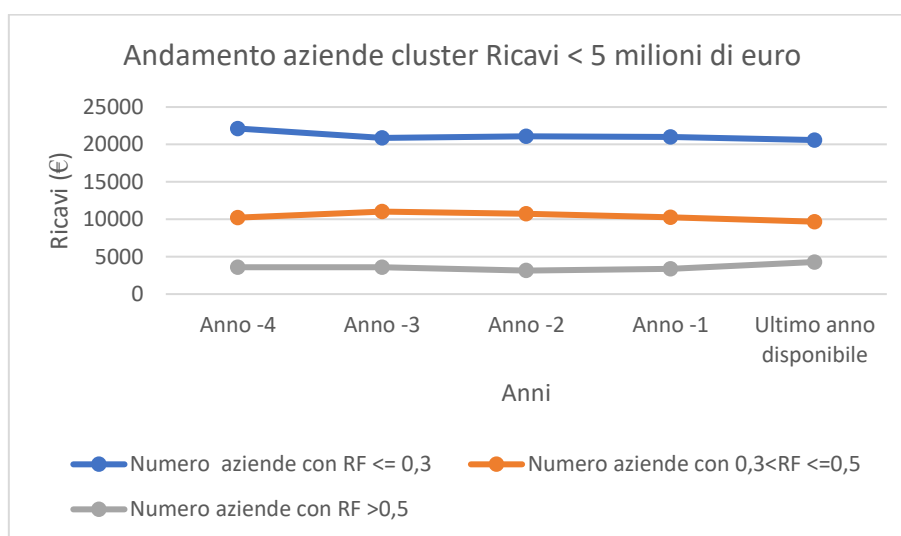


Grafico 27: Andamento aziende per cluster di ricavi < 5 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

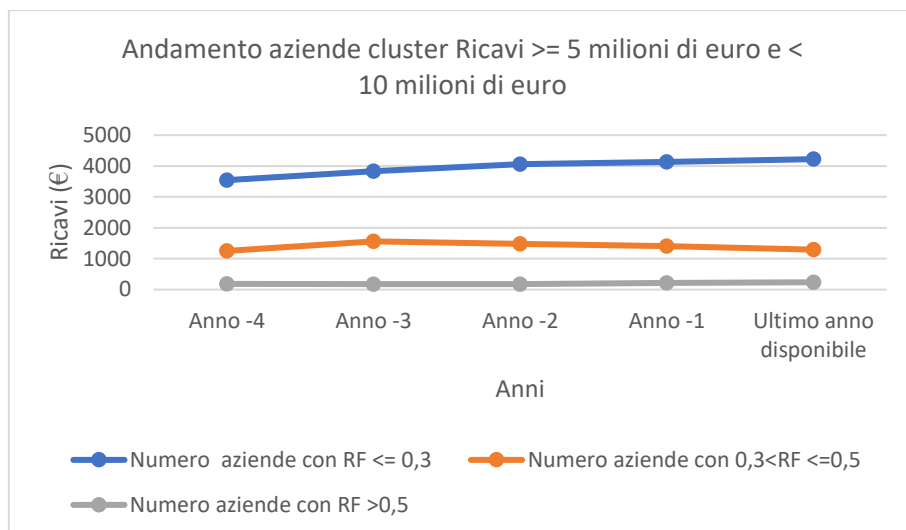


Grafico 28: Andamento aziende per cluster di ricavi ≥ 5 milioni di euro < 10 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

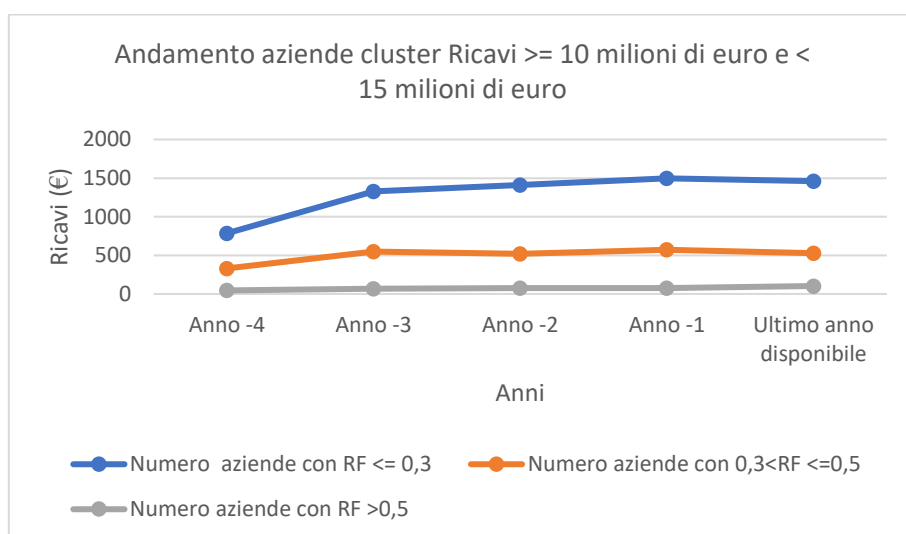


Grafico 29: Andamento aziende per cluster di ricavi ≥ 10 milioni di euro e < 15 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

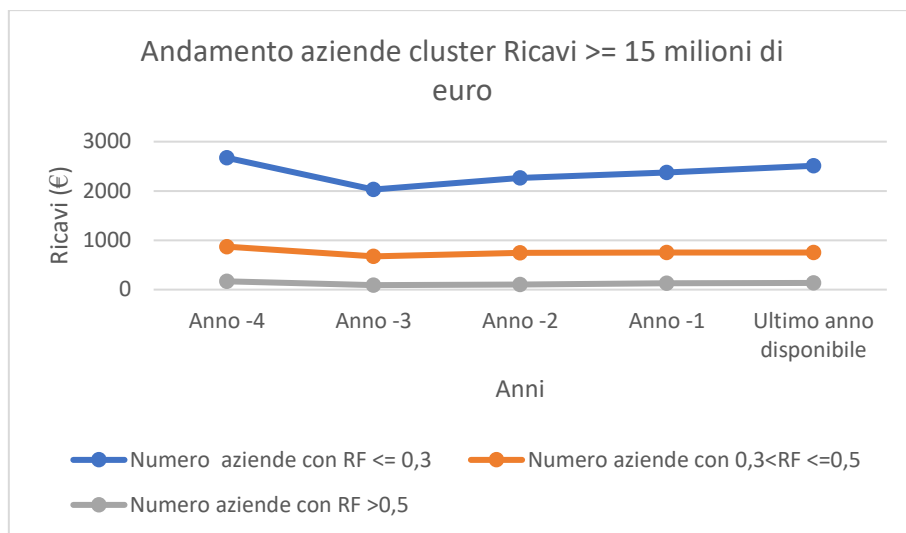


Grafico 30: Andamento aziende per cluster di ricavi >=15 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

Quanto visto finora, fornisce una panoramica dettagliata di come le aziende operanti nel settore del commercio abbiano, negli anni, modificato in modo più o meno significativo la loro solidità economica e come, il machine learner, abbia interpretato gli indici più importanti per decretarne la probabilità di fallimento. Di seguito allora, la *Tabella 46* fornirà una panoramica generale sul valore medio di RF distinguendo per alta, media e bassa probabilità di default.

	Valore medio di RF
RF<=0,3	0,29
0,3>RF<=0,5	0,42
RF>0,5	0,72

Tabella 46: Andamento del RF nel settore commerce

Anche qui, come per il settore service, è stata svolta l'analisi sull'importanza delle caratteristiche. La *Tabella 47* mostra che **F1**, in tutti gli anni in analisi, è in grado di spiegare il valore di RF per un numero di aziende minore dell'1% di tutto il settore. Quanto detto vale allo stesso modo per **F1+F2** che, in tutti e 5 gli anni, seppur con valori maggiori del caso precedente, non raggiungono l'1%. Diverso è il terzo caso, in cui **F1+F2+F3** riescono a spiegare la quasi totalità del campione. Dunque, anche per il settore commerce, l'algoritmo di machine learner, partendo da 15 caratteristiche, ne utilizza 3 per arrivare a spiegare il valore di RF del 91,66% delle aziende nell'ultimo anno.

	Ultimo anno disponibile	%	Anno -1	%	Anno -2	%	Anno -3	%	Anno -4	%
F1	341	0,74%	346	0,76%	323	0,71%	346	0,76%	342	0,75%
F1+F2	416	0,91%	309	0,67%	279	0,61%	223	0,49%	175	0,38%
F1+F2+F3	41982	91,66%	42483	92,76%	42562	92,93%	42146	92,02%	41788	91,24%

Tabella 47: Numero di aziende spiegate sulla base del numero di caratteristiche utilizzate

Dopo aver verificato questa condizione, si procede con l'analisi delle singole features e del loro andamento, negli anni analizzati. Come per il settore service, non potendo entrare nel dettaglio delle caratteristiche utilizzate per l'analisi, si procederà con una descrizione generica focalizzata principalmente sull'andamento di queste. L'analisi di seguito esposta è stata effettuata su tutte le features elaborate dall'algoritmo, tuttavia ve ne sono alcune che sono risultate più importanti per la spiegazione del valore di RF rispetto ad altre. Per il settore commerce la *Tabella 48* mostra gli attributi più significativi rispettivamente per F1, F2 ed F3 al fine della determinazione dei diversi valori di red flag. Nei paragrafi successivi dunque, saranno descritti, oltre agli attributi rappresentati in *Tabella 48*, quelli che hanno mostrato evidenze interessanti per l'analisi. Gli altri sono consultabili nell'*Appendice B*.

	F1	F2	F3
RF<=0,3	ATT 10	ATT 24	ATT 19
0,3>RF<=0,5	ATT 10	ATT 24	ATT 19
RF>0,5	ATT 10-ATT 19	ATT 24-ATT 22	ATT 19-ATT 17

Tabella 48: Caratteristiche più importanti per ogni cluster di red flag

6.2.1 Attributo 10

L'**attributo 10** è un valore assoluto, di tipo **Revenue/Profit**.

La *Tabella 49* e il *Grafico 31* mostrano un andamento crescente per le aziende con RF minore di 0,3 e compreso tra 0,3 e 0,5. Per le PMI con valori di RF maggiori di 0,5 invece, la situazione negli anni risulta peggiorata a causa dell'andamento decrescente dell'ATT10. In ogni caso, tutti e tre i cluster hanno subito una diminuzione dall'anno -4 all'anno -3.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	5.716.598,21	5.198.309,00	5.447.912,56	5.774.489,99	6.035.700,20
0,3>RF<=0,5	4.540.313,06	4.120.034,26	4.389.599,86	4.425.887,98	4.522.009,52
RF>0,5	3.425.433,15	2.620.394,21	2.591.182,63	2.591.579,49	2.253.942,04

Tabella 49: Andamento ATT 10 negli anni per cluster di RF

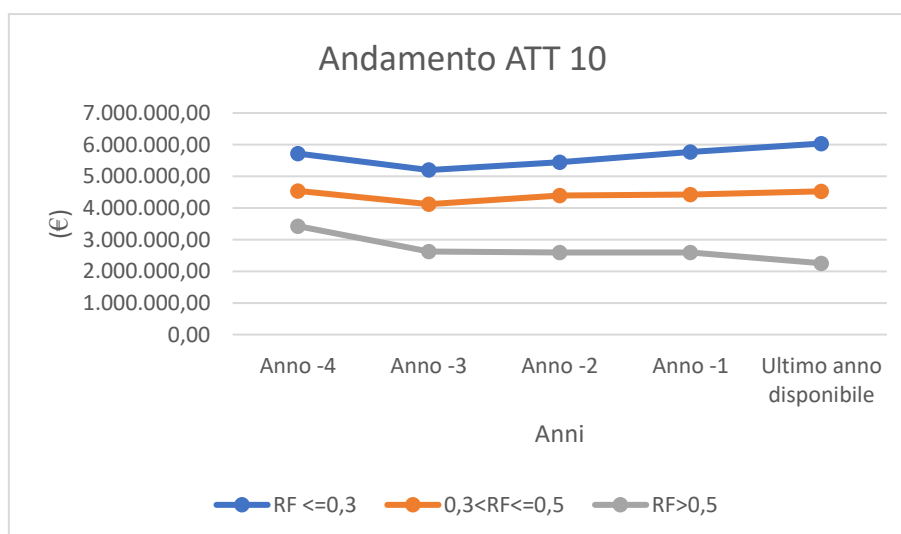


Grafico 31: Andamento ATT 10 negli anni per cluster di RF

6.2.2 Attributo 11

L'**attributo 11** è un valore percentuale, di tipo **Revenue/Profit**.

I dati evidenziati nella *Tabella 50* e nel *Grafico 32* mostrano, in maniera chiara, una situazione critica per le aziende caratterizzate da alta probabilità di default. L'indice infatti risulta essere non solo inferiore, in tutti gli anni, rispetto agli altri due cluster, ma negli stessi anni ha un andamento decrescente tale da fargli raggiungere, nell'ultimo anno disponibile, il minimo valore mai assunto prima. Al contrario invece, per le imprese caratterizzate da una media o bassa probabilità di default, l'indice assume valori tendenzialmente costanti negli anni, senza evidenze particolari.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	6,17%	6,19%	6,22%	6,24%	6,35%
0,3>RF<=0,5	4,51%	5,14%	4,84%	4,66%	4,02%
RF>0,5	-14,58%	-17,13%	-22,78%	-25,44%	-35,18%

Tabella 50: Andamento ATT 11 negli anni per cluster di RF

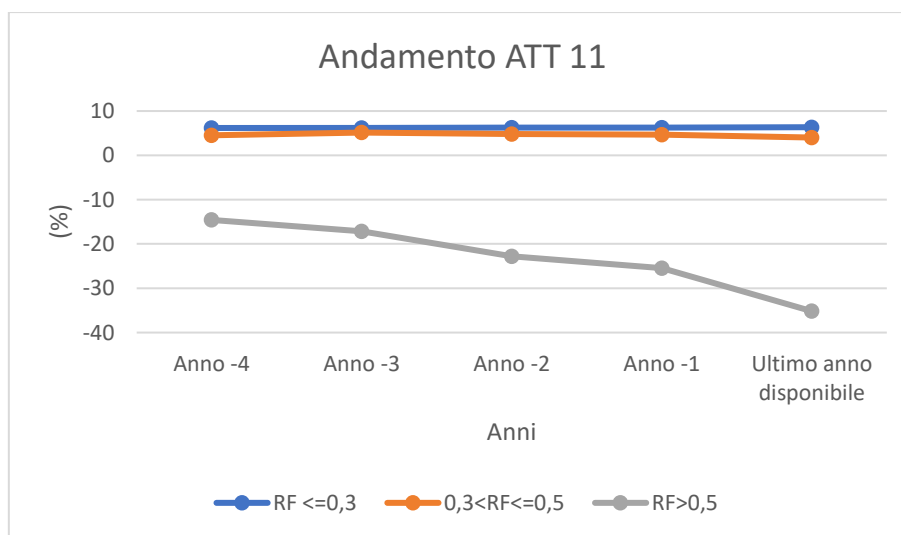


Grafico 32: Andamento ATT 11 negli anni per cluster di RF

6.2.3 Attributo 12

L'**attributo 12** è un valore assoluto, di tipo **Revenue/Profit**.

Analogamente a quanto visto per l'ATT 11, l'indice rappresentato dall'ATT 12 evidenzia una situazione altamente critica per le aziende con RF maggiore di 0,5. I dati rappresentati in *Tabella 51* e nel *Grafico 33* difatti, mostrano un trend inizialmente crescente, dall'anno -4 all'anno -3, smorzato subito con una diminuzione dello stesso indice fino a giungere, nel last year available, a un valore di poco superiore a quello dell'anno -4. Negli altri due cluster invece si presenta una situazione opposta. Ad una iniziale diminuzione dell'indice dall'anno -4 all'anno -3 segue un trend crescente fino all'ultimo anno disponibile, portando in entrambi i casi un delta positivo tra last year available e anno -4.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	311.598,42	289.431,86	308.503,44	326.068,42	340.520,10
0,3>RF<=0,5	205.942,84	198.166,44	207.587,40	212.082,55	214.878,31
RF>0,5	-188.886,69	-118.640,97	-131.034,97	-174.885,82	-196.072,63

Tabella 51: Andamento ATT 12 negli anni per cluster di RF

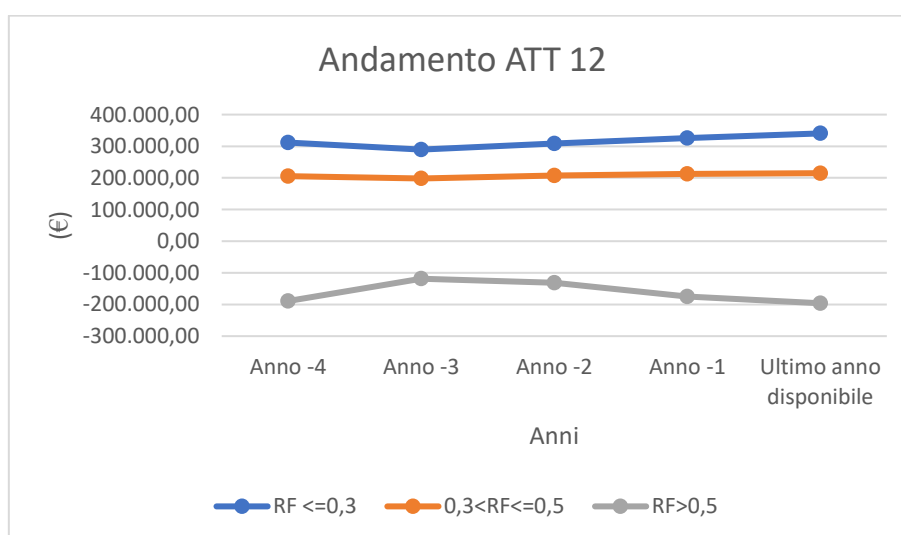


Grafico 33: Andamento ATT 12 negli anni per cluster di RF

6.2.4 Attributo 17

L'**attributo 17** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

I valori riportati in *Tabella 52* e nel *Grafico 34* mostrano un andamento tendenzialmente costante per le PMI con $RF \leq 0,3$ e compreso tra 0,3 e 0,5 mentre, nel caso di aziende con $RF > 0,5$ si osserva un aumento importante soprattutto tra l'anno -2 e l'ultimo anno disponibile.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	2,73%	2,65%	2,67%	2,73%	2,79%
$0,3 < RF \leq 0,5$	1,10%	1,05%	1,03%	1,09%	1,20%
$RF > 0,5$	0,73%	0,72%	0,74%	0,94%	1,12%

Tabella 52: Andamento ATT 17 negli anni per cluster di RF

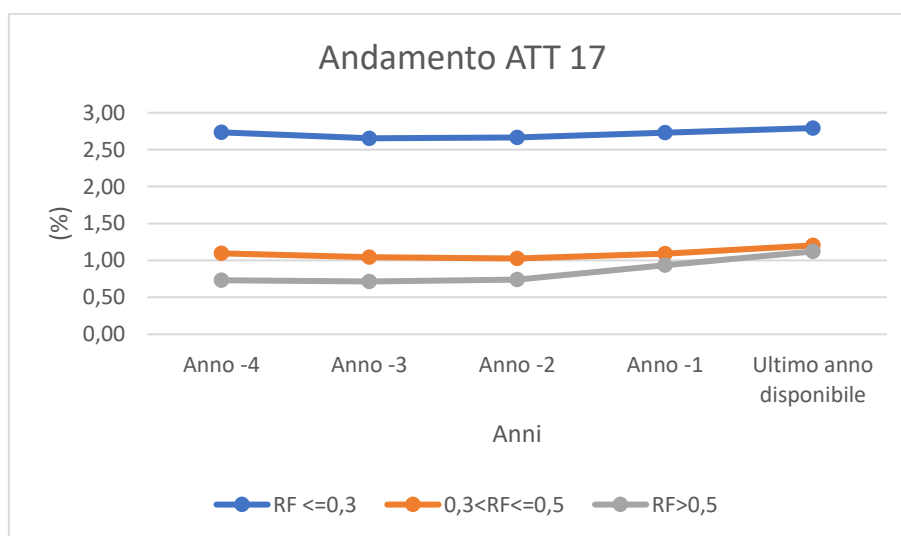


Grafico 34: Andamento ATT 17 negli anni per cluster di RF

6.2.5 Attributo 19

L'**attributo 19** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

Osservando la *Tabella 53* e il *Grafico 35* si evince che le aziende con $RF \leq 0,3$ registrano delle performance positive relativamente a questo attributo. In particolare, negli anni, hanno subito un miglioramento di quattro punti percentuali.

Ben diversa è la situazione delle PMI con $RF > 0,5$. L'attributo in esame, relativamente a queste aziende è stato protagonista, dopo una forte diminuzione nell'anno -2, di una ripresa fino al last year available. Tuttavia, i valori registrati dall'indice, si dimostrano essere altamente inferiori rispetto a quelli rilevati per le PMI con bassa probabilità di default.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	35,12	35,66	37,82	38,16	39,24
$0,3 < RF \leq 0,5$	13,84	14,18	15,29	15,16	15,50
$RF > 0,5$	4,83	7,33	4,05	6,85	8,25

Tabella 53: Andamento ATT 19 negli anni per cluster di RF

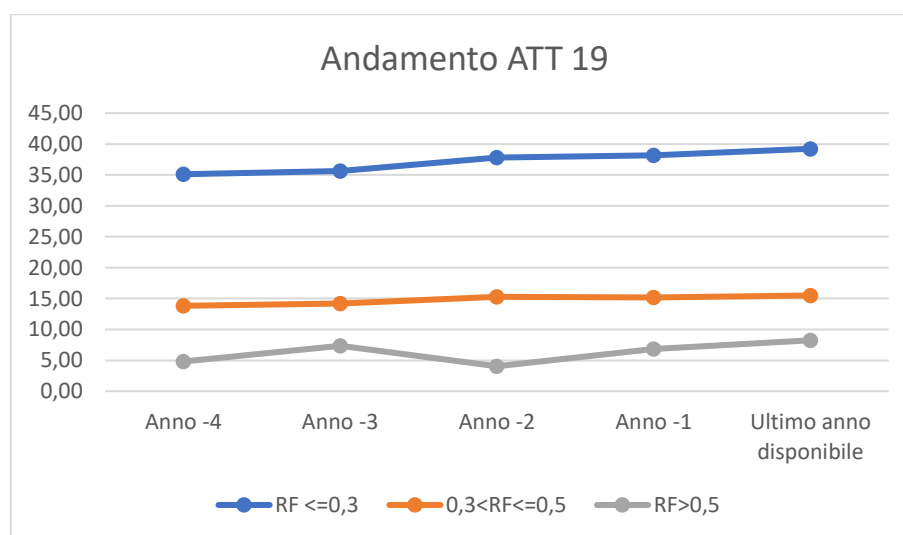


Grafico 35: Andamento ATT 19 negli anni per cluster di RF

6.2.6 Attributo 20

L'**attributo 20** è un valore assoluto, di tipo **Production**.

Nella *Tabella 54* e nel *Grafico 36* si osserva un andamento anomalo rispetto a quanto atteso. Sono infatti le aziende con probabilità di default alta a mostrare performance migliori negli anni, con un andamento decrescente dell'indice. Le PMI con valori bassi di RF hanno, negli anni, registrato un trend indicativamente costante mentre, le PMI con medi valori di RF, registrano le performance peggiori rispetto agli altri cluster.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	60,08	58,38	60,08	60,72	62,03
0,3>RF<=0,5	78,13	73,11	75,55	75,55	77,44
RF>0,5	57,91	55,71	50,34	51,96	45,82

Tabella 54: Andamento ATT 20 negli anni per cluster di RF

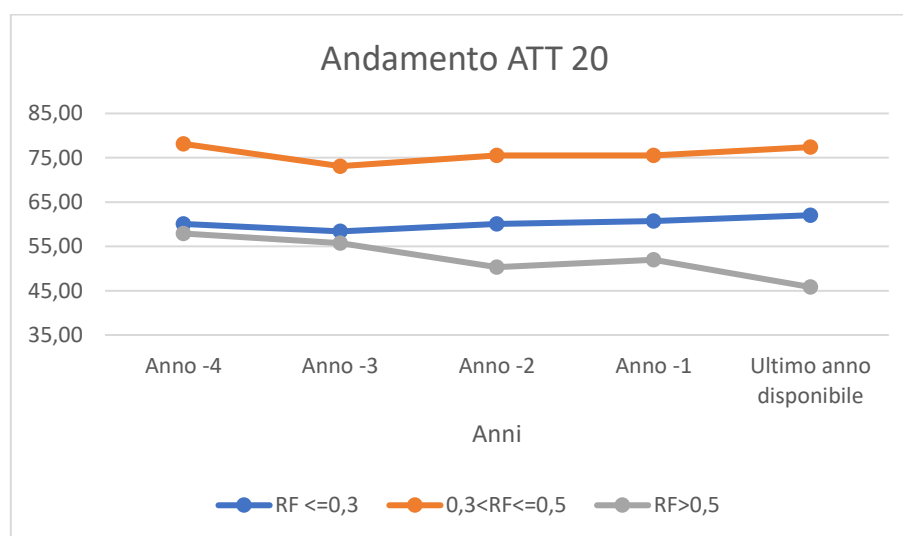


Grafico 36: Andamento ATT 20 negli anni per cluster di RF

6.2.7 Attributo 21

L'**attributo 21** è un valore assoluto, di tipo **Production**.

Per questo indice la *Tabella 55* e il *Grafico 37* mostrano una peggiore gestione da parte delle PMI con valori di RF compresi tra 0,3 e 0,5. Tuttavia, al contrario di quanto ci si aspetterebbe, anche le aziende con basso RF non registrano performance ottimali rispetto all'attributo 21. Le PMI con valori di RF > 0,5 invece, mostrano un andamento decrescente dell'indice negli anni e raggiungono il risultato ottimale proprio nel last year available.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	86,75	83,36	86,31	87,56	88,89
0,3<RF<=0,5	100,70	95,86	98,57	99,09	100,57
RF>0,5	74,51	75,49	71,40	70,94	63,05

Tabella 55: Andamento ATT 21 negli anni per cluster di RF

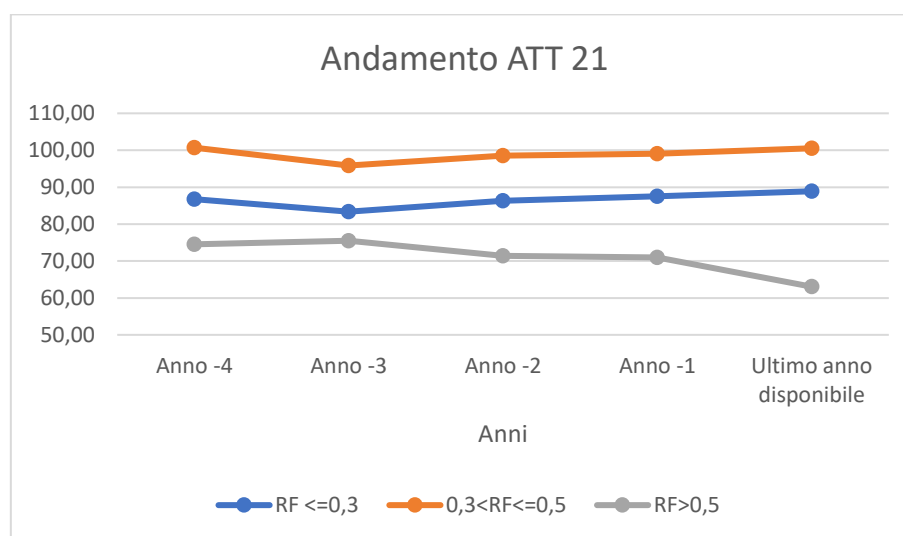


Grafico 37: Andamento ATT 21 negli anni per cluster di RF

6.2.8 Attributo 22

L'**attributo 22** è un valore percentuale, di tipo **Revenue/Profit**.

La *Tabella 56* e il *Grafico 38* mostrano una netta distinzione tra i tre cluster analizzati. In particolare, le imprese con $RF \leq 0,3$ hanno performance nettamente migliori rispetto a quelle con $RF > 0,5$. Ciò si evince anche osservando i valori puntuali in tabella. Per le PMI con media probabilità di default, l'indice mostra un andamento tendenzialmente costante seppur decrescente nell'ultimo anno.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	11,21%	11,50%	11,26%	10,92%	10,77%
$0,3 < RF \leq 0,5$	4,60%	5,19%	4,86%	4,64%	4,00%
$RF > 0,5$	-6,69%	-5,97%	-6,07%	-6,01%	-5,48%

Tabella 56: Andamento ATT 22 negli anni per cluster di RF

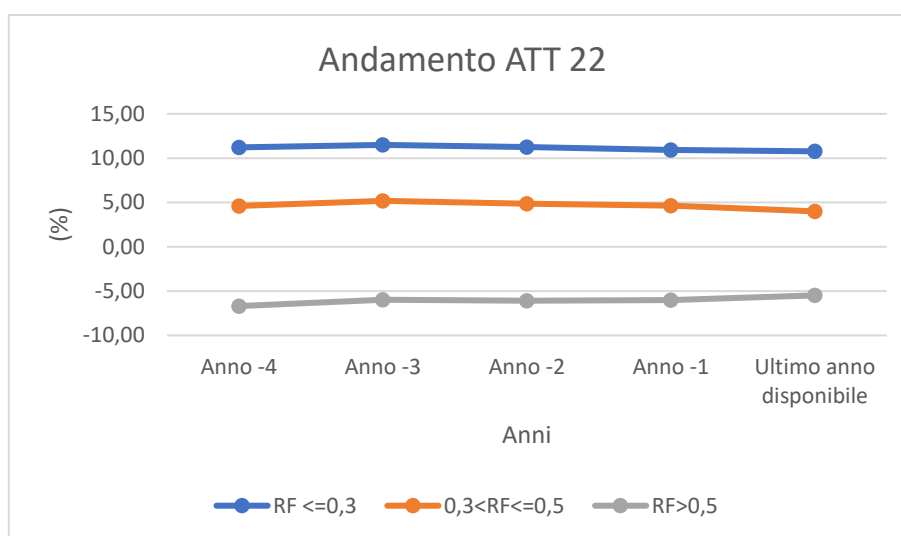


Grafico 38: Andamento ATT 22 negli anni per cluster di RF

6.2.9 Attributo 23

L'**attributo 23** è un valore assoluto, di tipo **Production**.

La *Tabella 57* e il *Grafico 39* mostrano un andamento che era comprensibilmente atteso. Si distinguono nettamente gli andamenti dei tre cluster ed in particolare, l'andamento dell'indice relativamente alle aziende con $RF \leq 0,3$ da quello delle aziende con $RF > 0,5$. Per queste ultime, negli anni, non si ha un trend definito, ma sicuramente si può osservare che le performance sono indice di una grave situazione.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	221.740,33	200.370,93	220.793,21	239.838,01	249.954,09
$0,3 < RF \leq 0,5$	116.423,45	113.594,08	131.594,88	137.426,68	134.584,92
$RF > 0,5$	-186.934,18	-122.382,53	-150.792,82	-126.856,52	-195.199,75

Tabella 57: Andamento ATT 23 negli anni per cluster di RF

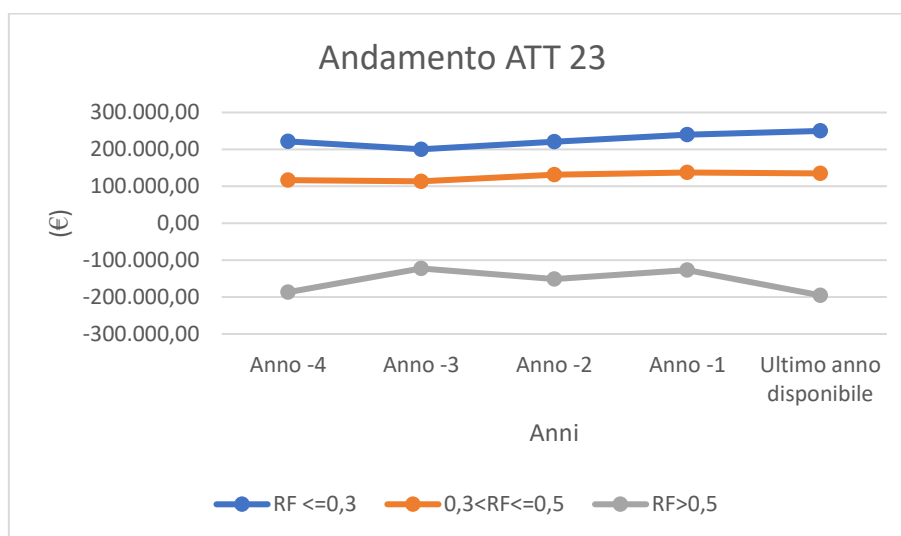


Grafico 39: Andamento ATT 23 negli anni per cluster di RF

6.2.10 Attributo 24

L'**attributo 24** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

L'indice in esame evidenzia una situazione molto delicata delle aziende con alta probabilità di default. In *Tabella 58* e soprattutto nel *Grafico 40* si può osservare che negli anni c'è stato un aumento del valore dell'attributo 24 che allontana sempre più le aziende con $RF > 0,5$, dalle aziende con $RF \leq 0,3$ che hanno performance decisamente migliori.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	0,60%	0,58%	0,54%	0,53%	0,53%
$0,3 < RF \leq 0,5$	1,60%	1,55%	1,47%	1,50%	1,64%
$RF > 0,5$	2,26%	2,65%	2,92%	3,25%	3,77%

Tabella 58: Andamento ATT 24 negli anni per cluster di RF

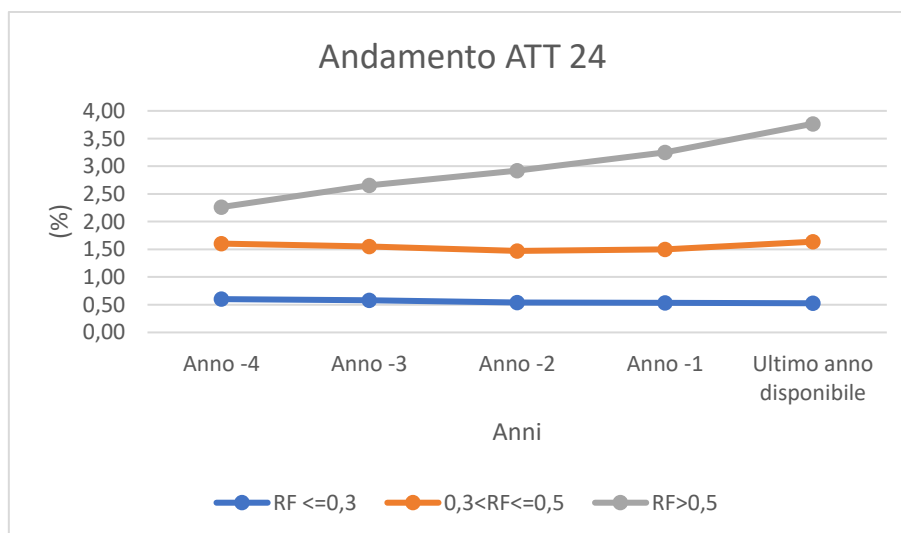


Grafico 40: Andamento ATT 24 negli anni per cluster di RF

6.3 Analisi economico-finanziarie Pre-Covid settore public

Il terzo e ultimo settore esposto in questa trattazione è il settore Public.

Con il termine settore pubblico ci si riferisce all'insieme delle istituzioni che gestiscono e/o erogano servizi pubblici non destinati alla vendita e nello specifico, si parla di servizi divisibili o indivisibili.

Di seguito, la *Tabella 59* mostra, come visto per i settori precedenti, una visione globale e riassuntiva. I dati si riferiscono all'ultimo anno disponibile. Il numero di aziende totale si riferisce al numero di PMI appartenenti al settore public, con i rispettivi ricavi medi e il valore medio dell'EBITDA. È evidente che trattandosi di PMI, la compagine sociale sia mediamente bassa.

Numero totale di aziende	3.730
Ricavi medi del settore	6.269876,61
EBITDA	1.395.737,41
Employees	24,87
Shareholders	4,12

Tabella 59: Settore del pubblico, informazioni generali

Il *Grafico 41* mostra l'andamento dei ricavi medi delle aziende del settore public negli anni analizzati. Osservando il grafico, risulta evidente un picco negativo nell'anno -3 che ha portato una riduzione media di ricavi per più di un milione. Successivamente, la curva mostra un trend crescente che non consente tuttavia di raggiungere, nell'ultimo anno disponibile, il valore massimo ottenuto nell'anno -4.

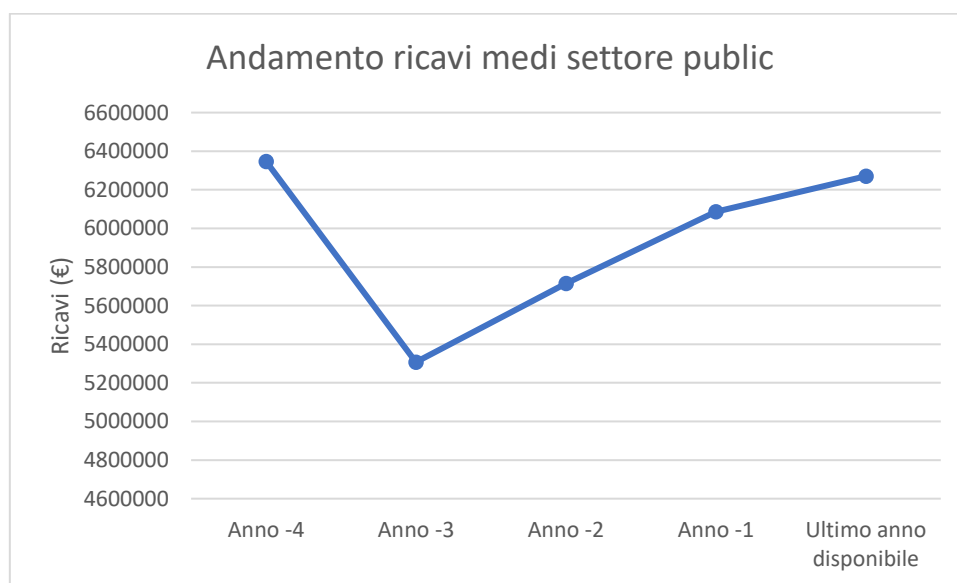


Grafico 41: Andamento dei ricavi medi, negli anni analizzati, del settore public

Le *Tabelle 60 e 61* evidenziano un confronto tra i cluster utilizzando i dati relativi all'ultimo anno disponibile. In particolare, la *Tabella 60* mostra il numero di aziende del campione distinguendo per posizione geografica in Nord-Est, Nord-Ovest, Centro e Sud. In questa analisi verrà riportato il numero di imprese appartenente ad un determinato cluster, i rispettivi ricavi medi e le percentuali di aziende caratterizzate da un valore di RF più o meno alto. Per quanto riguarda il settore pubblico, il maggior numero di PMI si concentra nel Nord-Ovest mentre il Centro ne accoglie il numero minore. Tuttavia, è interessante notare che nel Nord-Est e nel Sud si concentrano più o meno lo stesso numero di PMI, rispettivamente il 22% e il 23% circa, ma rispetto al cluster più popoloso, quello del Nord-Ovest, vi è una differenza sostanziale in termini di ricavi medi. Si vede infatti che mentre il Nord-Est differisce in termini di ricavi per circa 500.000 euro dal Nord-Ovest, il Sud differisce per circa 950.000 euro. Analizzando le percentuali di aziende che sono caratterizzate da bassa, media e alta probabilità di default, si osserva un andamento comune in tutti e quattro i cluster. La maggioranza delle imprese è caratterizzata da un basso RF, seguono poi quelle caratterizzate da un RF medio ed infine, il gruppo meno popoloso, è quello delle aziende ad alta probabilità di fallimento. È interessante considerare che il Nord-Est ha il valore inferiore di PMI con $RF > 0.5$ mentre il Centro, che ha il minor numero di aziende appartenenti, ha uno dei valori più alti di PMI con $RF > 0,5$. Infine, il gruppo Nord-Ovest ha la maggiore percentuale di aziende con RF alto.

	Numero di Aziende	%	Ricavi medi	% di PMI con RF basso	% di PMI con RF medio	% di PMI con RF ALTO
Nord-Est	862	23,11%	6.342.211,17	63,34%	29,47%	7,19%
Nord-Ovest	1289	34,56%	6.830.782,73	57,10%	31,96%	10,94%
Centro	776	20,80%	5.644.321,55	58,38%	31,96%	9,66%
Sud	803	21,53%	5.896.365,20	60,52%	30,14%	9,34%

Tabella 60: Settore public, numero di aziende per cluster geografico, ricavi medi e distribuzione delle aziende per probabilità di default bassa, media e alta.

Nella *Tabella 61* sono riportati i dati delle aziende raggruppate tenendo conto dei ricavi registrati nell'ultimo anno disponibile. Sono rappresentati i quattro cluster e, per ognuno, si evidenzia il numero di aziende appartenenti, i ricavi medi e la percentuale di esse appartenente al cluster caratterizzato da un valore di RF basso, medio o alto. È evidente che quasi il 70% delle imprese nel settore pubblico realizza ricavi inferiori a 5 milioni di euro. In questo caso, il cluster meno popolato, è quello delle aziende con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni che rappresenta quasi il 6% del settore. Osservando l'andamento e tenendo conto della probabilità di default, si vede che in tutti i cluster la maggior parte delle aziende sono caratterizzate da un basso valore di RF, tuttavia, osservando il cluster di imprese con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro si deduce

che nonostante vi siano la metà delle aziende rispetto a quelle con ricavi maggiori di 15 milioni di euro, la percentuale di PMI con RF alto è praticamente la stessa. D'altro canto, la percentuale maggiore di aziende con alto RF è detenuta dal cluster di ricavi minori di 5 milioni di euro.

	Numero di Aziende	%	Ricavi medi	% di PMI con RF basso	% di PMI con RF medio	% di PMI con RF ALTO
Ricavi <5 milioni di euro	2590	69,44%	1.782.911,81	59,00%	29,54%	11,47%
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	514	13,78%	7.149.017,86	63,42%	31,52%	5,06%
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	216	5,79%	12.226.226,73	56,94%	38,43%	4,63%
Ricavi >=15 milioni di euro	410	10,99%	30.374.239,02	59,51%	35,61%	4,88%

Tabella 61: Settore commerce, numero di aziende per cluster di ricavi, ricavi medi e distribuzione delle aziende per probabilità di default bassa, media e alta

Come visto in precedenza, i dati in analisi coprono un arco temporale di 5 anni. In questo modo, si possono effettuare analisi sugli andamenti dei valori così da poter analizzare eventuali cambiamenti o eventi rilevanti. Nella *Tabella 62* si rappresenta l'andamento del numero di aziende appartenenti ad un determinato cluster geografico e nella *Tabella 63* i ricavi medi di queste, suddivise per cluster geografico, negli anni in analisi. Osservando i dati puntuali nelle tabelle e il rispettivo *Grafico 42* sull'andamento dei ricavi medi negli anni, si nota un simile trend, decrescente nell'anno -3 e poi crescente nei successivi periodi. In particolare, è il cluster Nord-Ovest a subire la diminuzione maggiore, pari a 1.207.484,20 € mentre, nell'anno -2, è il cluster Nord-Est a conseguire la migliore ripresa in termini di delta, pari a 530.421,1€. Per concludere, il last year available, rispetto all'anno -4, termina in positivo per le PMI del Nord-Est e in negativo per quelle del Nord-Ovest. In generale, si può dire che negli anni, le PMI operanti nel Nord-Ovest hanno osservato i ricavi più alti mentre quelle operanti nel Centro, i ricavi mediamente più bassi.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile	%
Nord-Est	862	862	862	862	862	23,11%
Nord-Ovest	1289	1289	1289	1289	1289	34,56%
Centro	776	776	776	776	776	20,80%
Sud	803	803	803	803	803	21,53%

Tabella 62: Andamento del numero di aziende negli anni per cluster geografico

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
Nord-Est	6.075.589,65	4.978.409,16	5.508.830,25	6.135.364,18	6.342.211,17
Nord-Ovest	7.213.967,40	6.006.483,20	6.359.894,23	6.700.849,62	6.830.782,73
Centro	5.600.094,75	4.803.485,06	5.238.719,01	5.442.971,81	5.644.321,55
Sud	5.762.683,02	4.859.654,93	5.312.107,25	5.668.130,52	5.896.365,20

Tabella 63: Andamento ricavi medi negli anni per cluster geografico

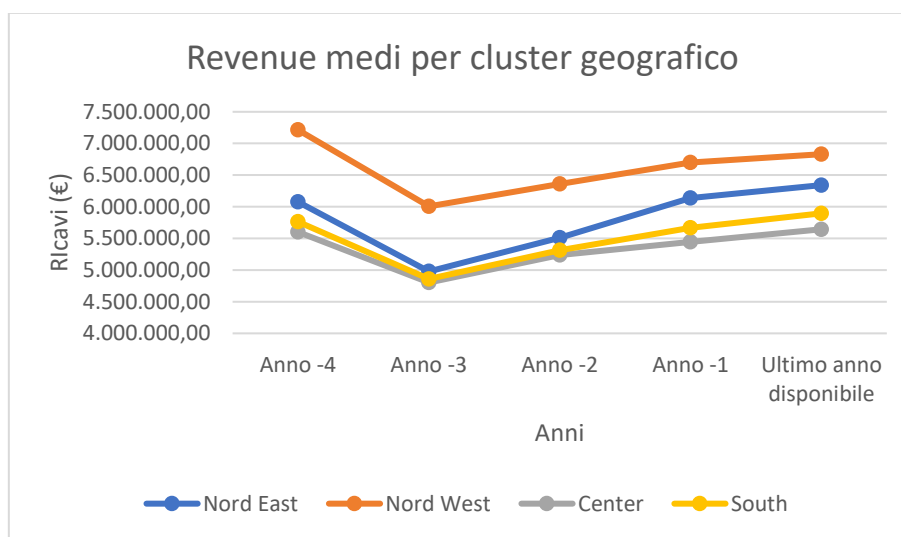


Grafico 42: Andamento dei ricavi medi del settore public, negli anni di interesse

La *Tabella 64* mostra il numero di aziende suddivise per cluster di ricavi, mentre la *Tabella 65* ne descrive l'andamento negli anni dei ricavi. Per ogni fascia analizzata, è interessante comprenderne l'andamento e come si sia modificato il numero di aziende appartenenti ad uno specifico cluster.

Si osserva che negli anni è diminuito il numero di imprese con ricavi minori di 5 milioni di euro fino ad arrivare, nell'ultimo anno, con un -6% rispetto all'anno -4. Tale dato è rilevante nella misura in cui questo gruppo di aziende è rappresentativo della maggior parte del campione in analisi. La medesima situazione è stata vissuta dalle PMI con ricavi maggiori di 15 milioni di euro. Al contrario invece, è aumentato il numero di aziende nei cluster intermedi. Osservando l'andamento dei ricavi si evince un trend simile a quello appena visto. Dall'anno -4 infatti, i ricavi medi delle aziende del cluster revenue < 5 milioni di euro sono diminuiti, così come quelli delle aziende con ricavi maggiori di 15 milioni di euro. In compenso, gli altri due gruppi, hanno subito un

aumento di ricavi. Analizzando nel dettaglio, nell'anno -3, il cluster di imprese con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro è l'unico ad aver visto aumentare i ricavi medi, subendo poi una diminuzione nell'anno -1. Nonostante la lieve decrescita però, queste PMI hanno comunque raggiunto un valor medio di ricavi, nel last year available, maggiore dell'anno -4.

Si osserva in generale che, dall'ultimo anno disponibile all'anno -4, non vi siano state variazioni superiori al 3%, ad esclusione delle PMI con ricavi < 5 milioni di euro.

	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Ricavi <5 milioni di euro	2751	73,75%	2737	73,38%	2659	71,29%	2593	69,52%	2590	69,44%
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	415	11,13%	477	12,79%	509	13,65%	533	14,29%	514	13,78%
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	113	3,03%	195	5,23%	218	5,84%	224	6,01%	216	5,79%
Ricavi >=15 milioni di euro	451	12,09%	321	8,61%	344	9,22%	380	10,19%	410	10,99%

Tabella 64: Andamento del numero di aziende negli anni per cluster di ricavi

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
Ricavi <5 milioni di euro	1.890.417,93	1.775.839,48	1.813.164,51	1.829.843,27	1.782.911,81
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	7.015.891,38	7.007.211,35	7.018.697,09	7.061.077,99	7.149.017,86
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	11.878.173,12	12.213.214,53	12.383.669,29	12.265.856,63	12.226.226,73
Ricavi >=15 milioni di euro	31.163.419,18	28.283.687,10	29.604.715,84	30.119.589,40	30.374.239,02

Tabella 65: Andamento ricavi medi negli anni per cluster di ricavi

Come già visto per gli altri settori, l'analisi generica verrà approfondita al fine di comprendere la significatività del valore di RF e come questo, negli anni, si è modificato all'interno del campione.

La Tabella 66 mostra l'andamento generico del settore public. Si osserva che, negli anni, i cluster sono rimasti più o meno gli stessi in termini di numero di imprese appartenenti. In particolare, le PMI caratterizzate da un valore di RF compreso tra 0.3 e 0.5 hanno registrato una lieve diminuzione in favore di quelle

con bassa e alta probabilità di default. In termini assoluti si evince che dal last year available all'anno -4, le aziende con $RF \leq 0,3$ hanno subito un aumento del 2.73%, quelle con $RF > 0,5$ un aumento dello 0.24% e quelle con RF compreso tra 0.3 e 0.5 una diminuzione del 2.98%.

	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Bassa probabilità di default ($RF \leq 0,3$)	2119	56,81%	1981	53,11%	2114	56,68%	2177	58,36%	2221	59,54%
Media probabilità di default ($0,3 > RF \leq 0,5$)	1267	33,97%	1378	36,94%	1288	34,53%	1213	32,52%	1156	30,99%
Alta probabilità di default ($RF > 0,5$)	344	9,22%	371	9,95%	328	8,79%	340	9,12%	353	9,46%

Tabella 66: Andamento della probabilità di default delle aziende del settore public negli anni

Nella *Tabella 67* si può osservare l'andamento dei ricavi medi negli anni, distinguendo per valore di red flag. Con l'aiuto del *Grafico 43* si intuisce che le PMI ad alta probabilità di default sono quelle che negli anni hanno avuto l'andamento meno lineare e in generale, con performance peggiori rispetto alle altre aziende. Il lieve aumento ottenuto nell'anno -2, non ha consentito di recuperare le perdite subite, anzi, successivamente a tale periodo vi è una diminuzione nei ricavi pari al 9.5% circa dall'ultimo anno disponibile al -4. Le PMI con medio-bassa probabilità di default, negli anni, hanno osservato un andamento tendenzialmente crescente, seppur protagoniste di una diminuzione del valore anch'esse nell'anno -3. È interessante osservare che, in termini di ricavi medi, sono le PMI con RF compreso tra 0.3 e 0.5 a mostrare i risultati migliori.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
Bassa probabilità di default ($RF \leq 0,3$)	5.965.348,80	5.223.722,07	5.552.227,47	6.120.579,74	6.132.009,68
Media probabilità di default ($0,3 > RF \leq 0,5$)	7.596.978,61	5.942.617,22	6.360.742,35	6.665.434,41	7.451.370,89
Alta probabilità di default ($RF > 0,5$)	3.613.733,26	3.036.207,28	4.107.739,02	3.798.999,95	3.268.162,87

Tabella 67: Andamento dei ricavi medi negli anni delle aziende del settore public, suddivise per cluster di RF

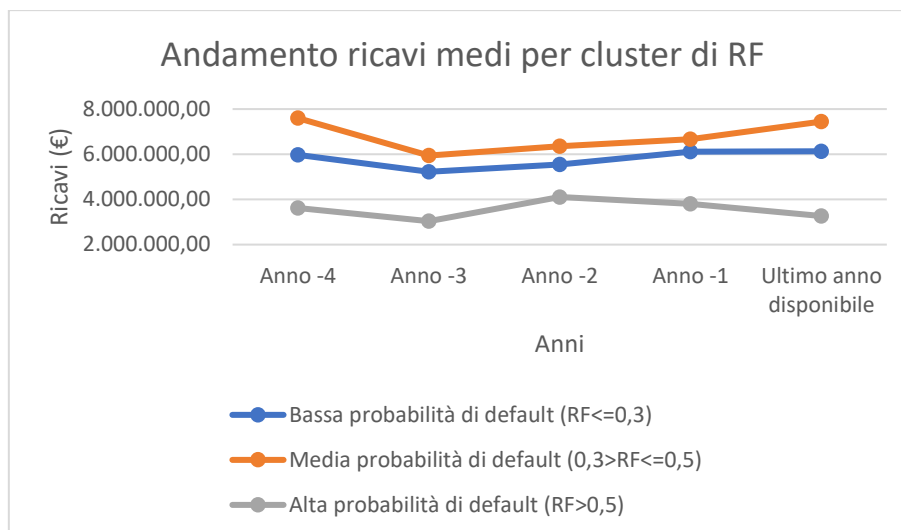


Grafico 43: Andamento dei ricavi medi del settore service, negli anni, per cluster di RF

Come visto per i precedenti settori, è di grande interesse l'analisi focalizzata sui diversi cluster, geografici o per valore di ricavi, così da comprendere se alcune variazioni sono specifiche e determinate dall'appartenenza ad un determinato gruppo o sono indipendenti da esso.

Le *Tabelle 68, 69, 70 e 71* fanno riferimento alle PMI dei cluster Nord-Est, Nord-Ovest, Centro e Sud.

Si osserva che la maggior parte delle aziende, in modo omogeneo sul territorio italiano, è caratterizzata da bassa probabilità di default, ovvero con valori di $RF \leq 0,3$. In maniera analoga, la percentuale di imprese con $RF > 0,5$ è la più bassa in tutti i cluster ed in tutti gli anni in esame. I *Grafici 44, 45 e 46, 47* aiutano poi a comprendere l'andamento dei gruppi nei diversi periodi. Si evince che nei cluster Nord-Est e Sud, dall'anno -4 al last year available in generale sono diminuite le aziende con $RF > 0,5$ e quelle con RF compreso tra 0,3 e 0,5, generando un aumento del numero di PMI con probabilità di default bassa ($RF \leq 0,3$). Per le imprese appartenenti ai cluster Nord-Ovest e Centro invece, vi è stata una diminuzione solo del gruppo contenente le PMI con media probabilità di default, portando un aumento di quelle con valori di RF rispettivamente bassi e alti. Ciò su cui ci interessa focalizzare l'attenzione riguarda l'andamento delle aziende con $RF > 0,5$ e in merito a ciò, si può notare che la variazione maggiore è stata osservata nel Nord-Ovest, dove 16 aziende sono entrate nel cluster più critico nell'ultimo anno, rispetto all'anno -4, nonostante la riduzione registrata nell'anno -1.

Cluster Nord-Est	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF<=0,3	491	56,96%	463	53,71%	500	58,00%	525	60,90%	546	63,34%
Numero di aziende con 0.3>RF<=0,5	297	34,45%	319	37,01%	291	33,76%	270	31,32%	254	29,47%
Numero di aziende con RF>0.5	74	8,58%	80	9,28%	71	8,24%	67	7,77%	62	7,19%

Tabella 68: Suddivisione per cluster Nord-Est delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Nord-Ovest	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF<=0,3	704	54,62%	671	52,06%	707	54,85%	734	56,94%	736	57,10%
Numero di aziende con 0.3>RF<=0,5	460	35,69%	493	38,25%	466	36,15%	440	34,13%	412	31,96%
Numero di aziende con RF>0.5	125	9,70%	125	9,70%	116	9,00%	115	8,92%	141	10,94%

Tabella 69: Suddivisione per cluster Nord-Ovest delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni

Cluster Centro	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF<=0,3	449	57,86%	411	52,96%	441	56,83%	439	56,57%	453	58,38%
Numero di aziende con 0.3>RF<=0,5	258	33,25%	267	34,41%	253	32,60%	254	32,73%	248	31,96%
Numero di aziende con RF>0.5	69	8,89%	98	12,63%	82	10,57%	83	10,70%	75	9,66%

Tabella 70: Suddivisione per cluster Centro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni

Cluster Sud	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF<=0,3	475	59,15%	436	54,30%	466	58,03%	479	59,65%	486	60,52%
Numero di aziende con 0.3>RF<=0,5	252	31,38%	299	37,24%	278	34,62%	249	31,01%	242	30,14%
Numero di aziende con RF>0.5	76	9,46%	68	8,47%	59	7,35%	75	9,34%	75	9,34%

Tabella 71: Suddivisione per cluster Sud delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni

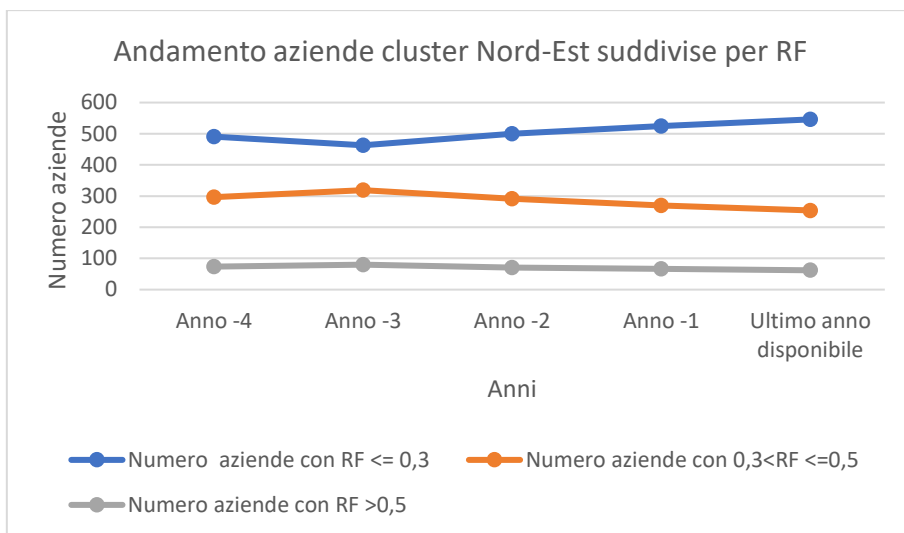


Grafico 44: Andamento aziende Cluster Nord-Est negli anni sulla base del red flag

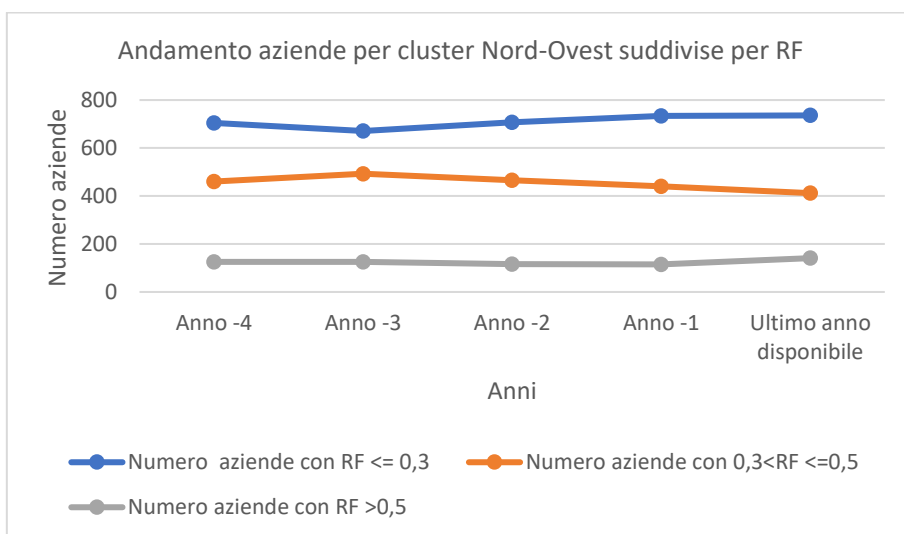


Grafico 45: Andamento aziende Cluster Nord-Ovest negli anni sulla base del red flag

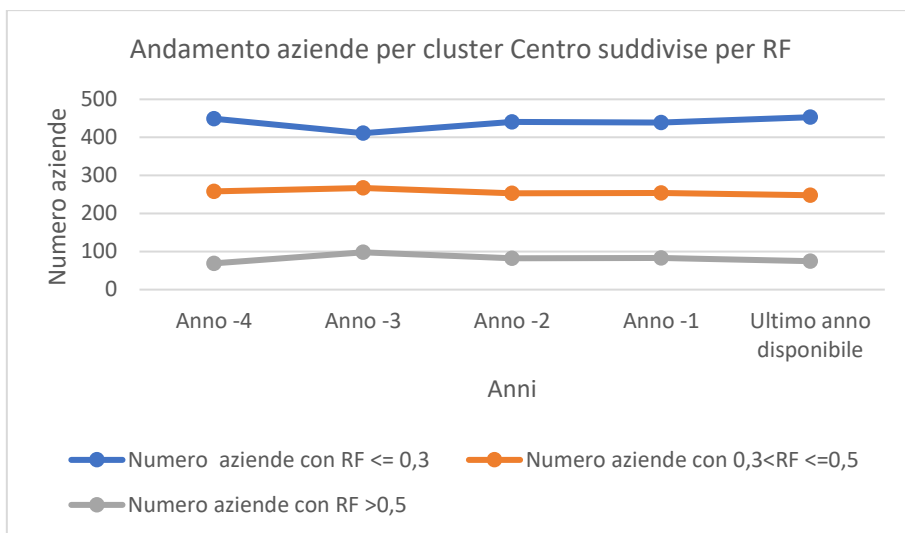


Grafico 46: Andamento aziende Cluster Centro negli anni sulla base del red flag

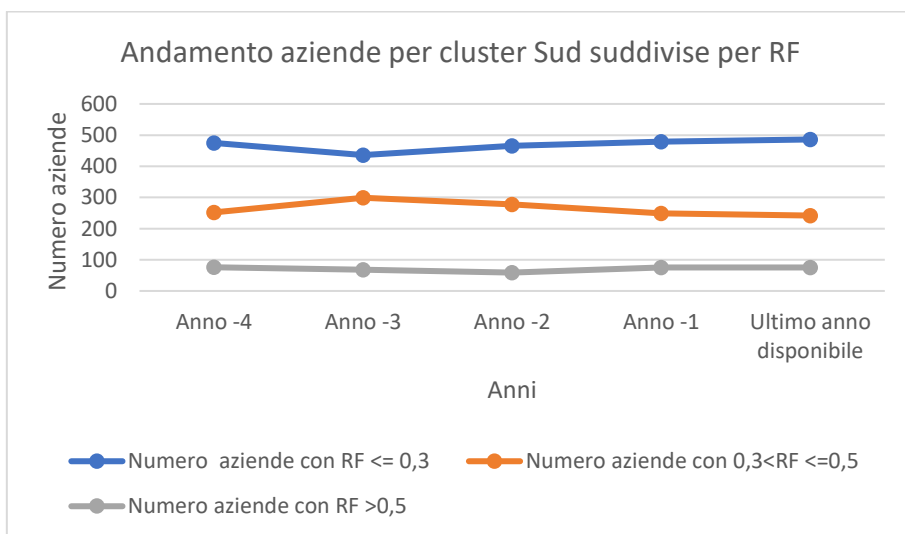


Grafico 47: Andamento aziende Cluster Sud negli anni sulla base del red flag

Dopo aver esposto l'analisi sui cluster geografici, nelle *Tabelle 72, 73, 74 e 75* viene effettuato uno studio tenendo conto dei ricavi delle PMI. In particolare, le aziende sono suddivise per cluster di ricavo e per valori di RF. Come già osservato, il gruppo di quelle con ricavi inferiori a 5 milioni di euro contiene il maggior numero delle aziende del campione, per questo sarà necessario fornire una precisa descrizione del suo andamento negli anni. In particolare, si evince che le PMI di questo gruppo dall'anno -4 subiscono una generica diminuzione e nello specifico, quelle caratterizzate da valori di $RF \leq 0,3$ e compresi tra 0,3 e 0,5 diminuiscono nell'ultimo anno disponibile, mentre quelle con $RF > 0,5$ aumentano.

Le imprese invece caratterizzate dai ricavi maggiori (Ricavi ≥ 15 milioni di euro) negli anni diminuiscono ed in particolare, vi è una riduzione delle aziende con bassa, media e alta probabilità di default, con una percentuale rispettivamente pari al 6,15%, 13,1% e 13%. Per quanto riguarda i cluster intermedi, le PMI con ricavi compresi tra 5 e 10 milioni di euro e quelle con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro, si popolano nell'ultimo anno più o meno dello stesso numero di aziende rispetto all'anno -4, con un delta rispettivamente di 99 e 103.

Gli andamenti appena descritti, negli anni di interesse, sono osservabili nei *Grafici 48, 49 e 50, 51*.

Cluster Ricavi <5 milioni di euro	Anno - 4	%	Anno - 3	%	Anno - 2	%	Anno - 1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	1562	56,78%	1434	52,39%	1484	55,81%	1489	57,42%	1528	59,00%
Numero di aziende con $0,3 > RF \leq 0,5$	899	32,68%	982	35,88%	912	34,30%	816	31,47%	765	29,54%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	290	10,54%	321	11,73%	263	9,89%	288	11,11%	297	11,47%

Tabella 72: Suddivisione per cluster di ricavi < 5 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Ricavi ≥ 5 milioni e <10 milioni di euro	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con $RF \leq 0,3$	249	60,00%	284	59,54%	327	64,24%	350	65,67%	326	63,42%
Numero di aziende con $0,3 > RF \leq 0,5$	143	34,46%	166	34,80%	147	28,88%	164	30,77%	162	31,52%
Numero di aziende con $RF > 0,5$	23	5,54%	27	5,66%	35	6,88%	19	3,56%	26	5,06%

Tabella 73: Suddivisione per cluster di ricavi ≥ 5 milioni di euro e <10 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Ricavi ≥ 10 milioni e <15 milioni di euro	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF≤0,3	48	42,48%	99	50,77%	117	53,67%	118	52,68%	123	56,94%
Numero di aziende con 0.3>RF≤0,5	57	50,44%	85	43,59%	87	39,91%	91	40,63%	83	38,43%
Numero di aziende con RF>0.5	8	7,08%	11	5,64%	14	6,42%	15	6,70%	10	4,63%

Tabella 74: Suddivisione per cluster di ricavi ≥ 10 milioni di euro e <15 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

Cluster Ricavi ≥15 milioni di euro	Anno -4	%	Anno -3	%	Anno -2	%	Anno -1	%	Ultimo anno disponibile	%
Numero di aziende con RF≤0,3	260	57,65%	164	51,09%	186	54,07%	220	57,89%	244	59,51%
Numero di aziende con 0.3>RF≤0,5	168	37,25%	145	45,17%	142	41,28%	142	37,37%	146	35,61%
Numero di aziende con RF>0.5	23	5,10%	12	3,74%	16	4,65%	18	4,74%	20	4,88%

Tabella 75: Suddivisione per cluster di ricavi ≥ 15 milioni di euro delle imprese, sulla base del valore di RF registrato negli anni.

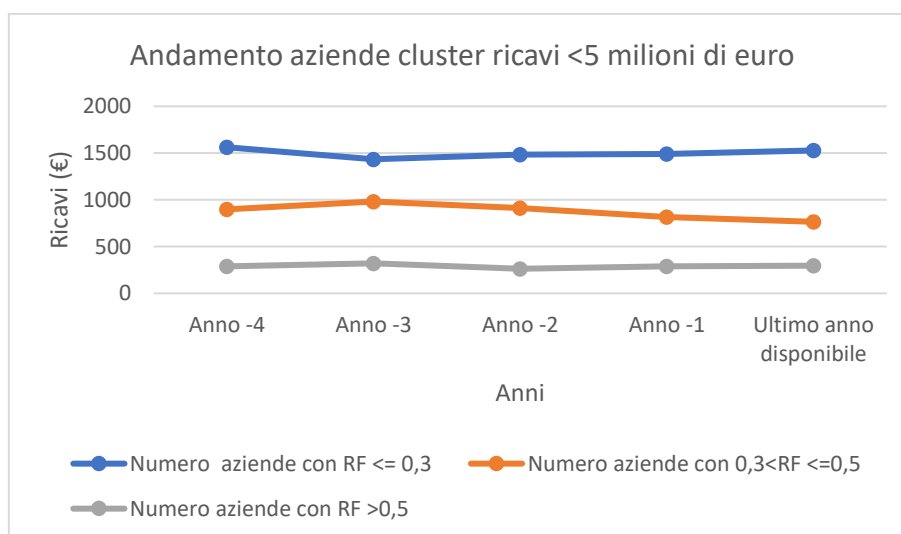


Grafico 48: Andamento aziende per cluster di ricavi <5 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

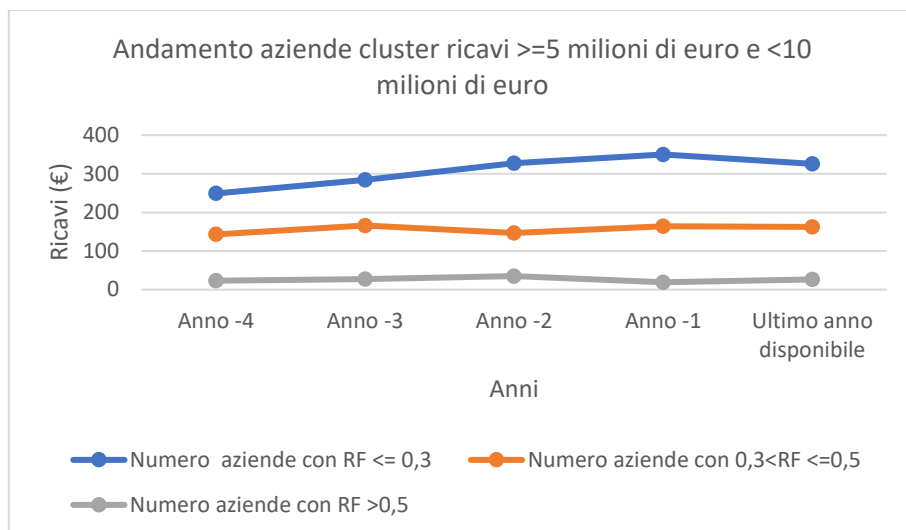


Grafico 49: Andamento aziende per cluster di ricavi ≥ 5 milioni di euro e < 10 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

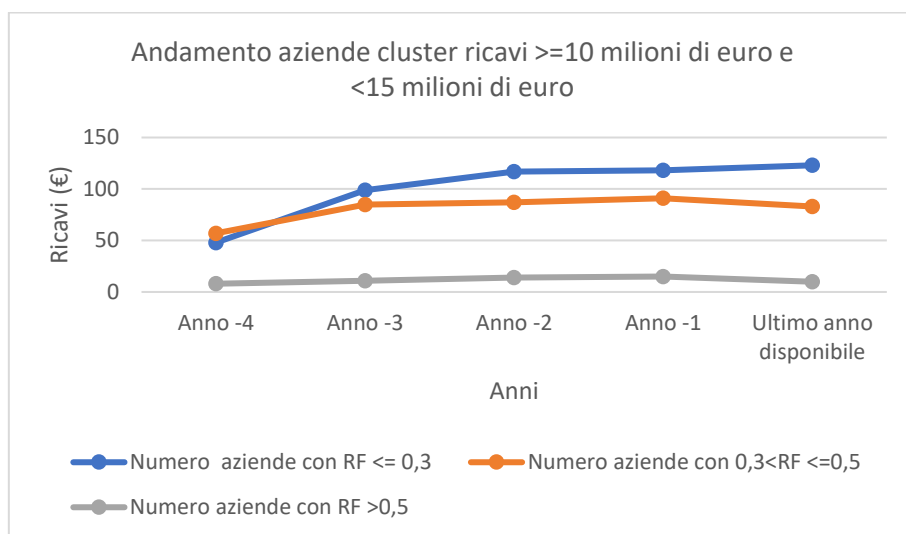


Grafico 50: Andamento aziende per cluster di ricavi ≥ 10 milioni di euro e < 15 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

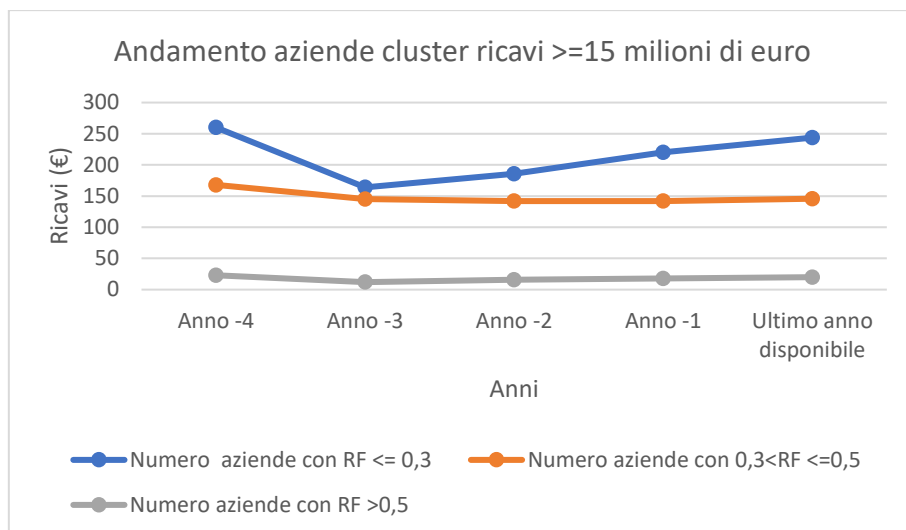


Grafico 51: Andamento aziende per cluster di ricavi >=15 milioni di euro negli anni sulla base del red flag

I dati osservati nelle tabelle e nei grafici appena visti ci consentono di avere una visione della situazione Pre-Covid del settore public. Tuttavia, bisogna approfondire, come già visto per gli altri settori, quali sono gli indici che hanno inciso nella determinazione e successiva modifica, negli anni, del red flag delle aziende analizzate. La *Tabella 76* evidenzia la situazione generale del campione e in particolare, definito un cluster di aziende con bassa ($RF \leq 0,3$), media ($0,3 < RF \leq 0,5$) e alta ($RF > 0,5$) probabilità di default, si mostra il valore medio di RF registrato in quel cluster. I dati qui riportati si riferiscono a quelli dell'ultimo anno disponibile.

	Valore medio di RF
$RF \leq 0,3$	0,29
$0,3 < RF \leq 0,5$	0,42
$RF > 0,5$	0,74

Tabella 76: Andamento del RF nel settore public

Prima dell'analisi dei singoli attributi analizzati dall'algoritmo di machine learning, viene mostrato lo studio effettuato sull'importanza delle caratteristiche. In particolare, la *Tabella 77* mostra quante sono le features necessarie per la determinazione del valore di red flag. Si osserva che la sola feature **F1**, nel last year available, riesce a spiegare il 2,55% delle aziende del campione public, mentre **F1+F2** spiegano insieme il 2,06% delle aziende del settore. Come ci aspettava invece, la somma delle features **F1+F2+F3** riesce a spiegare l'87,43% del campione totale. Si ricorda dunque che, anche in questo caso, come per i settori del servizio e del commercio, partendo da 15 features, l'algoritmo riesce a determinare il valore di RF della maggior parte delle aziende utilizzandone 3.

	Ultimo anno disponibile	%	Anno -1	%	Anno -2	%	Anno -3	%	Anno -4	%
F1	95	2,55%	77	2,06%	87	2,33%	73	1,96%	89	2,39%
F1+F2	77	2,06%	62	1,66%	54	1,45%	58	1,55%	68	1,82%
F1+F2+F3	3261	87,43%	3290	88,20%	3288	88,15%	3292	88,26%	3265	87,53%

Tabella 77: Numero di aziende spiegate sulla base del numero di caratteristiche utilizzate

Anche qui è interessante comprendere quali siano le features più importanti, quali possono essere individuate come campanelli d'allarme per eventuali situazioni di crisi e quali sono i valori medi del settore da considerare come riferimento in termini di performance. Anche in questo caso, non potendo entrare nel dettaglio del significato degli attributi, ci si limiterà a descriverne l'andamento e a comprendere come dovrebbe essere valutato. L'analisi di seguito esposta è stata effettuata su tutte le features elaborate dall'algoritmo, tuttavia, come già visto, ve ne sono alcune che sono risultate più importanti per la spiegazione del valore di RF rispetto ad altre. Per il settore public la *Tabella 78* mostra gli attributi più significativi rispettivamente per F1, F2 ed F3 al fine della determinazione dei diversi valori di red flag. Nei paragrafi successivi, oltre agli attributi rappresentati in *Tabella 78*, saranno riportate le features che hanno mostrato andamenti interessanti per l'analisi. Gli altri attributi, utilizzati comunque per la definizione del *red flag*, sono consultabili in *Appendice C*.

	F1	F2	F3
RF<=0,3	ATT 10	ATT 24	ATT 19
0,3>RF<=0,5	ATT 10	ATT 24	ATT 19
RF>0,5	ATT 10-ATT 19	ATT 24-ATT 22	ATT 19-ATT 17

Tabella 78: Caratteristiche più importanti per ogni cluster di red flag

6.3.1 Attributo 10

L'**attributo 10** è un valore assoluto, di tipo **Revenue/Profit**.

Osservando la *Tabella 79* e il *Grafico 52* si possono fare delle osservazioni interessanti riguardanti le PMI caratterizzate da un'alta probabilità di default. L'andamento negli anni dell'attributo 10 mostra infatti delle performance nettamente negative rispetto agli altri cluster. In particolare, si può osservare come il valore di questo indice, nell'ultimo anno disponibile, sia più o meno crescente per le aziende con medio-bassa probabilità di default e decrescente per le altre.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	5.965.348,80	5.223.722,07	5.552.227,47	6.120.579,74	6.132.009,68
0,3<RF<=0,5	7.596.978,61	5.942.617,22	6.360.742,35	6.665.434,41	7.451.370,89
RF>0,5	3.909.195,73	3.255.586,42	4.178.682,53	3.798.999,95	3.268.162,87

Tabella 79: Andamento ATT 10 negli anni per cluster di RF

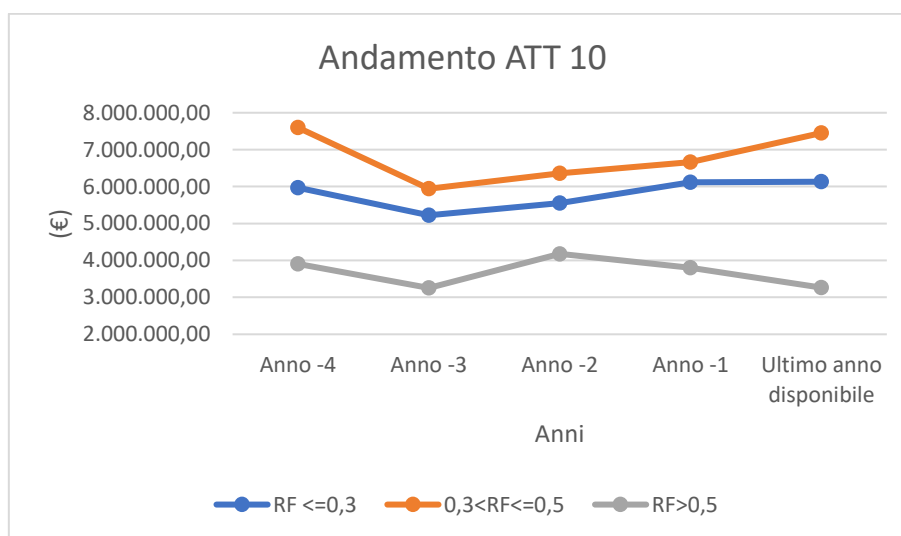


Grafico 52: Andamento ATT 10 negli anni per cluster di RF

6.3.2 Attributo 11

L'**attributo 11** è un valore percentuale, di tipo **Revenue/Profit**.

Come si può osservare dal *Grafico 53*, le aziende che hanno un $RF \leq 0,3$ e compreso tra 0,3 e 0,5, hanno un trend simile, sia in termini di valori puntuali osservabili nella *Tabella 80*, che in termini di andamento negli anni. L'unica differenza riscontrabile si ha nel last year available, in cui le PMI con $RF \leq 0,3$ chiudono con un valore di ATT 11 maggiore dell'anno -4.

Al contrario, per le imprese con RF compreso tra 0,3 e 0,5 si ha la situazione opposta, con una diminuzione dell'indice rispetto all'anno -4. È interessante focalizzare l'attenzione sulle PMI con $RF > 0,5$ poiché il *Grafico 52* mostra un andamento dell'attributo tendenzialmente oscillante fino all'anno -1 e con un forte picco negativo nell'ultimo anno disponibile tale da farlo diminuire del 40% circa rispetto all'anno -4.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	17,68%	17,80%	18,88%	19,46%	19,55%
$0,3 < RF \leq 0,5$	21,84%	23,07%	21,99%	22,01%	18,89%
$RF > 0,5$	-17,46%	-30,67%	-25,23%	-23,71%	-58,25%

Tabella 80: Andamento ATT 11 negli anni per cluster di RF

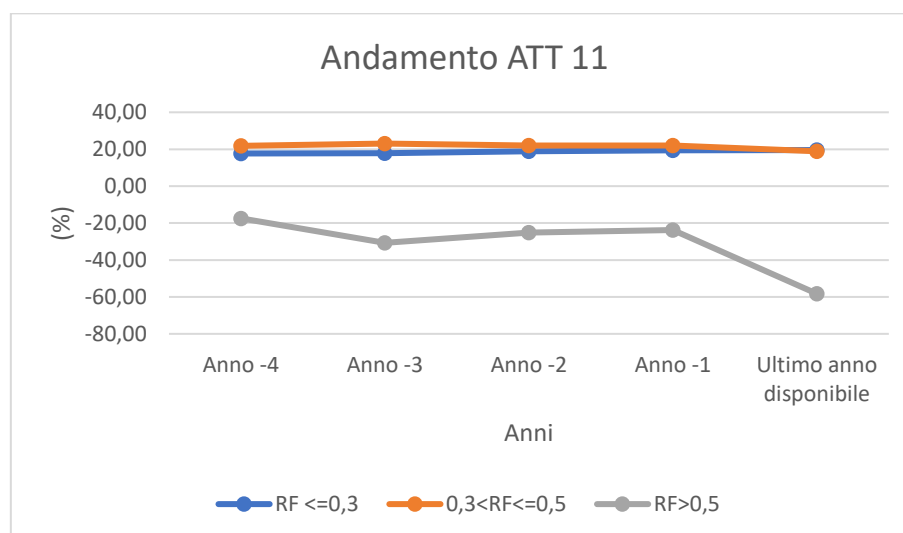


Grafico 53: Andamento ATT 11 negli anni per cluster di RF

6.3.3 Attributo 12

L'**attributo 12** è un valore assoluto, di tipo **Revenue/Profit**.

L'analisi di tale attributo, osservando la *Tabella 81* e il *Grafico 54*, ci consente di mostrare come ci si aspettava, una situazione altamente critica per le aziende con $RF > 0,5$ e, al contrario di quanto atteso, una situazione altamente positiva per le aziende con RF compreso tra 0,3 e 0,5. La situazione critica in cui versano le aziende con alta probabilità di default deriva dal fatto che mediamente, nell'anno -3 e nell'anno -1 sono stati registrati dei valori negativi di tale indice, segno inequivocabile di una condizione di crisi.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	1.132.255,52	1.090.103,60	1.184.817,28	1.359.836,15	1.296.703,45
$0,3 < RF \leq 0,5$	2.007.471,29	1.571.088,75	1.908.215,33	1.788.144,88	1.961.873,32
$RF > 0,5$	136.564,91	-57.090,60	19.567,65	-252.881,02	164.862,93

Tabella 81: Andamento ATT 12 negli anni per cluster di RF

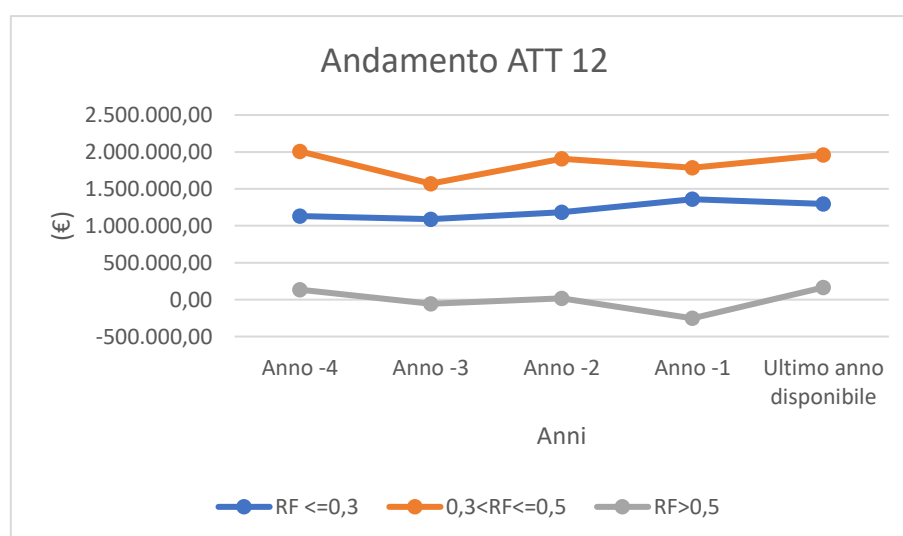


Grafico 54: Andamento ATT 12 negli anni per cluster di RF

6.3.4 Attributo 17

L'**attributo 17** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

Dalla *Tabella 82* e dal *Grafico 55*, si nota un andamento abbastanza diverso negli anni rispetto a questo attributo. In particolare, nell'anno -2, l'indice diminuisce per le aziende con $RF \leq 0,3$ e $RF > 0,5$ mentre aumenta per quelle con RF compreso tra 0,3 e 0,5. Analizzando nel dettaglio le imprese caratterizzate da alto rischio di default, si nota che queste hanno delle performance sempre inferiori alle altre, ma negli anni, il valore dell'attributo ha registrato un trend crescente giungendo, nel last year available, ad un +61% circa rispetto all'anno -4.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	2,14	2,11	2,08	2,13	2,19
$0,3 < RF \leq 0,5$	0,70	0,69	0,82	0,82	1,00
$RF > 0,5$	0,57	0,62	0,47	0,64	0,92

Tabella 82: Andamento ATT 17 negli anni per cluster di RF

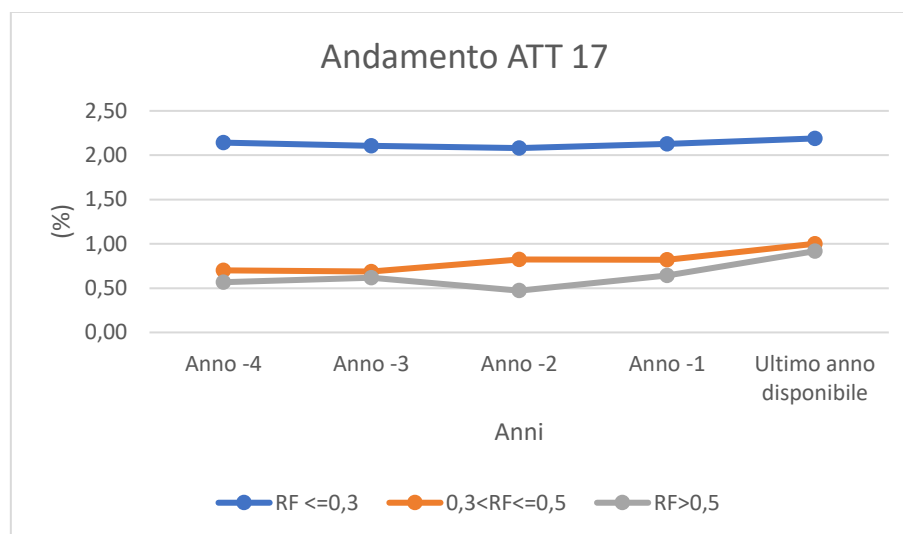


Grafico 55: Andamento ATT 17 negli anni per cluster di RF

6.3.5 Attributo 19

L'**attributo 19** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

Per quanto concerne questo indice si nota, osservando la *Tabella 83* e il *Grafico 56* che, nonostante il trend crescente dall'anno -3 per le imprese con RF compreso tra 0,3 e 0,5 e per quelle con RF maggiore di 0,5, le performance non riescono a raggiungere quelle delle aziende con bassa probabilità di default. È interessante fare un appunto sulle PMI con alta probabilità di fallimento e in particolare, evidenziare che rispetto al picco negativo dell'anno -3, si è avuta una crescita del 337% in soli tre anni.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	44,06	44,07	45,81	46,37	47,70
0,3<RF<=0,5	19,50	16,55	17,08	19,16	21,42
RF>0,5	7,22	3,71	8,30	11,47	16,21

Tabella 83: Andamento ATT 19 negli anni per cluster di RF

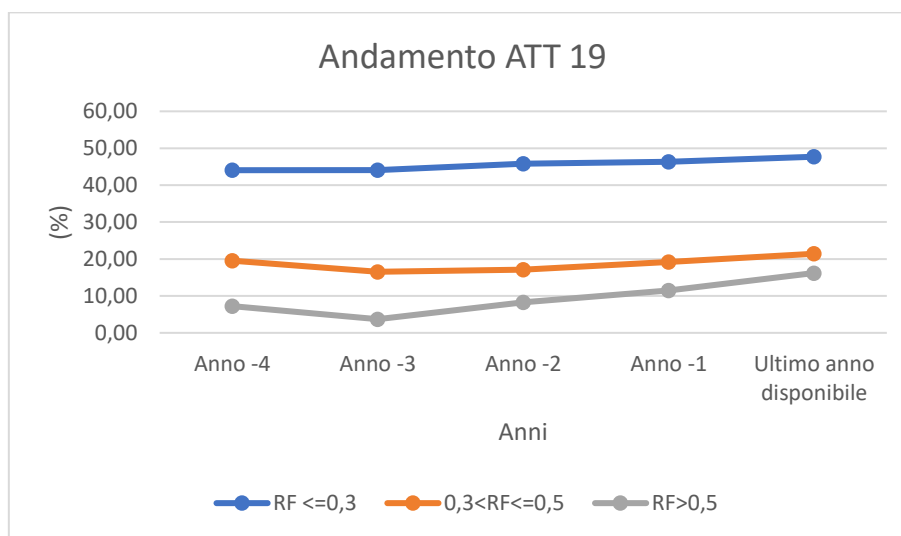


Grafico 56: Andamento ATT 19 negli anni per cluster di RF

6.3.6 Attributo 22

L'**attributo 22** è un valore percentuale, di tipo **Revenue/Profit**.

È evidente, osservando il *Grafico 84* e la *Tabella 57*, che le performance peggiori, in tutti gli anni, sono registrate nel cluster di aziende ad alta probabilità di default.

In particolare, si nota che i valori dell'indice peggiorano dall'anno -4 all'ultimo anno disponibile. Solo nell'anno -1 infatti, si registra una lieve ripresa. Come ci si aspettava invece, sono le aziende caratterizzate da bassa probabilità di default a riportare i valori migliori in tutti gli anni.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	11,43	11,19	11,59	11,40	10,79
0,3>RF<=0,5	4,85	5,37	5,23	4,71	4,68
RF>0,5	-5,27	-5,64	-6,03	-5,20	-6,33

Tabella 84: Andamento ATT 22 negli anni per cluster di RF

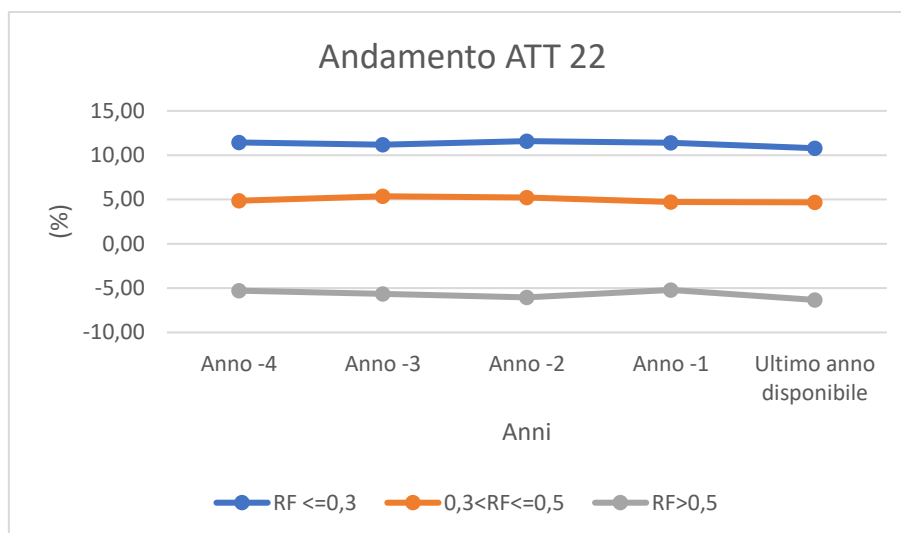


Grafico 57: Andamento ATT 22 negli anni per cluster di RF

6.3.7 Attributo 24

L'**attributo 24** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

Osservando la *Tabella 85* e il *Grafico 58*, si evince che i trend sono tendenzialmente decrescenti per tutti e tre i cluster, nei cinque anni analizzati. Tuttavia, le aziende con probabilità di default alta registrano le performance peggiori con una differenza di circa 5 punti percentuali, nel last year available, rispetto alle PMI con $RF \leq 0,3$.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	1,58	1,74	1,69	1,59	1,57
$0,3 < RF \leq 0,5$	5,89	5,79	5,24	5,26	4,68
$RF > 0,5$	8,32	8,93	8,33	7,54	7,19

Tabella 85: Andamento ATT 24 negli anni per cluster di RF

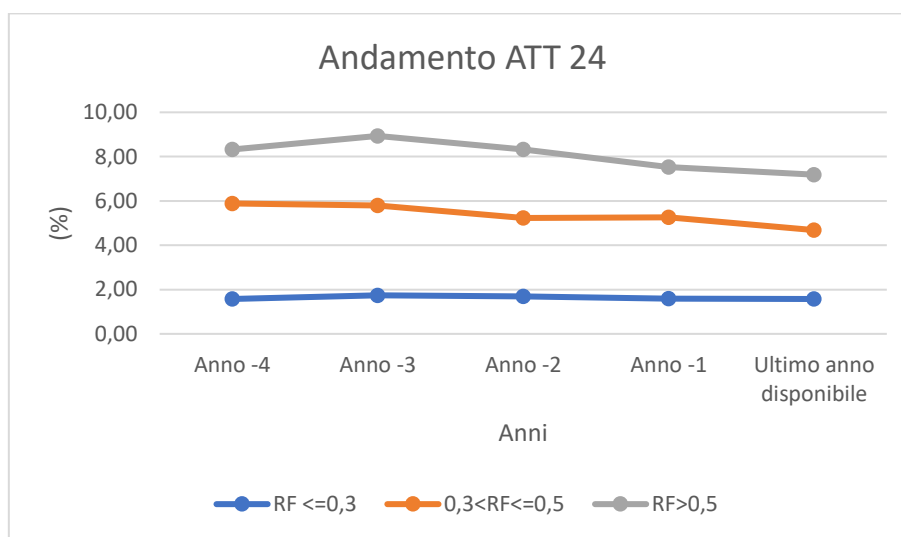


Grafico 58: Andamento ATT 24 negli anni per cluster di RF

6.4 Confronto tra settori service, commerce e public

Nei paragrafi precedenti, l'analisi effettuata sui singoli settori ha consentito di determinare specifici andamenti e livelli di performance ottimali delle aziende appartenenti ai cluster. Tuttavia, risulta interessante comprendere se i trend rilevati sono dovuti alla specificità del settore analizzato e alle sue caratteristiche oppure vi è un'influenza esterna, indipendente dal settore. Di seguito dunque verrà esposta un'analisi sul confronto tra i tre settori analizzati in questa tesi, service, commerce e public. Nella *Tabella 86* è riportato il numero di aziende per settore e la percentuale rispetto al campione totale analizzato.

È importante specificare che tutti i dati riportati in questa analisi si riferiscono all'ultimo anno disponibile.

Inoltre, per una corretta interpretazione, nel calcolo della % di aziende rispetto al campione totale, si è tenuto conto anche delle aziende appartenenti al settore industry, anche se non è analizzato in questo elaborato. Nello specifico, il numero di PMI appartenenti a questo settore è pari a 68.539. Dalla tabella sottostante è evidente che il settore pubblico è il meno popolato mentre service e commerce hanno più o meno la stessa densità in termini di numero di aziende appartenenti.

	Numero di aziende per settore	%
Service	42.296	26,37%
Commerce	45.800	28,56%
Public	3.730	2,33%

Tabella 86: Numero di aziende appartenenti ai settori analizzati e percentuale sul totale del campione

Nella *Tabella 87* viene mostrata la media dei ricavi di ogni settore analizzato. Se si effettua un confronto rispetto al numero di imprese appena visto è evidente che il settore public con il 2,33% di aziende, genera ricavi medi per un valore pari al doppio del settore service e maggiori del 19% circa rispetto al settore commerce.

	Ricavi medi
Service	3.857.734,69
Commerce	5.236.795,56
Public	6.269.876,61

Tabella 87: Ricavi medi per settore

La *Tabella 88* mostra il confronto tra i tre settori rispetto all'ATT 11. Come già spiegato nei paragrafi precedenti, tale attributo è di tipo **Revenue/Profit**. Osservando la tabella, coerenti con quanto ci si aspettava, il settore pubblico registra le performance migliori rispetto agli altri cluster. Tuttavia, quello che è interessante evidenziare è il valore relativo al settore commerce che risulta essere altamente inferiore a quello di service e public.

	ATTRIBUTO 11
Service	5,60%
Commerce	1,85%
Public	12,85%

Tabella 88: Confronto tra settori rispetto all'Attributo 11

La *Tabella 89* mostra il numero di dipendenti medio per settore. Dalle analisi si evince che nei servizi si trova, in media, il maggior numero di impiegati, mentre il commercio ne impiega il minor numero e precisamene circa la metà rispetto agli altri due.

	Numero medio di impiegati
Service	26,08
Commerce	12,05
Public	24,87

Tabella 89: Confronto tra settori rispetto al numero medio di impiegati

Per concludere il confronto con gli indici più significativi, nella *Tabella 90* è riportato il valore medio di red flag di ogni settore analizzato. Dai valori esposti, risulta interessante il fatto che non vi sia un settore altamente sbilanciato in termini di probabilità media di default.

In particolare, si ha solo per il settore service una probabilità di poco maggiore rispetto agli altri due. Commerce e public invece hanno mediamente lo stesso valore. È interessante analizzare che comunque, tutti e tre i valori, si mantengono sotto la soglia critica, pari a 0,5.

	Valore medio di Red Flag
Service	0,41
Commerce	0,37
Public	0,37

Tabella 90: Confronto tra settori rispetto alla probabilità media di default

Nella *Tabella 91* sottostante si è deciso di osservare nel dettaglio come il valore medio di RF fosse distribuito per le imprese, dei tre settori, caratterizzate rispettivamente da bassa, media e alta probabilità di default.

Si evince dunque che in termini di probabilità media i tre settori si differenziano sostanzialmente nel cluster di $RF > 0,5$ e in particolare, le PMI del settore service registrano una probabilità lievemente maggiore delle altre. Seguono poi le aziende del settore pubblico ed infine quelle del commercio.

	Valore medio $RF \leq 0,3$	Valore medio $0,3 < RF \leq 0,5$	Valore medio $RF > 0,5$
Service	0,28	0,43	0,75
Commerce	0,29	0,42	0,72
Public	0,29	0,42	0,74

Tabella 91: Confronto tra i tre settori rispetto al valore medio di RF nei tre cluster individuati

7. Analisi scenario Post-Covid e sussidi governativi

L'obiettivo di questo capitolo è comprendere, data una determinata situazione economica delle PMI in analisi, nel caso in cui esse non abbiano un sistema predittivo come quello indicato dalla normativa del Codice della Crisi d'impresa (d.lgs. N. 14 del 12.01.2019, 2019), qual è la conseguenza sulle loro performance di un evento disruptive.

Rispetto a questo tipo di eventi difatti, come già accennato nei capitoli precedenti, vi è la possibilità di prevederne l'impatto, utilizzando appunto un DSS.

La simulazione di un evento disruptive, come quello della pandemia in esame, consente, ai fini della nostra analisi, di comprendere come varia la probabilità di fallimento delle imprese in esame e come un intervento governativo riesca ad influenzare le condizioni delle aziende.

Terminata l'analisi Pre-Covid, sono introdotte delle perturbazioni che fungono da simulazione di una situazione di business interruption causata dal Covid-19. L'output di questa perturbazione sarà oggetto di confronto con lo scenario Pre-Covid già analizzato.

Per concludere il lavoro si valuterà come una sovvenzione da parte del Governo influisca sugli andamenti delle aziende e in particolare, analizzando più scenari, si potrà comprendere quale azione sarebbe la migliore applicazione possibile in questo stato di crisi.

Per procedere alla simulazione dell'evento Covid-19, le ipotesi fatte riguardano sia i primi giorni di lockdown che i successivi. In particolare:

- In fase di lockdown, la difficoltà nel reperimento delle materie prime, porta le aziende a produrre e vendere sulla base delle disponibilità esistenti di magazzino. Con l'avanzare dei giorni ovviamente le disponibilità di magazzino si riducono e i ricavi saranno dipendenti dalle scorte possedute, sia in termini di materie prime che di prodotti finiti;
- In fase di lockdown non si hanno costi per servizi esterni, il personale si riduce a causa della cassa integrazione;
- Nel mese successivo alla fase di lockdown si ipotizza che le scorte di magazzino si esauriscano, a fronte comunque di costi del personale ridotti, impedendo alle imprese di procedere con l'attività produttiva, con conseguente rilevazione di ricavi nulli;
- Nei mesi successivi si ipotizzano interventi da parte dello Stato con dei sussidi.

Riepilogano, i dati manipolati nella situazione Pre-Covid, subiscono una perturbazione su specifici attributi, ovvero:

- Riduzione dei ricavi causata dalla diminuzione della produzione. In particolare, verranno analizzati due scenari che prevedono la riduzione dei ricavi pari rispettivamente al 30% e 40%.
Si specifica che la riduzione è applicata in modo omogeneo su tutti e quattro i settori analizzati, senza differenziazione, in linea con quanto previsto dal governo italiano;
- Riduzione dei costi del personale;
- Intervento del Governo con sussidi pari al 10%, al 20% e al 30% dei ricavi al fine di confrontare le diverse politiche governative e il loro impatto sulla probabilità delle aziende di fallire.

La riduzione prevista dei ricavi è effettuata tenendo conto delle stime di CONFINDUSTRIA, la principale organizzazione italiana rappresentativa delle imprese manifatturiere e dei servizi.

La seconda indagine, condotta ad aprile 2020 (CONFINDUSTRIA, 2020), evidenziava una riduzione di fatturato nel mese di marzo pari al 32,6% rispetto allo stesso mese nel 2019.

La quarta indagine, condotta a luglio 2020 (CONFINDUSTRIA, 2020), evidenziava una riduzione dei ricavi nel mese di giugno, del 24,5% rispetto allo stesso mese nel 2019. Con gli scenari previsti in questo studio, si ha la possibilità di osservare se vi siano differenze sostanziali in termini di “sopravvivenza delle imprese”, analizzando la variazione nei valori di red flag.

Nei paragrafi successivi saranno rappresentati gli andamenti globali di settore nello scenario Post-Covid e i confronti tra la situazione Pre-Covid, quella Post-Covid e la previsione basata sugli scenari di intervento governativi. L’obiettivo è quello di comprendere come varia la probabilità di default delle imprese, quante di esse, a causa dell’evento distruttivo, hanno cambiato la classe di rischio di appartenenza e in quale scenario i sussidi possono garantire la migliore ripresa per le PMI in esame.

In questo capitolo, ai fini di una trattazione mirata ad analizzare l’andamento del *red flag*, si è deciso di modificare il range dei cluster di RF fino ad ora visti. In particolare:

- Le aziende con **bassa probabilità di default** sono quelle caratterizzate da un valore di red flag minore o uguale a 0.3 ($RF \leq 0,3$);

- Le aziende con **media probabilità di default** sono state suddivise in due gruppi. Nello specifico, quelle con un valore di red flag compreso tra 0.3 e 0.4 ($0.3 > RF \leq 0.4$) sono indicate come appartenenti al gruppo **MEDIO-Basso (MEDIO-B)**. Le PMI con valori di red flag tra 0.4 e 0.5 ($0.4 > RF \leq 0.5$) sono indicate come appartenenti al gruppo **MEDIO-Alto (MEDIO-A)**;
- Le aziende con **alta probabilità di default** sono state suddivise in due gruppi. In particolare, quelle con un valore di red flag compreso tra 0.5 e 0.7 ($0.5 > RF \leq 0.7$) sono indicate come appartenenti al gruppo **ALTO** mentre quelle con un valore di red flag superiore a 0.7 ($RF > 0.7$) sono indicate come appartenenti al gruppo **ALTO-CRITICO**.

Quanto appena descritto è rappresentato schematicamente in *Tabella 92*.

Livello basso	
RF basso	$RF \leq 0,3$
Livello medio	
RF medio-B	$0,3 > RF \leq 0,4$
RF medio-A	$0,4 > RF \leq 0,5$
Livello alto	
RF alto	$0,5 > RF \leq 0,7$
RF alto-critico	$RF > 0,7$

Tabella 92: Cluster creati sulla base dei valori di red flag

7.1 Scenario Post-Covid settore Service

La *Tabella 93* mostra la panoramica del settore analizzato nello scenario Post-Covid con riduzione dei ricavi rispettivamente pari al 30% e 40%. È necessario sottolineare che, come già spiegato in precedenza, il numero di imprese analizzate nello scenario Pre-Covid differisce da quelle degli scenari Post-Covid, tuttavia tale delta risulta essere trascurabile poiché pari a 56 aziende, lo 0,1% del campione iniziale. Da un'analisi poi sulla distribuzione del settore nello scenario Post-Covid si evince che la concentrazione sul territorio delle imprese è rimasta la medesima rispetto agli anni precedenti:

- Nord-Est: 22,58%;
- Nord-Ovest: 36,56%;
- Centro: 24,97%;
- Sud: 15,89%.

Nella tabella è riportato il numero di aziende appartenenti al settore e il valor medio di RF, nei due scenari analizzati e nella situazione Pre-Covid. Ciò che risulta evidente è,

come ci si aspetta, una riduzione dei ricavi medi da uno scenario all'altro, soprattutto se si confronta il valore con lo scenario Pre-Covid. Tuttavia, osservando il valor medio di red flag, è evidente che non vi sia, a fronte di una riduzione dei ricavi dal 30% al 40%, una variazione elevata in termini di probabilità media di default. La differenza è evidente invece, rispetto al benchmark dello scenario Pre-Covid, dove la probabilità delle imprese di essere soggette a business interruption è pari al 41% circa. Ciò che si può evidenziare è che comunque, il valor medio di settore, negli scenari Post-Covid, rimane nel cluster **Alto** ($0,5 > RF \leq 0,7$).

	Scenario Pre-Covid	Scenario Post-Covid (riduzione ricavi 30%)	Scenario Post-Covid (riduzione ricavi 40%)
Numero aziende	42296	42240	42240
RF medio	0,41	0,66	0,67

Tabella 93: Riepilogo di settore negli scenari analizzati

La *Tabella 94* mostra, sulla base della suddivisione di RF vista in precedenza, come varia il numero di aziende nei diversi scenari analizzati e la percentuale sul campione. L'evidenza dello scenario Pre-Covid consente di effettuare un confronto mirato rispetto all'andamento che hanno seguito le PMI nel settore dei servizi a seguito di una riduzione dei ricavi. In particolare, si osserva che i due scenari che prevedono la diminuzione del 30% e del 40% del valore dei ricavi, seguono un andamento simile. La quota maggiore di aziende, il 40% circa in entrambe le situazioni, registra un valore di red flag alto ma non critico. Tuttavia, più del 35% delle PMI, in entrambi i casi, mostra valori di red flag critici, sopra la soglia dello 0,7. Questa evidenza consente di proseguire la trattazione considerando come scenario di analisi, quello che propone una riduzione del 30% dei ricavi, così da mantenere una linea coerente rispetto agli studi evidenziati da CONFINDUSTRIA. Focalizzando dunque l'attenzione sugli scenari Pre-Covid e Post-Covid con riduzione del 30%, si osserva in modo chiaro, una variazione dei cluster di red flag in negativo. Le imprese infatti passano dallo scenario Pre-Covid in cui, la maggioranza di esse registrava valori di red flag $\leq 0,3$, allo scenario Post-Covid dove, il 78,36% registra valori di RF superiori a 0,5. Nel Post-Covid infatti, il numero di imprese con $RF \leq 0,3$ è quasi nullo.

	Livello Basso		Livello Medio				Livello Alto			
	RF<=0,3		B: 0,3>RF<=0,4		A: 0,4>RF<=0,5		Alto: 0,5>RF<=0,7		Alto-Critico RF>0,7	
	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%
Scenario Pre-Covid	22365	52,88%	8890	21,02%	3541	8,37%	4286	10,13%	3214	7,60%
Scenario Post-Covid (riduzione 30% dei ricavi)	282	0,67%	1995	4,72%	6862	16,25%	18007	42,63%	15094	35,73%
Scenario Post-Covid (riduzione 40% dei ricavi)	183	0,43%	1897	4,49%	6625	15,68%	18552	43,92%	14983	35,47%

Tabella 94: Analisi del numero di aziende appartenenti ai cluster di red flag

La *Tabella 95* mette in evidenza l'analisi conclusiva dello studio esposto in questa trattazione. È proposto difatti, il confronto tra lo scenario Pre-Covid, lo scenario Post-Covid con riduzione dei ricavi pari al 30% e i tre scenari di sovvenzioni governative pari rispettivamente al 10%, 20% e 30% dei ricavi. Per ogni situazione è riportato il numero di aziende appartenenti ad un determinato cluster di red flag, rispettivamente livello basso, medio o alto e la percentuale sul campione. È interessante notare che, in caso di sovvenzioni, le aziende tendono a seguire il medesimo andamento del caso Post-Covid, popolando per la maggior parte il gruppo caratterizzato da un red flag alto. Nessuna politica di intervento proposta infatti, riesce a riportare le aziende alla situazione Pre-Covid. In tutti gli scenari di sussidi, più del 76% delle imprese resta nella fascia di livello alto di red flag. Analizzando le singole politiche, si osserva che con il sussidio pari al 30% dei ricavi si riesce ad ottenere il risultato migliore in termini di PMI con valori di red flag basso e livello medio B.

Se si considera anche il livello medio A, con il sussidio pari al 30% si registra un numero di imprese con valore di red flag minore o uguale a 0,5 pari al 23,89% del campione. Tuttavia, tale valore, non può essere considerato nettamente migliore rispetto a quello ottenuto dalle politiche che prevedono sussidi pari al 10% e al 20%. Per questi due gruppi si hanno rispettivamente il 23,06% e 23,55% di imprese con red flag minore o uguale a 0,5.

A fronte di quanto appena descritto, non si può affermare che una politica che preveda sussidi pari al 30% dei ricavi sia migliore rispetto a una che preveda sussidi pari al 10% o al 20% dei ricavi. Tuttavia, osservando l'ultimo cluster, che include le PMI con un livello di red flag alto-critico, soggette dunque ad un'altra probabilità di fallimento a 36 mesi, la sovvenzione pari al 30% è quella che consente di ottenere la riduzione maggiore in termini di numero di imprese appartenenti (10,78% rispetto al 35,73% nello scenario Post-Covid).

Dunque, per fornire una soluzione relativamente a quelle aziende che nel medio periodo hanno alta probabilità di dichiarare fallimento, si può affermare che una politica governativa che prevede sovvenzioni pari al 30% dei ricavi, consente di ridurre la probabilità di default del 20,89% delle imprese che si trovavano, nello scenario Post-Covid, nella situazione critica.

	Livello Basso		Livello Medio				Livello Alto			
	RF<=0,3		B: 0,3>RF<=0,4		A: 0,4>RF<=0,5		Alto: 0,5>RF<=0,7		Alto-Critico: RF>0,7	
	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%
Scenario Pre-Covid	22.365	52,88%	8.890	21,02%	3.541	8,37%	4.286	10,13%	3.214	7,60%
Scenario Post-Covid (riduzione 30% dei ricavi)	282	0,67%	1.995	4,72%	6.862	16,25%	18.007	42,63%	15.094	35,73%
Scenario Sussidio (Aumento 10% dei ricavi)	259	0,61%	2.178	5,16%	7.305	17,29%	22.884	54,18%	9.614	22,76%
Scenario Sussidio (Aumento 20% dei ricavi)	271	0,64%	2.461	5,83%	7.215	17,08%	26.025	61,61%	6.268	14,84%
Scenario Sussidio (Aumento 30% dei ricavi)	291	0,69%	2.644	6,26%	7.157	16,94%	27.593	65,32%	4.555	10,78%

Tabella 95: Confronto sul numero di imprese di ogni cluster individuato, tra gli scenari Pre-Covid, Post-Covid e sussidi governativi

La *Tabella 96* mette in evidenza il valor medio del red flag osservato nei diversi cluster descritti in precedenza e la media di settore registrata in ogni scenario. È interessante osservare che, rispetto alla situazione Pre-Covid, nel livello Alto-Critico, sia lo scenario Post-Covid che gli eventuali sussidi governativi, consentono di ridurre il valor medio del red flag assunto dalle PMI appartenenti a quel cluster. Si può affermare che in media, nella fase precedente la pandemia, quel gruppo era popolato da poche aziende (vedi *Tabella 95*) con un indice di default mediamente più alto degli altri scenari proposti. Tra le politiche di sovvenzioni analizzate, quella che prevede un aumento dei ricavi pari al 20% fornisce, nella situazione più critica, il valor medio di red flag migliore (0,8210), seppur per variazioni infinitesime rispetto alle altre due soluzioni. Negli altri cluster, è lo scenario di sussidi pari al 30% a mostrare risultati più performanti. Con tale analisi tuttavia, non si può dire che le differenze tra una soluzione e l'altra siano nettamente

evidenti. Analizzando invece il dato sul valore medio di red flag del settore, si evince che una politica di sovvenzioni del 30% dei ricavi, diminuirebbe il valor medio della probabilità di default dell'intero settore. Tuttavia, è evidente che, nessuna politica proposta, nel medio termine, è in grado di ottenere valori come quelli registrati nello scenario Pre-Covid.

	Livello Basso	Livello Medio		Livello Alto		VALORE MEDIO DI RF
	RF<=0,3	B: 0,3>RF<=0,4	A: 0,4>RF<=0,5	Alto: 0,5>RF<=0,7	Alto-Critico: RF>0,7	
Scenario Pre-Covid	0,2836	0,4000	0,5000	0,6454	0,8861	0,4086
Scenario Post-Covid (riduzione 30% dei ricavi)	0,2908	0,3777	0,4690	0,6357	0,8295	0,6634
Scenario Sussidio (Aumento 10% dei ricavi)	0,2927	0,3715	0,4654	0,6355	0,8215	0,6327
Scenario Sussidio (Aumento 20% dei ricavi)	0,2925	0,3687	0,4624	0,6340	0,8210	0,6148
Scenario Sussidio (Aumento 30% dei ricavi)	0,2921	0,3669	0,4609	0,6321	0,8248	0,6049

Tabella 96: Valor medio di red flag nei diversi cluster individuati, per ogni scenario analizzato

7.2 Scenario Post-Covid settore Commerce

La *Tabella 97* mostra la panoramica generale sul settore del commercio. In particolare, si evidenziano lo scenario Pre-Covid e quelli Post-Covid relativi ad una riduzione dei ricavi pari al 30% e al 40%. Anche in questo caso, come già accennato, il numero di imprese su cui sono svolte le analisi è diverso da quelle con cui è stato presentato il capitolo Pre-Covid. In questo caso si utilizzano 45.753 imprese, a fronte delle precedenti 45.800. Tuttavia, essendo la variazione di sole 47 PMI, si può considerare trascurabile, considerando anche che la concentrazione sul territorio è rimasta invariata.

Si ha infatti:

- Nord-Est: 21,84%;
- Nord-Ovest: 29,11%;
- Centro: 23,42%;
- Sud: 25,64%.

Nella *Tabella 97* è riportato, per i tre scenari considerati, il numero di aziende appartenenti e il valore medio di red flag registrato. Ciò che risulta evidente è la riduzione, attesa, dei ricavi medi da uno scenario all'altro ma l'analisi più interessante si può effettuare sul valore medio del red flag registrato. Si osserva che tra lo scenario di riduzione dei ricavi pari al 30% e quello con diminuzione pari al 40%, il valor medio di settore della probabilità di default rimane costante, tuttavia si registra un valore che rientra nel cluster **Alto-critico** ($RF > 0,7$). Questo è un segnale di forte allarme, soprattutto se paragonato allo scenario Pre-Covid, in cui l'andamento medio del settore rientrava nella fascia **Medio-B** ($0,3 > RF \leq 0,4$).

	Scenario Pre-Covid	Scenario Post-Covid (riduzione ricavi 30%)	Scenario Post-Covid (riduzione ricavi 40%)
Numero aziende	45800	45753	45753
RF medio	0,37	0,70	0,70

Tabella 97: Riepilogo di settore negli scenari analizzati

La *Tabella 98* evidenzia, sulla base della suddivisione del red flag vista in precedenza, come varia il numero di imprese negli scenari analizzati e la relativa percentuale sul campione totale. Si può osservare che, l'andamento nel caso in cui i ricavi si riducano del 30% è lo stesso rispetto al caso in cui diminuiscano del 40%. La quota maggiore di imprese registra un valore critico di red flag, ma in generale, la quasi totalità del campione resta comunque sopra al valore considerato già alto, pari a 0,5. Il confronto con lo scenario Pre-Covid risulta nettamente evidente nella misura in cui si osserva che il trend è totalmente opposto. Il numero di imprese con un red flag maggiore dello 0.5 è pari al 10,40% del campione. In questo caso infatti, la quota maggiore di PMI, pari al 62,84% registra un red flag $\leq 0,3$ e comunque l'83,83% delle aziende, mostra un valore di red flag $\leq 0,4$.

Come già anticipato nel confronto presentato per il settore dei servizi, al fine di presentare uno studio in linea con quanto elaborato da CONFINDUSTRIA, la trattazione proseguirà con il solo scenario Post-Covid che prevede una riduzione dei ricavi pari al 30%.

	Livello Basso		Livello Medio				Livello Alto			
	RF<=0,3		B: 0,3>RF<=0,4		A: 0,4>RF<=0,5		Alto: 0,5>RF<=0,7		Alto-Critico RF>0,7	
	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%
Scenario Pre-Covid	28782	62,84%	9397	20,52%	2857	6,24%	3130	6,83%	1634	3,57%
Scenario Post-Covid (riduzione 30% dei ricavi)	29	0,06%	1921	4,20%	5411	11,83%	17433	38,10%	20959	45,81%
Scenario Post-Covid (riduzione 40% dei ricavi)	22	0,05%	1897	4,15%	5430	11,87%	17717	38,72%	20687	45,21%

Tabella 98: Analisi del numero di aziende appartenenti ai cluster di red flag

La *Tabella 99* evidenzia l'analisi conclusiva dello studio esposto in questo elaborato. È presentato il confronto, come già visto per il settore dei servizi, tra lo scenario Pre-Covid, lo scenario Post-Covid con riduzione dei ricavi pari al 30% e i tre scenari di sovvenzione proposti pari al 10%, 20% e 30% dei ricavi. Per ogni situazione analizzata è rappresentato il numero di imprese appartenenti allo specifico cluster di red flag e la percentuale sul campione. È evidente che, tutte e tre le politiche proposte, non consentono di ottenere performance paragonabili alla situazione Pre-Covid. Rispetto allo scenario Post-Covid infatti, il numero di imprese che registra un red flag superiore a 0,5 si mantiene sempre al di sopra dell'83% rispetto al campione. Non si può affermare dunque che una politica di sovvenzioni pari al 30% dei ricavi porti le imprese a risollevarsi dal rischio di fallimento rispetto alle altre soluzioni proposte.

Analizzando il solo cluster di PMI che nella fase Post-Covid hanno evidenziato una situazione altamente critica, con una probabilità di fallimento a 36 mesi superiore al 70%, si osserva che, un sussidio pari al 30% dei ricavi porterebbe il numero di PMI di quel cluster a ridursi di circa 35 punti percentuali rispetto alla situazione osservata Post-Covid.

Questo risultato è estremamente rilevante, a livello decisionale, al fine di evitare che le aziende per cui l'evento pandemico analizzato è risultato essere altamente dannoso, negli anni successivi non riescano a superare le perdite subite e dichiarino fallimento.

	Livello Basso		Livello Medio				Livello Alto			
	RF<=0,3		B: 0,3>RF<=0,4		A: 0,4>RF<=0,5		Alto: 0,5>RF<=0,7		Alto-Critico: RF>0,7	
	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%
Scenario Pre-Covid	28782	62,84%	9397	20,52%	2857	6,24%	3130	6,83%	1634	3,57%
Scenario Post-Covid (riduzione 30% dei ricavi)	29	0,06%	1921	4,20%	5411	11,83%	17433	38,10%	20959	45,81%
Scenario Sussidio (Aumento 10% dei ricavi)	50	0,11%	1.774	3,88%	5.829	12,74%	25.549	55,84%	12.551	27,43%
Scenario Sussidio (Aumento 20% dei ricavi)	81	0,18%	2.134	4,66%	5.467	11,95%	30.688	67,07%	7.383	16,14%
Scenario Sussidio (Aumento 30% dei ricavi)	95	0,21%	2.408	5,26%	5.166	11,29%	33.395	72,99%	4.689	10,25%

Tabella 99: Confronto sul numero di imprese di ogni cluster individuato, tra gli scenari Pre-Covid, Post-Covid e sussidi governativi

La *Tabella 100* colma l'analisi appena vista mostrando il valor medio del red flag registrato in tutti i cluster evidenziati in precedenza. Viene presentato, per completezza, anche il valor medio di red flag del settore del commercio. Osservando il valor medio del settore si evince che, nessuna politica di governo riesce a riportare le performance delle imprese del commercio a quelle registrate negli anni precedenti la pandemia. Nello specifico, analizzando i singoli cluster è evidente che, prima del Covid-19, le PMI del settore che osservavano un valore di red flag superiore a 0,7 erano in percentuale bassa (3,57% rispetto all'intero settore) ma con un valor medio più critico (0,8724). Con le sovvenzioni proposte, si osserva che il valor medio delle imprese nella situazione più negativa (**RF>0,7**) tende a ridursi, pur mantenendo il valore sopra l'80%. È interessante osservare che lo scenario che prevede sussidi pari al 30% non consente di ottenere, nel cluster considerato, valori più performanti rispetto allo scenario che prevede sussidi pari al 20%, anche se le differenze sono infinitesime. Rispetto poi alle imprese appartenenti alle fasce più basse (**RF<=0,5**), grazie alle politiche governative,

la probabilità di fallimento evidenzia performance migliori, diminuendo, passando dalla sovvenzione pari al 10% a quella pari al 30%.

	Livello Basso	Livello Medio		Livello Alto		VALORE MEDIO DI RF
	RF<=0,3	B: 0,3>RF<=0,4	A: 0,4>RF<=0,5	Alto: 0,5>RF<=0,7	Alto-Critico: RF>0,7	
Scenario Pre-Covid	0,2894	0,4000	0,5000	0,6412	0,8724	0,3701
Scenario Post-Covid (riduzione 30% dei ricavi)	0,2872	0,3833	0,4636	0,6582	0,8305	0,7023
Scenario Sussidio (Aumento 10% dei ricavi)	0,2898	0,3734	0,4473	0,6566	0,8107	0,6608
Scenario Sussidio (Aumento 20% dei ricavi)	0,2849	0,3681	0,4412	0,6545	0,8040	0,6391
Scenario Sussidio (Aumento 30% dei ricavi)	0,2827	0,3667	0,4389	0,6521	0,8064	0,6281

Tabella 100: Valor medio di red flag nei diversi cluster individuati, per ogni scenario analizzato

7.3 Scenario Post-Covid settore Public

La *Tabella 101* evidenzia la panoramica del settore pubblico negli scenari Post-Covid con riduzione dei ricavi rispettivamente del 30% e del 40%. In questo caso, il numero di imprese su cui l'analisi è fatta, è pari a 3.725, con una differenza di circa 0,1% rispetto a quelle utilizzate per le analisi Pre-Covid. Per tale motivo, il delta si può ritenere trascurabile. L'analisi sulla distribuzione del campione, sul territorio italiano, evidenzia gli stessi risultati visti negli anni precedenti la pandemia. In particolare:

- Nord-Est: 23,14%;
- Nord-Ovest: 34,50%;
- Centro: 20,83%;
- Sud: 21,53%.

Nella tabella è evidenziato, nei vari scenari, il numero di imprese appartenenti al settore e il valor medio di RF registrato. Oltre alla diminuzione di ricavo, coerente con la perturbazione effettuata sui dati Pre-Covid, ciò che si evince, osservando il valor medio di RF registrato per il settore è che, tale valore passa dal cluster **Medio-B** a quello **Alto**, passando dallo scenario Pre-Covid agli scenari Post-Covid. Nello specifico poi, i due scenari Post-Covid non mostrano rilevanti differenze tranne per il fatto che il valor medio di RF aumenta lievemente nel caso di diminuzione di ricavi pari al 40%.

	Scenario Pre-Covid	Scenario Post-Covid (riduzione ricavi 30%)	Scenario Post-Covid (riduzione ricavi 40%)
Numero aziende	3730	3725	3725
RF medio	0,37	0,61	0,61

Tabella 101: Riepilogo di settore negli scenari analizzati

La **Tabella 102** evidenzia, sulla base della suddivisione di RF già vista, come il numero di imprese, nei diversi scenari varia e la percentuale rispetto al campione. Il confronto con lo scenario Pre-Covid consente di osservare il cambiamento della situazione delle imprese prima che l'evento Covid-19 sconvolgesse l'intero sistema economico. È evidente, osservando i dati, che gli scenari in cui i ricavi si riducono del 30% e del 40%, mostrano una situazione altamente negativa. In particolare, in tutti e due i casi, più della metà delle imprese dell'intero settore, 64,11% nel primo caso e 65,48% nel secondo, hanno una probabilità di default maggiore dello 0,5. All'opposto, nello scenario Pre-Covid, il 90,54% delle PMI, registrava valori di RF inferiori o uguali a 0,5. Come evidente dai dati mostrati, tra i due scenari Post-Covid non vi sono differenze rilevanti se non un lieve peggioramento, coerentemente con quanto atteso, nel caso in cui i ricavi diminuiscano del 40%. Per tale ragione, nel proseguo della trattazione, verrà utilizzato lo scenario con riduzione dei ricavi pari al 30%, così da uniformare le analisi con quanto evidenziato nei report di CONFINDUSTRIA citati in precedenza.

	Livello Basso		Livello Medio				Livello Alto			
	RF<=0,3		B: 0,3>RF<=0,4		A: 0,4>RF<=0,5		Alto: 0,5>RF<=0,7		Alto-Critico RF>0,7	
	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%
Scenario Pre-Covid	2221	59,54%	914	24,50%	242	6,49%	214	5,74%	139	3,73%
Scenario Post-Covid (riduzione 30% dei ricavi)	79	2,12%	361	9,69%	897	24,08%	1391	37,34%	997	26,77%
Scenario Post-Covid (riduzione 40% dei ricavi)	58	1,56%	336	9,02%	892	23,95%	1459	39,17%	980	26,31%

Tabella 102: Analisi del numero di aziende appartenenti ai cluster di red flag

La **Tabella 103** evidenzia per ogni cluster di RF illustrato in precedenza, il numero di imprese appartenenti e la relativa percentuale, rispetto agli scenari Pre-Covid, Post-Covid con riduzione del 30% dei ricavi e gli scenari che prevedono policy governative con supporto pari al 10%, 20% e 30% dei ricavi.

In questo caso, la policy governativa che prevede un sussidio pari al 30% dei ricavi, mostra dei risultati nettamente migliori, rispetto alle altre politiche, per le imprese che nella fase Post-Covid, registrano valori di red flag superiori a 0,7. Grazie al sussidio difatti, solo il 7,87% delle PMI rientra nel gruppo Alto-Critico, a fronte del 26,77% che vi appartiene nel periodo successivo l'evento pandemico. Tale importante risultato, si mostra meno utile se si osservano gli altri cluster di red flag. In particolare, la situazione per le imprese con RF compreso tra 0.5 e 0.7 evidenzia che, nonostante il sussidio pari al 30%, una quota importante di PMI, il 53,56%, continua a registrare valori di RF alti. Le altre due policy proposte non mostrano performance migliori anzi, focalizzando l'analisi sul livello alto di RF, è evidente che il numero di aziende appartenenti, se si considera lo scenario di sussidi al 10% e al 20%, è maggiore rispetto allo scenario di sussidio del 30%.

	Livello Basso		Livello Medio				Livello Alto			
	RF<=0,3		B: 0,3>RF<=0,4		A: 0,4>RF<=0,5		Alto: 0,5>RF<=0,7		Alto-Critico: RF>0,7	
	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%	Numero Aziende	%
Scenario Pre-Covid	2221	59,54%	914	24,50%	242	6,49%	214	5,74%	139	3,73%
Scenario Post-Covid (riduzione 30% dei ricavi)	79	2,12%	361	9,69%	897	24,08%	1391	37,34%	997	26,77%
Scenario Sussidio (Aumento 10% dei ricavi)	72	1,93%	424	11,38%	895	24,03%	1.709	45,88%	625	16,78%
Scenario Sussidio (Aumento 20% dei ricavi)	74	1,99%	480	12,89%	879	23,60%	1.876	50,36%	416	11,17%
Scenario Sussidio (Aumento 30% dei ricavi)	69	1,85%	533	14,31%	835	22,42%	1.995	53,56%	293	7,87%

Tabella 103: Confronto sul numero di imprese di ogni cluster individuato, tra gli scenari Pre-Covid, Post-Covid e sussidi governativi

La *Tabella 104* mostra, come visto per i precedenti settori, l'analisi sul valor medio di red flag per ogni cluster individuato. Se si osserva il dato globale, ovvero il valor medio dell'intero settore, la politica di sussidi pari al 30% dei ricavi fornisce la migliore performance, seppur molto lontana dal valore benchmark dello scenario Pre-Covid. Osservando poi la fascia più critica, quella contenente imprese con una probabilità di default maggiore di 0,7, lo scenario che prevede sovvenzioni pari al 20% dei ricavi riesce a far diminuire la probabilità media, seppur di un solo punto percentuale rispetto alla situazione osservata nel Post-Covid.

	Livello Basso	Livello Medio		Livello Alto		VALORE MEDIO DI RF
	RF≤0,3	B: 0,3>RF≤0,4	A: 0,4>RF≤0,5	Alto: 0,5>RF≤0,7	Alto-Critico: RF>0,7	
Scenario Pre-Covid	0,2854	0,4000	0,5000	0,6383	0,8842	0,3700
Scenario Post-Covid (riduzione 30% dei ricavi)	0,2846	0,3698	0,4687	0,6284	0,8197	0,6088
Scenario Sussidio (Aumento 10% dei ricavi)	0,2881	0,3662	0,4640	0,6320	0,8118	0,5849
Scenario Sussidio (Aumento 20% dei ricavi)	0,2889	0,3627	0,4607	0,6322	0,8090	0,5699
Scenario Sussidio (Aumento 30% dei ricavi)	0,2886	0,3602	0,4581	0,6302	0,8145	0,5612

Tabella 104: Valor medio di red flag nei diversi cluster individuati, per ogni scenario analizzato

8. Analisi dati governance

L'ultima analisi, necessaria al completamento dello studio esposto, riguarda l'assetto organizzativo delle imprese esaminate. Verranno utilizzati i dati finanziari e di governance relativi all'ultimo anno disponibile.

In particolare, per dati di governance si intendono quegli attributi che caratterizzano l'organigramma delle imprese appartenenti ai settori che verranno analizzati e nello specifico si tratteranno:

- Attributi legati alla descrizione della compagine sociale;
- Attributi legati alla descrizione degli organi amministrativi, di revisione e controllo;
- Attributi legati alla familiarità interna alle imprese.

Come già accennato, la struttura di un'organizzazione è di fondamentale importanza al fine della corretta gestione nella risposta ad eventi più o meno disruptive, come quello della pandemia in esame. Non si può non tener conto poi del numero e delle caratteristiche di PMI a conduzione familiare presenti in Italia.

Nello specifico, si parla di impresa familiare se il controllo è così distribuito:

- Appartenente a una o due famiglie almeno per il 50%, se non quotata;
- Appartenente a una o due famiglie almeno al 25%, se quotata;
- Appartenente ad un'entità giuridica secondo le modalità descritte nel punto precedente.

Esse non solo sono fortemente presenti sul territorio ma contribuiscono in maniera sostanziale a generare occupazione e contribuire al PIL della nazione (Ghione, 2020). Tuttavia, questo tipo di organizzazioni è spesso soggetto a due correnti di pensiero opposte. Come afferma lo studio AldAF (Corbetta, et al., s.d.), se da un lato esse riescono a registrare performance positive, sono spesso segnalate come poco flessibili, soggette a potenziali conflitti di interessi e non in grado di adattarsi ai cambiamenti.

La struttura della compagine sociale è estremamente rilevante nella definizione delle performance aziendali. In particolare, si può citare il fatto che un numero di soci elevato può generare conflitti d'interesse e allungamento dei tempi di decisione, d'altro canto un numero ridotto di soci fa sì che la società potrebbe avere minor capitale conferito e sia più avversa al cambiamento.

Ancora, la tipologia di soci, più o meno influenti sui decisori, la distribuzione delle quote, la separazione o meno tra proprietà e controllo, la familiarità dell'organizzazione, la presenza o meno di un organo di controllo e l'età media dei

decision maker, influenzano la prontezza di un'azienda nel rispondere a cambiamenti ed eventi che si presentano. L'obiettivo è quello di comprendere come le performance sono condizionate e quali attributi risultano più influenti.

Nel caso specifico, così come per i dati di finance, l'algoritmo proprietario di Arisk provvede alla definizione dell'indice di governance attraverso le features che riflettono le caratteristiche dell'assetto societario.

Oltre allo studio qui proposto, ve ne sono altri che sono stati portati avanti con l'obiettivo di comprendere come un modello societario piuttosto che un altro, possano essere in grado di agire in modo differente, ottenendo risultati dissimili, alle varie situazioni cui un'azienda è esposta.

Il report 2020 del Corporate Governance Lab (Minichilli, et al., 2020), evidenzia lo studio fatto sulle imprese italiane di medio-grandi dimensioni e il rispettivo indice di governance.

In tale elaborato si distinguono le tipologie di assetto proprietario che possono caratterizzare un'impresa. In particolare, essa può essere di tipo familiare, statale (o ente locale), coalizione o a controllo finanziario. Una seconda distinzione importante è sulle tipologie di modelli di leadership adottabili.

La leadership collegiale è la più diffusa tra le imprese familiari e coalizioni, dunque principalmente tra le imprese non quotate. Solitamente poi, la presenza di un unico amministratore delegato è caratteristica delle imprese statali e di quelle a controllo finanziario.

Si evidenzia che le performance economico finanziarie siano correlate inversamente rispetto all'età del leader generando conseguenze sulla crescita dell'impresa stessa. Tuttavia, si dimostra anche che il numero di leader ultrasessantenni, che ad oggi caratterizza un quarto delle imprese, specialmente familiari e coalizioni, è in crescita negli anni.

A fronte di quanto detto, lo studio si concentra sulla definizione di un buon indice di governance, influenzato da diverse caratteristiche dell'assetto societario.

In particolare, esso dipende da:

- La presenza di un organo di amministrazione;
- La diversity del consiglio di amministrazione in termini di caratteristiche personali dei soggetti. La valutazione è effettuata considerando fattori quali età, bilanciamento di genere e differenze di provenienza geografica;
- La leadership individuale. In particolare, si dimostra che la maggior parte delle imprese statali e a controllo finanziario ha un unico leader, mentre la leadership collegiale è tipica di imprese non quotate, familiari e coalizioni;
- La presenza di consiglieri outsider, ovvero coloro che non sono soci, non hanno legami di parentela con la proprietà e non hanno deleghe o ruoli

esecutivi nel CdA. Per le aziende statali poi, sono outsider i soggetti non esecutivi. In particolare, si dimostra che le imprese familiari e coalizioni hanno in media una sovra-rappresentazione di consiglieri con legami proprietari (insider), mentre le imprese statali hanno un bilanciamento migliore tra componente esecutiva e non (Corbetta & Quarato, 2019);

- La separazione dei ruoli di Presidente e Amministratore Delegato.

I risultati dallo studio appena descritto sono fondamentali al fine della comprensione dei dati ottenuti dall'analisi dell'indice di governance di seguito esposto. In particolare, ciò che risulta importante sottolineare è che:

- La presenza di un CdA migliora le performance di 1,37 punti di ROA;
- La presenza, nel Cda, di almeno un consigliere outsider, aumenta la probabilità di fare acquisizioni, nazionali o estere;
- Le aziende che mantengono la separazione tra Presidente e AD hanno, in media, un ROA maggiore di 0.69 punti;
- La presenza, nel CdA, di un elevato grado di diversity, aumenta la probabilità di fare acquisizioni;
- Le imprese familiari tendono ad avere più azionisti insider, mentre quelle a controllo statale hanno più azionisti outsider;
- Le imprese familiari sono più soggette a leadership collegiale, mentre quelle a controllo statale tendono ad accentrare il potere nelle mani di un amministratore delegato;
- Le imprese familiari hanno, in media, valori dell'indice di governance inferiori rispetto alle imprese non familiari. Tale differenza è ancor più evidente nelle zone del Centro-Nord e Sud del Paese.

Un altro studio condotto dall'Osservatorio AUB sulle aziende familiari italiane (Corbetta, et al., s.d.) evidenzia, come si evince dalla *Figura 13* che dal 2007 al 2015 sono aumentate le aziende familiari, soprattutto tra quelle di medio-grandi dimensioni, rispetto alle altre tipologie. La *Figura 14* mostra invece l'aumento delle aziende familiari di piccole dimensioni, negli anni, rispetto alle non familiari. È evidente dunque, dai grafici, che le prime abbiano subito un incremento più evidente rispetto alle imprese di piccole dimensioni.

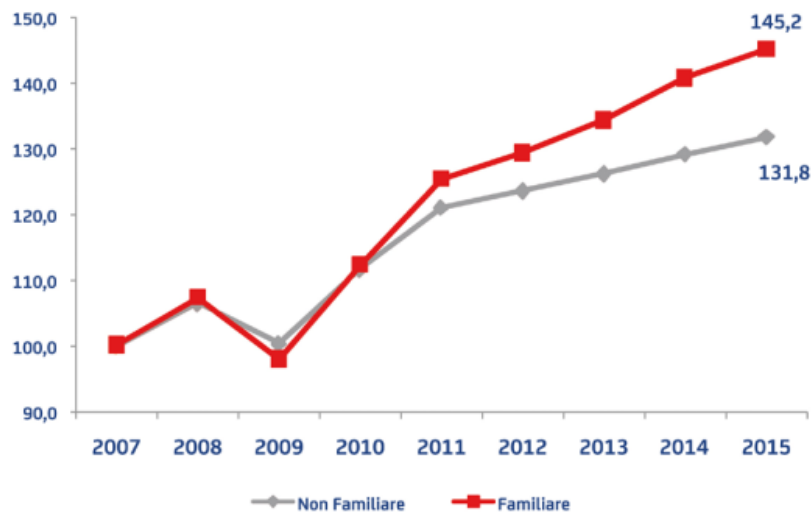


Figura 13: Risultati osservatorio AUB, andamento imprese familiari rispetto alle non familiari, di medio-grandi dimensioni, negli anni

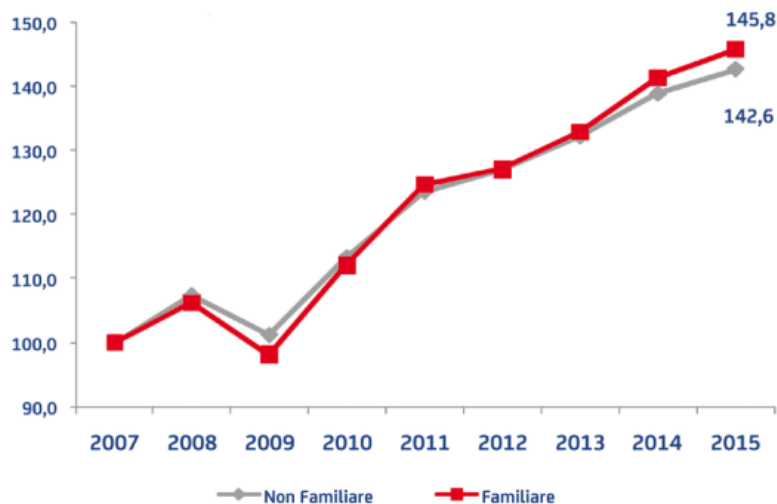


Figura 14: Risultati osservatorio AUB, andamento imprese familiari rispetto alle non familiari, di piccole dimensioni, negli anni

Sempre in tale report si evidenzia che circa il 65% del totale delle aziende italiane, ovvero 15.722, con fatturato superiore a 20 milioni di euro, è caratterizzato da imprese familiari. Tali aziende in oggetto generano un fatturato di 790 miliardi di euro e sono in grado di originare opportunità lavorative per circa 1.5 milioni di persone. Le aziende invece con fatturato inferiore ai 20 milioni di euro sono caratterizzate, per circa l'85% da imprese familiari.

Inoltre, si rileva che il meridione e le isole accolgono il maggior numero di imprese familiari, circa il 79%, rispetto al totale di aziende presenti sul territorio. Segue il Nord-Est con il 68,5%, il Centro con il 64,6% e per concludere il Nord-Ovest con il 60,6%.

A fronte di quanto detto, assieme alla necessità di dover definire, soprattutto quando si parla di eventi disruptive, la solidità di un'azienda in termini di gestione della risposta

all'evento, sorge il bisogno di definire l'indice di governance per le aziende dei settori analizzati, utilizzando l'algoritmo di machine learning, così come visto per il red flag. In particolare, mantenendo la suddivisione per attività, verranno svolte le medesime analisi viste la probabilità di default, cercando di comprendere se uno specifico andamento dell'assetto organizzativo è legato all'appartenenza ad un determinato cluster o è indipendente da esso. In aggiunta, si cercherà di dimostrare se ad un assetto organizzativo più o meno critico, corrisponda una probabilità di default dell'azienda rispettivamente più o meno elevata, utilizzando appunto la variabile red flag. L'output è rappresentato da valori che indicano buona adeguatezza, criticità media e criticità elevata nell'assetto organizzativo. In particolare, si distinguono:

- Le aziende con basso indice di governance, indicate da un Gov Index (**GI**) minore o uguale a 0.3 (**$GI \leq 0,3$**). Queste PMI, sono quelle che non subiscono dinamiche relative ad esempio alla concentrazione del potere nelle mani di pochi o conflitti di interessi che possono impattare sulle performance e sulle capacità di prendere decisioni;
- Le aziende con medio indice di governance, ovvero quelle caratterizzate da un assetto societario peggiore del caso precedente. Sono individuate da un Gov Index compreso tra 0.3 (escluso) e 0.5 (incluso) (**$0,3 < GI \leq 0,5$**);
- Le aziende con alto indice di governance, ovvero quelle caratterizzate da un assetto societario altamente critico e non in grado di gestire gli eventi che ricadono sull'organizzazione, poiché influenzate da aspetti di carattere decisionale che non consentono loro di essere performanti. Ne è un esempio la presenza di conflitti d'interesse. Sono definite da un Gov Index maggiore di 0.5 (**$GI > 0,5$**).

All'analisi suddivisa per settore, seguirà, come visto per le analisi Pre e Post Covid, un confronto, al fine di definire andamenti più o meno dipendenti dalle caratteristiche specifiche dei settori di appartenenza.

Al fine di presentare uno studio chiaro e definito, occorre specificare che essendo il portale AIDA Bureau van Dijk/Moody's costantemente aggiornato in termini di numero di aziende nuove versus numero di aziende fallite, i dati qui presentati sulla struttura organizzativa delle PMI, non corrispondono in termini di numero di aziende analizzate, a quelle con cui sono state effettuate le analisi Pre-Covid.

In particolare, per il settore commerce, sono stati individuati i dati di governance di 45.484 aziende, per il settore public 3.686 imprese e infine, per il service 41.871 PMI. Inoltre, la spiegazione degli studi effettuati da altri enti, consente di comprendere quali sono gli attributi più significativi al fine di determinare la bontà della struttura organizzativa di un'impresa, ovvero il suo indice di governance. Per motivi di

riservatezza tuttavia, come già visto per le caratteristiche finanziarie, nell'elaborato qui presentato, non verranno approfonditi gli attributi analizzati.

La prima importante classificazione, quando si parla di struttura aziendale, riguarda quella Europea, (Raccomandazione della Commissione Europea, 2003) recepita dall'Italia nel Decreto Ministeriale del 2005 (Decreto del 18 aprile 2005, 2005). In tale documento si suddividono le imprese nel seguente modo:

- Si definisce micro impresa, quella che occupa meno di 10 persone e realizza un fatturato annuo non superiore a 2 milioni di euro;
- Si definisce piccola impresa, quella che occupa meno di 50 persone e realizza un fatturato annuo non superiore a 10 milioni di euro;
- Si definisce media impresa, quella che occupa meno di 250 persone e realizza un fatturato non superiore a 50 milioni di euro.

8.1 Analisi dati governance settore service

Le aziende appartenenti al settore dei servizi, come visto, rappresentano circa il 26% del totale delle PMI analizzate. Esso risulta dunque tra i gruppi più popolosi, insieme al commercio, ed è di fondamentale importanza comprendere se l'assetto organizzativo sia in grado di gestire la fase di decision making in modo efficiente, per far fronte a tutti gli eventi che si presentano. Dalla suddivisione elaborata dall'Unione Europea al fine di distinguere le micro imprese dalle piccole e medie, si ottiene la *Tabella 105*, che riporta per ogni anno analizzato, il numero di imprese e la percentuale di esse che rispecchiano la classificazione descritta. Nel settore in analisi, la maggior parte delle PMI classificabili secondo le regole fornite, rientra nel primo gruppo, con il 37.91% nell'ultimo anno disponibile. Il secondo cluster più popolato è quello delle piccole imprese ed infine, con una percentuale molto inferiore rispetto agli altri due gruppi, si trova il numero di aziende classificate come medie imprese.

	Anno - 4	%	Anno - 3	%	Anno - 2	%	Anno - 1	%	Ultimo anno disponibile	%
MICRO-IMPRESA	14.338	33.90%	15.389	36.38%	15.226	36.00%	15.590	36.86%	16.034	37.91%
PICCOLA IMPRESA	8.196	19.38%	7.669	18.13%	7.949	18.79%	8.155	19.28%	8.208	19.41%
MEDIA IMPRESA	1.288	3.05%	1.233	2.92%	1.341	3.17%	1.415	3.35%	1.473	3.48%

Tabella 105: Classificazione secondo UE delle imprese nel settore dei servizi

Nella *Tabella 106* è rappresentata la situazione rispetto ai dati forniti nell'ultimo anno. In particolare, dato il numero di aziende caratterizzate rispettivamente da un assetto

organizzativo buono, medio e critico, viene fornito il valor medio dell'indice di governance dello specifico cluster e la percentuale di appartenenti ad un determinato gruppo. Il maggior numero di aziende è costituito da un medio indice di governance, tale risultato è negativo se si considera che il valor medio registrato in quel cluster è 0,4597, vicino alla soglia critica, pari a 0,5. Solo il 7% delle PMI del settore ha un buon assetto organizzativo, con un valor medio pari a 0,2735. Se si osservano i valori medi del gov index nei tre cluster, si può dedurre che le aziende che hanno un buon sistema societario, registrano un valor medio dell'indice con un delta di circa 40 punti percentuali rispetto alle imprese con un critico assetto societario. Allo stesso modo, le PMI che si ritiene abbiano un medio assetto societario, registrano un valore del Gov Index con un delta di circa 20 punti percentuali rispetto al cluster più critico. Tuttavia, il dato ottenuto di Gov Index medio, per la classe più critica, consente di affermare che il valore 0.6730 sia più vicino alla soglia critica inferiore (0.5) che a quella superiore (1).

	Numero aziende	%	Gov Index medio
GI<=0,3	2.985	7,13%	0,2735
0,3>GI<=0,5	32.928	78,64%	0,4597
GI>0,5	5.958	14,23%	0,6730

Tabella 106: Informazioni di settore suddivise per cluster di gov index

Nella *Tabella 107* si evidenziano le aziende del settore suddivise per cluster geografico e, per ogni gruppo individuato, è calcolato il valore medio dell'indice di governance e la percentuale di imprese appartenenti ad ogni gruppo. Osservando i dati in tabella, si evince che il maggior numero di aziende si concentra nel Nord-Ovest, mentre il minor numero è presente nel Sud. Il Centro registra anche un valore alto, con circa il 25% rispetto al totale di PMI del settore e infine il Nord-Est ne include il 23% circa. Osservando inoltre i dati rilevati dall'analisi del valor medio dell'indice di governance, è evidente che, nonostante le differenze in termini di numero di aziende, tutti e 4 i gruppi registrano un valore del Gov Index medio tendenzialmente uguale. Ciò consente ad esempio di affermare che le PMI del Nord-Est, con il minor numero di aziende appartenenti, hanno un assetto organizzativo mediamente uguale alle imprese localizzate nel Nord-Ovest. In linea generale comunque, i valori medi di GI registrati si discostano di soli 3 punti percentuali circa dalla soglia critica (0.5).

	Numero aziende	%	Gov Index medio
Nord-Est	9.469	22,61%	0,4762
Nord-Ovest	15.294	36,53%	0,4793
Centro	10.458	24,98%	0,4773
Sud	6.650	15,88%	0,4710

Tabella 107: Informazioni di settore suddivise per cluster geografico

Analizzando separatamente i quattro cluster si ottiene quanto rappresentato in *Tabella 108* dove, all'interno di ogni gruppo caratterizzante una posizione geografica, è

evidenziato il numero di aziende cui corrisponde un indice di governance rispettivamente basso, medio e alto ed infine la percentuale rispetto al totale del gruppo in analisi. La situazione peggiore in termini di imprese con alto Gov Index, si registra nel Nord-Ovest, dove circa il 15% delle aziende appartenenti a questo cluster geografico, evidenzia performance critiche ($GI > 0,5$). Con un valore di poco inferiore si trova il Centro, che con circa 5.000 aziende in meno rispetto al Nord-Ovest, detiene quasi la stessa percentuale di PMI con Gov Index critico. La condizione migliore in termini di minor numero di PMI appartenenti al cluster considerato critico, è registrata dal Sud dove, seppur di soli 4 punti percentuali circa rispetto al Nord-Ovest, si trova il minor numero di imprese in tale gruppo. È interessante notare, a fronte della precedente considerazione che il Sud ospita 8.644 aziende in meno rispetto al Nord-Ovest.

	$GI \leq 0,3$	%	$0,3 > GI \leq 0,5$	%	$GI > 0,5$	%
Nord-Est	695	7,34%	7.425	78,41%	1.349	14,25%
Nord-Ovest	1.103	7,21%	11.787	77,07%	2.404	15,72%
Centro	693	6,63%	8.328	79,63%	1.437	13,74%
Sud	494	7,43%	5.388	81,02%	768	11,55%

Tabella 108: Numero di imprese suddivise per cluster geografico sulla base del valore dell'indice di governance

Nella *Tabella 109* è riportata l'analisi effettuata sul valor medio dell'indice di governance per ogni cluster appena visto. Osservando i risultati esposti si evince che non vi sono elevate differenze nelle singole categorie di Gov Index tra i diversi cluster geografici. Si può affermare dunque che in maniera abbastanza omogenea, le aziende sul territorio italiano che hanno un buon assetto organizzativo e dunque un basso valore di GI, registrano mediamente le stesse performance. Tale affermazione è replicabile, in maniera analoga alle imprese con un assetto organizzativo medio e critico.

	Gov Index basso ($GI \leq 0,3$)	Gov Index medio ($0,3 > GI \leq 0,5$)	Gov Index alto ($GI > 0,5$)
Nord-Est	0,2725	0,4595	0,6734
Nord-Ovest	0,2710	0,4598	0,6703
Centro	0,2756	0,4602	0,6738
Sud	0,2775	0,4590	0,6797

Tabella 109: Valor medio del gov index per ogni cluster relativo alla posizione geografica e ai livelli di GI considerati

Oltre alla suddivisione geografica, nella *Tabella 110* è presentato il raggruppamento in termini di ricavi dalle vendite. In particolare, si evidenzia il numero di aziende appartenenti ad un determinato cluster, a seconda dei ricavi registrati nell'ultimo anno, il rispettivo valore percentuale ed infine il valor medio caratterizzante l'assetto organizzativo (Gov Index). Si osserva che il maggior numero di imprese, l'84% circa, registra ricavi inferiori a 5 milioni di euro, dunque tale cluster è rappresentativo del maggior numero di imprese del settore. È interessante notare che il rispettivo indice di governance medio è il più basso registrato, seppur di pochi punti percentuali rispetto

agli altri, segno del fatto che il maggior numero di aziende nel settore è caratterizzata da un assetto organizzativo mediamente performante. Un dato interessante da osservare riguarda le imprese con ricavi maggiori di 15 milioni che, se in percentuale risultano tra le meno presenti nel settore, con il 5% circa in termini di numero di aziende, registrano l'indice di governance più critico di tutte.

	Numero aziende	%	Gov Index medio
Ricavi <5 milioni di euro	34.919	83,40%	0,4744
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	3.670	8,77%	0,4822
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	1.269	3,03%	0,4881
Ricavi >=15 milioni di euro	2.013	4,81%	0,5009

Tabella 110: Informazioni di settore suddivise per cluster di ricavi

Nella *Tabella 111* sono analizzati i cluster suddividendo rispettivamente per Gov index basso, medio e alto ed è riportata la percentuale di ogni gruppo analizzato. È evidente che il maggior numero di imprese del settore è caratterizzata da un valore di ricavi inferiore a 5 milioni di euro e un assetto organizzativo critico per circa il 12% di esse. D'altro canto, solo il 7% circa delle imprese con i ricavi appena visti, ha una struttura societaria buona in termini di capacità di decision making. Un dato rilevante riguarda le aziende con ricavi maggiori di 15 milioni di euro, in cui, delle 2.013 appartenenti al cluster, 550, pari a circa il 27%, ha un assetto organizzativo critico, detenendo la performance peggiore nel livello di GI>0,5. In maniera analoga, le PMI con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro che, dell'intero campione, occupano il 3% circa, registrano il secondo valore più alto per numero di imprese appartenenti al cluster GI>0,5.

	GI<=0,3	%	0,3>GI<=0,5	%	GI>0,5	%
Ricavi <5 milioni di euro	2.543	7,28%	27.862	79,79%	4.514	12,93%
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	236	6,43%	2.815	76,70%	619	16,87%
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	87	6,86%	910	71,71%	272	21,43%
Ricavi >=15 milioni di euro	119	5,91%	1.341	66,62%	553	27,47%

Tabella 111: Numero di imprese suddivise per cluster di ricavi, sulla base del valore dell'indice di governance

Nella *Tabella 112* viene approfondita l'analisi appena vista, determinando, per ogni sotto-gruppo individuato, il rispettivo valor medio dell'indice di governance. Si evince

che le differenze maggiori in termini di assetto organizzativo, si riscontrano per valori di Gov Index superiori a 0.5. Si osserva che le aziende con ricavi inferiori a 5 milioni di euro, registrano il valor medio maggiore mentre, quelle con ricavi superiori a 15 milioni di euro riportano i valori di performance più efficienti, sempre nella situazione più negativa. Negli altri casi, non vi sono differenze rilevanti da osservare poiché i valori del gov index basso e medio sono indicativamente costanti nei vari cluster.

	Gov Index basso ($GI \leq 0,3$)	Gov Index medio ($0,3 > GI \leq 0,5$)	Gov Index alto ($GI > 0,5$)
Ricavi <5 milioni di euro	0,2730	0,4592	0,6818
Ricavi ≥ 5 milioni di euro e <10 milioni di euro	0,2771	0,4613	0,6557
Ricavi ≥ 10 milioni di euro e <15 milioni di euro	0,2724	0,4633	0,6401
Ricavi ≥ 15 milioni di euro	0,2773	0,4646	0,6371

Tabella 112: Valor medio del gov index per ogni cluster relativo ai ricavi e ai livelli di GI considerati

Le analisi precedenti hanno fornito una panoramica del settore ma è necessario approfondire la relazione tra la bontà dell'assetto organizzativo e la probabilità di default. Ciò che si vuole evidenziare è se, data una certa struttura societaria, identificata da un determinato indice di governance che la classifica come buona, media o critica, l'obiettivo è quello di determinare se, tale valore, è riconducibile e dunque influenza la probabilità di quell'azienda di andare in bancarotta.

Nella *Tabella 113* è riportato il numero di imprese che, a seconda dell'indice di governance, sono caratterizzate rispettivamente da un red flag basso, medio o alto e la rispettiva percentuale.

Si evidenzia che la maggioranza di PMI con la struttura organizzativa migliore ($GI \leq 0,3$) è caratterizzata da una bassa probabilità di default, mentre il 17% circa di esse, nonostante l'indice di governance risulti buono, mantiene una probabilità di fallimento alta, segno inequivocabile che il fattore governance non è l'unico ad incidere sulla probabilità di default. Osservando invece, le imprese con un assetto organizzativo critico ($GI > 0,5$), è evidente che la maggior parte di esse (50% circa), nonostante non sia performante in termini di decision making, riesce a mantenere una probabilità di fallimento inferiore a 0.3 mentre il 20% circa registra una probabilità di default superiore a 0.5.

	RF≤0,3	%	0,3>RF≤0,5	%	RF>0,5	%
GI≤0,3	1.574	52,73%	898	30,08%	513	17,19%
0,3>GI≤0,5	17.616	53,50%	9.674	29,38%	5.638	17,12%
GI>0,5	2.995	50,27%	1.732	29,07%	1.231	20,66%

Tabella 113: Numero di imprese del settore suddivise per cluster di gov index e red flag

L'obiettivo è ora quello di focalizzare l'attenzione sul legame tra la probabilità di fallimento e l'indice di governance, fornendo una visione globale sul settore dei servizi. Nella *Tabella 114* si può dunque osservare, per ogni cluster di gov index definito, il valore medio del red flag.

Come atteso, alle imprese caratterizzate da un indice di governance più alto corrisponde una probabilità di default maggiore, pari a 0.4256. Tuttavia, se si osservano i valori medi di RF dei tre cluster, si nota che esso non varia in modo netto da un gruppo all'altro ma vi sono solo delle piccole differenze di delta, pari a circa l'1% in entrambi i casi rispetto al valore maggiore evidenziato. Tuttavia, è interessante osservare che la media dell'RF, in tutti e tre i gruppi, non supera il valor critico pari a 0.5.

	RF medio
GI<0,3	0,4053
0,3>GI≤0,5	0,4052
GI>0,5	0,4256

Tabella 114: Valor medio di RF per cluster di GI

Le tabelle che seguono avranno l'obiettivo di analizzare meglio la relazione tra Gov Index e Red Flag appena vista. In particolare, ciò che si vuole osservare è se innanzitutto vi è una correlazione tra le due variabili e se ciò è vero, riuscire a determinare se tale relazione è diretta o indiretta.

Nella *Tabella 115* è rappresentato il valor medio dell'indice di governance suddividendo i cluster per valori di GI ed RF, secondo le regole già viste. Rispetto ai valori di GI≤0.3 e compresi tra 0.3 e 0.5, si osserva che all'aumentare del valore di RF, essi restano indicativamente costanti. Si ha una lieve variazione nel cluster di GI compresi tra 0.3 e 0.5 ma si può considerare trascurabile. Analizzando l'ultimo cluster, quello che accoglie le PMI con indice di governance maggiore di 0.5, si osserva che aumentando il valore di RF, il valor medio di GI aumenta. Tale evidenza consente di affermare l'esistenza di un legame tra l'assetto organizzativo delle imprese e la loro probabilità di default. In particolare, ciò che risulta da questa analisi è che, peggiori sono le performance legate alla capacità di decision making, più aumenta la probabilità dell'azienda di andare in bancarotta.

	RF<=0,3	0,3>RF<=0,5	RF>0,5
GI<=0,3	0,2729	0,2754	0,2721
0,3>GI<=0,5	0,4591	0,4603	0,4606
GI>0,5	0,6645	0,6727	0,6942

Tabella 115: Valore medio del gov index suddiviso per i cluster individuati da GI ed RF

Nella *Tabella 116* è presentata l'analisi opposta a quella appena vista, ovvero si valuta il valor medio del red flag, nei tre cluster individuati da RF e rispetto ai gruppi evidenziati dall'indice di governance. Per quanto concerne i gruppi RF<=0,3 ed RF compreso tra 0.3 e 0.5, si nota che al variare dei cluster di GI, il valor medio di RF resta indicativamente costante. Un'osservazione interessante invece si può fare sul cluster di RF>0.5 poiché, come si evince dalla tabella, il valor medio più alto è registrato tra le PMI con indice di governance più basso, ovvero minore di 0.3.

Il valor medio di RF decresce nel cluster di aziende con GI compreso tra 0.3 e 0.5 ed infine aumenta di nuovo nel gruppo delle imprese con GI maggiore di 0.5. I risultati osservati da questa analisi consentono di affermare che, tra la probabilità di default di un'azienda e l'indice di governance, vi è una correlazione ma non si può definire in modo chiaro se sia diretta o indiretta.

	GI<=0,3	0,3>GI<=0,5	GI>0,5
RF<=0,3	0,2828	0,2834	0,2850
0,3>RF<=0,5	0,4278	0,4283	0,4298
RF>0,5	0,7417	0,7457	0,7613

Tabella 116: Valore medio del red flag suddiviso per i cluster individuati da GI ed RF

8.2 Analisi dati governance settore commerce

Per introdurre l'analisi sui dati di governance, risulta interessante fornire una panoramica dell'intero settore, così da comprenderne l'andamento generico. Di seguito si riporta, nella *Tabella 117*, la suddivisione sopra descritta secondo i principi dettati dall'Unione Europea in termini di dimensioni delle imprese. Nel caso specifico il settore del commercio, in tutti gli anni osservabili, è caratterizzato da una maggiore percentuale di micro-imprese rispetto alle altre due classificazioni. Seguono le piccole imprese e, in ultimo, le medie imprese.

	Anno - 4	%	Anno - 3	%	Anno - 2	%	Anno - 1	%	Ultimo anno disponibile	%
MICRO-IMPRESA	17.368	37,92%	17.884	39,05%	17.695	38,64%	17.755	38,77%	18.281	39,91%
PICCOLA IMPRESA	8.737	19,08%	8.964	19,57%	9.054	19,77%	9.161	20,00%	9.230	20,15%
MEDIA IMPRESA	956	2,09%	864	1,89%	909	1,98%	957	2,09%	990	2,16%

Tabella 117: Classificazione secondo UE delle imprese nel settore del commercio

Nella *Tabella 118* è evidenziato il numero di aziende caratterizzate rispettivamente da basso, medio e alto indice di governance, il rispettivo valor medio e la percentuale di ogni cluster individuato sul totale del settore. Si osserva dunque che il maggior numero di aziende del commercio, poco più dell'80%, è caratterizzata da un assetto societario di medie performance in termini di decision making. Solo il 7% circa invece dimostra di avere una struttura organizzativa performance mentre il 12% circa registra valori critici dell'indice in esame. Osservando il valor medio di GI è evidente che, le aziende con un indice critico registrano un valore, pari a 0.6799, più vicino al limite inferiore che a quello superiore.

	Numero aziende	%	Gov Index medio
GI<=0,3	3.625	7,97%	0,2732
0,3>GI<=0,5	36.613	80,50%	0,4567
GI>0,5	5.246	11,53%	0,6799

Tabella 118: Informazioni di settore suddivise per cluster di gov index

La *Tabella 119* riporta le aziende del campione suddivise per cluster geografico e, per ogni gruppo individuato, è calcolato il valore medio dell'indice di governance e la percentuale delle imprese appartenenti al gruppo rispetto al totale. Le PMI sono tendenzialmente omogenee sul territorio italiano, con un valore più alto nel Nord-Ovest e più basso nel Nord-Est. Tuttavia, nonostante le differenze in termini di numero di aziende, l'indice di governance medio si mantiene indicativamente costante

all'interno dei quattro cluster geografici e comunque al di sotto della soglia critica, pari a 0.5.

	Numero aziende	%	Gov Index medio
Nord-Est	9.936	21,85%	0,4687
Nord-Ovest	13.224	29,07%	0,4688
Centro	10.671	23,46%	0,4669
Sud	11.653	25,62%	0,4668

Tabella 119: Informazioni di settore suddivise per cluster geografico

Analizzando singolarmente i quattro cluster, si ottiene quanto rappresentato in *Tabella 120*, dove, all'interno di ogni gruppo che individua una posizione geografica, si riporta il numero delle aziende cui corrisponde un indice di governance rispettivamente basso, medio, alto e la percentuale rispetto al totale dello specifico gruppo. La situazione migliore la registrano i cluster del Centro e del Sud, dove quasi il 90% circa delle imprese ha un indice di governance inferiore allo 0.5. Il numero maggiore di aziende con indice di governance critico è contenuto nel cluster Nord-Ovest, con un valore pari a 13,04%. E' interessante notare che la percentuale di aziende con GI critico si può considerare indicativamente costante, visto che tra un gruppo e l'altro vi sono delle differenze di pochi punti percentuali. Ciò che si può dedurre è che il Nord-Est registra il minor numero di PMI del settore, ma uno dei valori più alti in termini di numero di imprese con alta percentuale di criticità a livello di organizzazione.

	GI<=0,3	%	0,3>GI<=0,5	%	GI>0,5	%
Nord-Est	769	7,74%	7.999	80,51%	1.168	11,76%
Nord-Ovest	1.100	8,32%	10.399	78,64%	1.725	13,04%
Centro	846	7,93%	8.666	81,21%	1.159	10,86%
Sud	910	7,81%	9.549	81,94%	1.194	10,25%

Tabella 120: Numero di imprese suddivise per cluster geografico sulla base del valore dell'indice di governance

Nella *Tabella 121* è approfondita l'analisi circa il valore medio dell'indice di governance per ogni cluster geografico e per ogni gruppo di criticità del Gov Index stesso, ovvero basso, medio o alto. Risulta evidente, osservando i dati, che non vi sono differenze rilevanti nei valori medi di GI riportati all'interno dei vari gruppi, se si considera il livello basso e quello medio. Analizzando il cluster critico invece, si evince che le imprese del Sud registrano i valori più alti mentre quelle del Nord-Ovest i valori più bassi. Tale risultato è in linea con quanto riportato dallo studio dell'Osservatorio AUB citato in precedenza, dove si affermava che il Sud Italia raccoglie la quota maggiore di imprese familiari rispetto alle altre posizioni geografiche. Se si considera poi che le performance delle imprese familiari risultano peggiori in termini di decision making a causa della struttura dell'assetto organizzativo, soggetto anche a dinamiche di conflitti di interessi, si può spiegare il dato riportato in *Tabella 121*.

	Gov Index basso ($GI \leq 0,3$)	Gov Index medio ($0,3 > GI \leq 0,5$)	Gov Index alto ($GI > 0,5$)
Nord-Est	0,2706	0,4571	0,6780
Nord-Ovest	0,2706	0,4566	0,6686
Centro	0,2746	0,4566	0,6843
Sud	0,2774	0,4564	0,6941

Tabella 121: Valor medio del gov index per ogni cluster relativo alla posizione geografica e ai livelli di GI considerati

Come già visto, oltre alla suddivisione per posizione geografica, è interessante effettuare la distinzione in termini di valore dei ricavi dalle vendite. La *Tabella 122* mostra, per ogni gruppo individuato, il numero di aziende appartenenti, la rispettiva percentuale sul totale del settore e l'indice di governance medio registrato. Si osserva che il numero maggiore di imprese registra ricavi inferiori a 5 milioni di euro, dunque tale cluster è il più rappresentativo dell'intero settore. In termini di valore del gov index si evince che questo è anche il cluster che registra valori migliori, ovvero più bassi, segno del fatto che mediamente l'assetto organizzativo è più performante rispetto alle imprese con ricavi superiori. È interessante sottolineare che, chi registra ricavi maggiori di 15 milioni di euro mostra il dato peggiore in termini bontà dell'assetto organizzativo, pari a 0,4823.

	Numero aziende	%	Gov Index medio
Ricavi <5 milioni di euro	34.328	75,47%	0,4655
Ricavi ≥ 5 milioni di euro e <10 milioni di euro	5.708	12,55%	0,4685
Ricavi ≥ 10 milioni di euro e <15 milioni di euro	2.072	4,56%	0,4794
Ricavi ≥ 15 milioni di euro	3.376	7,42%	0,4823

Tabella 122: Informazioni di settore suddivise per cluster di ricavi

Nella *Tabella 123* sono analizzati i cluster suddividendo rispettivamente per indice di governance basso, medio, alto e indicando la rispettiva percentuale sul totale del gruppo di riferimento. Si evince in modo chiaro che le imprese con ricavi inferiori a 5 milioni di euro sono caratterizzate, per il maggior numero, da un assetto organizzativo medio-basso, mentre solo il 10% circa di esse è caratterizzata da una critica struttura organizzativa. Il numero di PMI con $GI > 0,5$ evidenziato in quelle con ricavi inferiori a 5 milioni di euro è, come già detto, il più rappresentativo delle imprese del campione, ma è evidente che risulta essere anche il valore più basso. Difatti, osservando il numero di imprese che registrano un alto indice di governance, quelle con ricavi superiori a 15 milioni di euro mostrano il valore è il più alto, nonostante questo gruppo ospiti solo il 7% circa del settore.

	GI<=0,3	%	0,3>GI<=0,5	%	GI>0,5	%
Ricavi <5 milioni di euro	2.805	8,17%	27.924	81,34%	3.599	10,48%
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	443	7,76%	4.575	80,15%	690	12,09%
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	122	5,89%	1.618	78,09%	332	16,02%
Ricavi >=15 milioni di euro	255	7,55%	2.496	73,93%	625	18,51%

Tabella 123: Numero di imprese suddivise per cluster di ricavi, sulla base del valore dell'indice di governance

Nella *Tabella 124* è approfondita l'analisi sul valor medio dell'indice di governance nei tre gruppi di valutazione, rispettivamente basso, medio e alto, per le aziende, suddivise in base al valore dei ricavi registrati. Si evince che le maggiori differenze in termini di valor medio di GI, si osservano nel cluster in cui l'assetto organizzativo è critico. In particolare, le imprese con ricavi maggiori di 15 milioni di euro, nella situazione più critica, registrano le migliori performance, seguite da quelle con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro. Le imprese con ricavi inferiori a 5 milioni di euro infine, sono quelle che, nel cluster $GI \geq 0,5$, registrano il valor medio più alto tra tutte e dunque hanno le peggiori performance in assoluto. Tale risultato è comprensibile se si considera che imprese più piccole e meno strutturate dal punto di vista del controllo, possono essere soggette a dinamiche di conflitti di interessi. In ogni caso è interessante osservare che, nel gruppo più critico, il valore è molto più vicino alla soglia inferiore, ovvero 0.5, che a quella superiore, pari a 1.

	Gov Index basso (GI<=0,3)	Gov Index medio (0,3>GI<=0,5)	Gov Index alto (GI>0,5)
Ricavi <5 milioni di euro	0,2730	0,4561	0,6893
Ricavi >=5 milioni di euro e <10 milioni di euro	0,2736	0,4567	0,6716
Ricavi >=10 milioni di euro e <15 milioni di euro	0,2762	0,4573	0,6617
Ricavi >=15 milioni di euro	0,2741	0,4629	0,6450

Tabella 124: Valor medio del gov index per ogni cluster relativo ai ricavi e ai livelli di GI considerati

Una volta fornita la panoramica del settore, con le analisi appena viste, risulta interessante approfondire lo studio coinvolgendo la probabilità di default delle imprese del settore commerce. Ciò che si vuole esaminare è se ad un assetto organizzativo più o meno critico, corrisponda una probabilità di default più o meno alta. Questo potrebbe difatti dimostrare che se un'azienda ha una struttura societaria

non performante in termini di decision making, ciò può condurre la stessa ad avere una probabilità di fallimento più o meno alta.

Nella *Tabella 125* viene dunque evidenziato il numero di imprese che, a seconda dell'indice di governance, sono caratterizzate rispettivamente da un red flag basso, medio o alto, con la rispettiva percentuale rispetto al gruppo di appartenenza.

Come atteso, il maggior numero di aziende, pari al 66.18%, con un assetto organizzativo più performance ($GI \leq 0,3$), ha una probabilità di fallimento bassa. Il dato interessante riguarda le imprese con indice di governance critico. In particolare, si osserva che solo il 13,78% di esse registra un valore di RF maggiore di 0.5, mentre la percentuale maggiore, intorno al 60%, mantiene comunque un valore di RF inferiore o uguale a 0.3. Un altro dato interessante da osservare riguarda le imprese con indice di governance compreso tra 0.3 e 0.5 ed in particolare, tra esse, una quota importante, circa il 63%, riesce a mantenere un valore di red flag inferiore a 0.3, mentre il 27% circa registra probabilità media di default e infine il 10%, un'alta probabilità di fallimento.

	RF $\leq$ 0,3	%	0,3>RF $\leq$ 0,5	%	RF>0,5	%
GI $\leq$ 0,3	2.399	66,18%	918	25,32%	308	8,50%
0,3>GI $\leq$ 0,5	23.079	63,03%	9.858	26,92%	3.676	10,04%
GI>0,5	3.138	59,82%	1.385	26,40%	723	13,78%

Tabella 125: Numero di imprese del settore suddivise per cluster di gov index e red flag

Nella *Tabella 126* è fornita una visione generica sul settore del valore medio della probabilità di default delle aziende, suddividendo per indice di governance basso, medio o alto. Coerentemente a quanto atteso, le PMI con indice di governance più critico, sono quelle che registrano il più alto valore di red flag medio. Tuttavia, se si effettuano dei paragoni rispetto agli altri cluster, si osserva che le differenze rispetto alla probabilità di default si discostano, tra i vari gruppi, per piccoli valori di delta. Inoltre, è importante sottolineare che, anche nella situazione più critica in termini di assetto organizzativo, il valore della probabilità di default, si mantiene al di sotto della soglia critica, pari a 0.5.

	RF medio
GI $\leq$ 0,3	0,3591
0,3>GI $\leq$ 0,5	0,3686
GI>0,5	0,3854

Tabella 126: Valor medio di RF per cluster di GI

Come visto già per il settore dei servizi, dopo aver fornito una panorami sul legame tra RF medio e Gov Index del settore commerce, l'obiettivo è quello di approfondire la relazione tra le due variabili al fine di dimostrare la presenza o meno di una dipendenza nei trend.

Nella *Tabella 127* è mostrato il valore medio dell'indice di governance, per i cluster individuati dai valori di GI ed RF. Si osserva che, per valori di GI inferiori a 0.3 e compresi tra 0.3 e 0.5, al variare di RF, non si hanno differenze rilevanti. Analizzando invece il gruppo di GI maggiore di 0.5 si nota che, all'aumentare di RF, tale valor medio aumenta, segno del fatto che vi è una correlazione positiva tra le due variabili.

	RF<=0,3	0,3>RF<=0,5	RF>0,5
GI<=0,3	0,2735	0,2724	0,2737
0,3>GI<=0,5	0,4561	0,4568	0,4598
GI>0,5	0,6724	0,6825	0,7077

Tabella 127: Valore medio del gov index suddiviso per i cluster individuati da GI ed RF

La *Tabella 128* mostra al contrario, il valor medio di RF nei cluster individuati incrociando i valori di GI ed RF, con le modalità già viste. Ciò che si osserva di rilevante riguarda il cluster che include le PMI con alta probabilità di default.

In particolare, si osserva che, per RF maggiore di 0.5, all'aumentare di GI, il valor medio di RF aumenta, anche se per minime variazioni, segno dell'esistenza dunque di una correlazione positiva.

	GI<0,3	0,3>=GI<0,5	GI>=0,5
RF<=0,3	0,2898	0,2894	0,2893
0,3>RF<=0,5	0,4224	0,4230	0,4264
RF>0,5	0,7104	0,7204	0,7241

Tabella 128 :Valore medio del red flag suddiviso per i cluster individuati da GI ed RF

8.3 Analisi dati governance settore public

L'ultimo settore in analisi è quello pubblico.

L'obiettivo, come già visto per i precedenti, è comprendere innanzitutto la solidità della struttura organizzativa dell'intero settore e poi osservare se e come questa influenza la probabilità delle aziende appartenenti di andare in bancarotta. Di seguito, la *Tabella 129* mostra la suddivisione stabilita dall'Unione Europea, al fine di distinguere le micro-imprese dalle piccole e medie.

Si osserva che in tutti gli anni, tra le aziende che rientrano nella classificazione, la maggior parte è identificabile come micro-impresa, seguono le piccole imprese ed infine, con una percentuale di molto inferiore, le medie imprese.

	Anno - 4	%	Anno - 3	%	Anno - 2	%	Anno - 1	%	Ultimo anno disponibile	%
MICRO-IMPRESA	1.167	31,29%	1.297	34,77%	1.207	32,36%	1.178	31,58%	1.204	32,28%
PICCOLA IMPRESA	802	21,50%	745	19,97%	756	20,27%	756	20,27%	776	20,80%
MEDIA IMPRESA	195	5,23%	196	5,25%	206	5,52%	226	6,06%	228	6,11%

Tabella 129: Classificazione secondo UE delle imprese nel settore pubblico

Nella *Tabella 130* si evidenzia l'analisi di settore individuando il numero di aziende caratterizzate da un indice di governance rispettivamente basso, medio e alto e, per ogni cluster appena descritto, il rispettivo valor medio dell'indice e la percentuale sul totale. Si osserva che il maggior numero di imprese ha un indice di governance compreso tra 0,3 e 0,5 e il valor medio registrato è 0,4610, molto vicino alla soglia critica pari a 0,5. Il 17% circa delle aziende del settore pubblico registrano un indice di governance critico.

È interessante osservare, grazie a questa analisi, che l'insieme di gov index basso e medio, raccoglie quasi l'intero cluster. Tale risultato è in linea con il fatto che le imprese pubbliche siano meno affette dalla caratteristica di familiarità, hanno strutture complesse e diffuse, generalmente dotate di organi di controllo e revisione che ne limitano il rischio.

	Numero aziende	%	Gov Index medio
GI<=0,3	221	6,00%	0,2756
0,3>GI<=0,5	2.821	76,53%	0,4610
GI>0,5	644	17,47%	0,6624

Tabella 130: Informazioni di settore suddivise per cluster di gov index

La *Tabella 131* evidenzia l'analisi del settore distinguendo per cluster geografico e, per ogni gruppo individuato, è calcolato il valor medio dell'indice di governance e la

percentuale rispetto al settore. La distribuzione, sul territorio italiano, è sbilanciata verso il Nord-Ovest, che ospita il 34% circa delle imprese totali. Segue il Nord-Est con il 23% circa, il Sud con il 22% circa ed infine il Centro con il 21% circa. Analizzando il valor medio dell'indice di governance che caratterizza i singoli cluster geografici è evidente che non vi siano nette differenze in termini di bontà dell'assetto societario registrato. Tuttavia, è importante sottolineare che il Nord-Ovest registra il peggior valore dell'indice mentre il Sud il migliore.

	Numero aziende	%	Gov Index medio
Nord-Est	857	23,25%	0,4874
Nord-Ovest	1.269	34,43%	0,4900
Centro	766	20,78%	0,4841
Sud	794	21,54%	0,4756

Tabella 131: Informazioni di settore suddivise per cluster geografico

Analizzando singolarmente i cluster geografici e in particolare il numero di imprese che, all'interno di essi, è caratterizzato da un indice di governance rispettivamente basso, medio e alto, si ottiene la *Tabella 132*. Osservando i dati registrati è evidente che, in tutti i gruppi, il maggior numero di aziende registra performance medie in termini di decision making. Tuttavia, si osserva che in tutti i cluster geografici, la percentuale di PMI con un assetto organizzativo critico, registra valori non trascurabili, soprattutto per il Nord-Ovest che mostra il valore più alto. Il Sud, al contrario, contiene il minor numero di aziende con $GI > 0,5$, ma ha anche una percentuale di appartenenza inferiore. Un'analisi interessante allora, si può ottenere incrociando il numero di imprese appartenenti ai cluster con la percentuale di esse che registrano valori di $GI > 0,5$. Si osserva dunque che tra le PMI del Nord-Est, che in numero sono molto vicine a quelle del Sud, hanno un'alta percentuale di appartenenza al gruppo $GI > 0,5$. La medesima considerazione si può fare osservando le differenze tra Nord-Est e Centro.

	$GI \leq 0,3$	%	$0,3 < GI \leq 0,5$	%	$GI > 0,5$	%
Nord-Est	58	6,77%	642	74,91%	157	18,32%
Nord-Ovest	67	5,28%	950	74,86%	252	19,86%
Centro	51	6,66%	584	76,24%	131	17,10%
Sud	45	5,67%	645	81,23%	104	13,10%

Tabella 132: Numero di imprese suddivise per cluster geografico sulla base del valore dell'indice di governance

Nella *Tabella 133* è esposta l'analisi sui cluster geografici in cui è indicato, per ogni gruppo rilevato, il valor medio dell'indice di governance.

In ogni cluster di GI si registrano valori tendenzialmente costanti, che si discostano, di fatto, di pochi punti percentuali tra le diverse posizioni geografiche. Analizzando l'aspetto più critico e dunque il cluster contenente imprese con un indice di governance alto, si osserva che il valore maggiore è registrato dal Nord-Est, seguito da Nord-Ovest ed infine Centro e Sud. Tuttavia, visti i valori puntuali, non si può affermare che vi siano

delle differenze sulla bontà della struttura societaria tra le quattro posizioni geografiche individuate.

	Gov Index basso ($GI \leq 0,3$)	Gov Index medio ($0,3 > GI \leq 0,5$)	Gov Index alto ($GI > 0,5$)
Nord-Est	0,2810	0,4620	0,6675
Nord-Ovest	0,2672	0,4589	0,6663
Centro	0,2804	0,4634	0,6557
Sud	0,2756	0,4608	0,6538

Tabella 133: Valor medio del gov index per ogni cluster relativo alla posizione geografica e ai livelli di GI considerati

Come già visto, alla suddivisione geografica segue quella sulla base dei ricavi registrati nell'ultimo anno. La *Tabella 134* mostra, per ogni gruppo individuato, il numero di aziende appartenenti e il rispettivo indice di governance. Il maggior numero di imprese, come riscontrato anche nei precedenti settori, registra ricavi inferiori a 5 milioni di euro, con un gov index che è il più basso se confrontato con gli altri cluster. Il valore più critico dell'indice è invece registrato nel gruppo con ricavi superiori a 15 milioni ed in particolare tale valore, si attesta sulla soglia critica, pari a circa 0.5. Come visto anche in precedenza, è importante notare che, le PMI del settore pubblico con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro, registrano un Gov Index medio tra i più alti del settore.

	Numero aziende	%	Gov Index medio
Ricavi <5 milioni di euro	2.556	69,34%	0,4808
Ricavi ≥ 5 milioni di euro e <10 milioni di euro	508	13,78%	0,4864
Ricavi ≥ 10 milioni di euro e <15 milioni di euro	215	5,83%	0,4995
Ricavi ≥ 15 milioni di euro	407	11,04%	0,5025

Tabella 134: Informazioni di settore suddivise per cluster di ricavi

Nella *Tabella 135* l'analisi appena vista viene approfondita analizzando il numero di aziende caratterizzate rispettivamente da un indice di governance basso, medio e alto, con la rispettiva percentuale sul gruppo in osservazione. È interessante osservare che tutti i cluster individuati a livello di valore dei ricavi hanno un'importante percentuale di imprese con $GI > 0,5$. In particolare, le PMI con ricavi inferiori a 5 milioni di euro, che anche in questo caso rappresentano il gruppo più significativo, hanno la percentuale minore di imprese con un assetto organizzativo critico. Le aziende con ricavi superiori a 15 milioni di euro invece, hanno il più alto valore di PMI appartenenti al cluster $GI > 0,5$, pari al 26,54%, nonostante facciano parte del gruppo con una popolazione pari

all' 11% circa del totale del settore. Anche le PMI con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro, che accolgono il 6% circa del totale imprese, sono caratterizzate da un valore molto alto di PMI appartenenti al cluster di $GI > 0,5$.

	$GI \leq 0,3$	%	$0,3 > GI \leq 0,5$	%	$GI > 0,5$	%
Ricavi <5 milioni di euro	166	6,49%	1.998	78,17%	392	15,34%
Ricavi ≥ 5 milioni di euro e <10 milioni di euro	28	5,51%	386	75,98%	94	18,50%
Ricavi ≥ 10 milioni di euro e <15 milioni di euro	8	3,72%	157	73,02%	50	23,26%
Ricavi ≥ 15 milioni di euro	19	4,67%	280	68,80%	108	26,54%

Tabella 135: Numero di imprese suddivise per cluster di ricavi, sulla base del valore dell'indice di governance

Nella *Tabella 136* è approfondita l'analisi sul valor medio dell'indice di governance nei tre gruppi di valutazione, rispettivamente basso, medio e alto, visti in precedenza. Si osserva che, nel caso di indice di governance basso e medio, i valori rimangono indicativamente costanti nei quattro cluster dei ricavi, non facendo emergere grandi differenze. Al contrario, nel caso di indice di governance critico, seppur di poco, vi sono delle differenze nei vari gruppi. In particolare, le imprese con ricavi compresi tra 10 e 15 milioni di euro registrano, nel caso più critico, la performance migliore, con il valore di gov index medio più basso. Le aziende con ricavi inferiori a 5 milioni invece, registrano il valor medio più alto rispetto agli altri gruppi, pari a 0.6722.

	Gov Index basso ($GI \leq 0,3$)	Gov Index medio ($0,3 > GI \leq 0,5$)	Gov Index alto ($GI > 0,5$)
Ricavi <5 milioni di euro	0,2771	0,4602	0,6722
Ricavi ≥ 5 milioni di euro e <10 milioni di euro	0,2643	0,4604	0,6596
Ricavi ≥ 10 milioni di euro e <15 milioni di euro	0,2750	0,4669	0,6380
Ricavi ≥ 15 milioni di euro	0,2789	0,4643	0,6407

Tabella 136: Valor medio del gov index per ogni cluster relativo ai ricavi e ai livelli di GI considerati

Come visto per i settori commerce e service seguirà un'analisi approfondita che ha l'obiettivo di comprendere la correlazione tra l'indice di governance e la probabilità di default.

Considerando tutti i risultati esposti, ciò che si vuole comprendere è quanto un assetto organizzativo più o meno critico impatti sulla definizione del red flag e, al contrario, se date delle probabilità di default più o meno alte, l'indice di governance evidenzia delle performance rispettivamente più o meno critiche.

Nella *Tabella 137* si riporta il numero di imprese che, sulla base dell'indice di governance, sono caratterizzate da una probabilità di default bassa, media o alta, con la rispettiva percentuale. Si osserva che, tra le imprese che hanno un assetto organizzativo adeguato in termini di decision making e dunque un GI inferiore di 0.3, solo l'8% registra una probabilità di default superiore a 0.5. Per quanto riguarda le imprese con un indice di governance medio, compreso tra 0.3 e 0.5, si ha che la maggioranza di esse, il 60% circa, è caratterizzata da un basso valore di red flag mentre il 9% registra un alto valore di probabilità di default. Analizzando, in ultimo, le aziende caratterizzate da un indice di governance critico, si osserva che, al contrario di quanto atteso, la maggior parte di esse, il 55% circa, continua a registrare valori di RF inferiori a 0.3 mentre poco più dell'11% mostra un'alta probabilità di fallimento.

	RF<=0,3	%	0,3>RF<=0,5	%	RF>0,5	%
GI<=0,3	143	64,71%	60	27,15%	18	8,14%
0,3>GI<=0,5	1.704	60,40%	857	30,38%	260	9,22%
GI>0,5	351	54,50%	220	34,16%	73	11,34%

Tabella 137: Numero di imprese del settore suddivise per cluster di gov index e red flag

La *Tabella 138* evidenzia il riepilogo dell'intero settore pubblico. È riportato il valor medio della probabilità di default per i cluster di Gov Index precedentemente definiti. Coerentemente a quanto atteso, il più alto valor medio di RF è registrato dalle aziende che hanno un indice di governance critico, ovvero superiore a 0.5. Tuttavia, se si analizzano tutti e tre i cluster, si osserva che non vi sia una differenza netta e ben distinta. Al contrario, i delta registrati tra le imprese con indice di governance medio-basso e quelle con indice di governance critico, non superano i 3 punti percentuali. È interessante analizzare che, nonostante la suddivisione, la probabilità di default media dell'intero settore si mantiene al di sotto del valore critico, pari a 0.5.

	RF medio
GI<=0,3	0,3529
0,3>GI<=0,5	0,3681
GI>0,5	0,3834

Tabella 138: Valor medio di RF per cluster di GI

Per concludere l'analisi, come già visto nei servizi e nel commercio, è proposto lo studio effettuato per determinare l'esistenza o meno di una relazione tra la bontà dell'assetto societario in termini di decision making e la probabilità di default delle imprese del settore.

Nella *Tabella 139* è mostrato il valor medio dell'indice di governance dei cluster individuati utilizzando le regole già viste. Una prima analisi, già fatta per gli altri settori, che riguarda i valori di GI inferiori a 0.3 e compresi tra 0.3 e 0.5, mostra che il valor medio di GI, all'aumentare di RF rimane tendenzialmente costante. Al contrario, se si osserva il cluster di $GI > 0,5$, all'aumentare di RF, il valor medio tende a crescere. Dunque, si può affermare che, per le PMI caratterizzate da un assetto organizzativo critico, l'indice di governance peggiora, all'aumentare della probabilità di default delle stesse.

	RF≤0,3	0,3>RF≤0,5	RF>0,5
GI≤0,3	0,2755	0,2750	0,2778
0,3>GI≤0,5	0,4602	0,4615	0,4646
GI>0,5	0,6570	0,6627	0,6877

Tabella 139: Valore medio del gov index suddiviso per i cluster individuati da GI ed RF

Nella *Tabella 140* è riportato il valor medio della probabilità di default a seconda dei gruppi già definiti in precedenza. Si evidenzia che, per valori di RF inferiori a 0.3 e compresi tra 0.3 e 0.5, la probabilità media di default si mantiene costante all'aumentare dell'indice di governance. Nel cluster di RF compreso tra 0.3 e 0.5 si osserva un lieve aumento al variare di GI. Un'analisi interessante può essere fatta infine, sul cluster di imprese caratterizzate da un'alta probabilità di default. In particolare, si osserva che, all'aumentare del valore di GI, il valor medio di RF aumenta, anche se di pochi punti percentuali. Si evidenzia, come atteso, che il valore medio massimo di RF registrato si ha nelle aziende con indice di governance critico mentre il valor minimo nelle PMI con indice di governance basso. Ciò consente di affermare che nel cluster con $RF > 0,5$, il valor medio della probabilità di default aumenta all'aumentare dell'indice di governance.

	GI≤0,3	0,3>GI≤0,5	GI>0,5
RF≤0,3	0,2804	0,2857	0,2855
0,3>RF≤0,5	0,4183	0,4211	0,4195
RF>0,5	0,7111	0,7335	0,7452

Tabella 140: Valore medio del red flag suddiviso per i cluster individuati da GI ed RF

8.4 Confronto tra i settori service, commerce e public

Nei paragrafi precedenti, le analisi viste, hanno avuto l'obiettivo di comprendere nel profondo la struttura di ogni settore ed in particolare, come l'assetto organizzativo incida sulla probabilità di un'azienda di fallire. Il focus su questa relazione deriva appunto dal fatto che l'obiettivo primario di questa tesi è quello di fornire uno strumento che sia di supporto alle decisioni e dunque comprendere tutti gli aspetti che devono rientrare nella sfera decisionale, sia di tipo finanziario sia organizzativo. In questo paragrafo si propone un confronto tra i servizi, il commercio e il pubblico, utile a capire se gli andamenti osservati, siano specifici di un determinato settore o indipendenti da esso.

La *Tabella 141*, come prima analisi, mostra il numero di aziende, di ogni settore, caratterizzate da un indice di governance basso, medio o alto e la rispettiva percentuale.

L'andamento osservato nei cluster di settore è indicativamente il medesimo, la maggior parte delle imprese registrano un Gov Index medio, seguono poi quelle con un Gov Index critico ed infine quelle con un Gov Index basso. Il pubblico, nonostante il minor numero di PMI appartenenti rispetto agli altri due cluster, è quello con la percentuale più alta, pari al 17,47%, di aziende con un assetto organizzativo critico. Lo stesso settore è quello che detiene il minor numero di imprese all'interno del cluster di GI inferiore a 0.3, con un valore pari a circa il 6%. È da sottolineare che il settore del commercio, nonostante includa il maggior numero di aziende rispetto agli altri due, è quello che ha la percentuale minore di PMI con assetto organizzativo critico, pari all'11,53% circa.

	GI<=0,3	%	0,3>GI<=0,5	%	GI>0,5	%
Service	2.985	7,13%	32.928	78,64%	5.958	14,23%
Commerce	3.625	7,97%	36.613	80,50%	5.246	11,53%
Public	221	6,00%	2.821	76,53%	644	17,47%

Tabella 141: Confronto tra settore service, commerce e public, per numero di imprese appartenenti ai cluster di gov index individuati

Nella *Tabella 142* è presentata l'analisi del valor medio dell'indice di governance a seconda del settore analizzato. Si osserva che in linea generale i valori sono indicativamente simili, se non per qualche punto percentuale di differenza, ma è interessante notare che il settore pubblico è mediamente il peggiore in termini di organizzazione mentre al contrario, quello del commercio risulta essere il migliore. Tale

analisi si ricollega al fatto che il pubblico è anche quello che detiene il maggior numero di aziende con indice di governance superiore a 0.5.

	Gov Index medio
Service	0,4768
Commerce	0,4678
Public	0,4851

Tabella 142: Confronto tra settori rispetto al valor medio del gov index

Al fine di ottenere un'analisi più approfondita sul valor medio dell'indice di governance, nella *Tabella 143* è riportato, per ogni settore, il valor medio di GI a seconda del cluster di appartenenza. Ciò che si osserva dalla tabella è che, in tutti i cluster, i valori medi risultano essere indicativamente gli stessi nei tre diversi settori mentre. È interessante notare, che nella tabella precedente, il settore pubblico aveva una media generale superiore agli altri, come ad indicare che fosse nella situazione più critica, mentre in questa analisi risulta avere, nel cluster $GI > 0,5$, il valore medio più basso. Analogamente, il settore del commercio che prima registrava un indice medio migliore degli altri, mostra ora, per il cluster di $GI > 0,5$, le peggiori performance rispetto agli altri settori.

	$GI \leq 0,3$	$0,3 > GI \leq 0,5$	$GI > 0,5$
Service	0,2735	0,4597	0,6730
Commerce	0,2732	0,4567	0,6799
Public	0,2756	0,4610	0,6624

Tabella 143: Confronto tra settori sulla base del valor medio del gov index per ogni cluster individuato

9. Conclusioni

L'applicazione del DSS di Arisk al caso studio qui presentato, si pone l'obiettivo di dimostrare che un sistema di predizione del rischio di default è in grado di supportare le aziende e i decision maker nel processo decisionale al fine di contrastare la minaccia di business interruption causata da vari eventi, tra cui quello pandemico, analizzato nel presente elaborato.

L'obiettivo primario dell'analisi Pre-Covid, per i settori analizzati, era osservare l'andamento della probabilità di default delle imprese per monitorarne lo "stato di salute".

Inoltre, con il focus sulle performance economico-finanziarie dei settori service, commerce e public, si voleva determinare l'esistenza di trend specifici.

Infine, lo studio delle features coinvolte nella determinazione del valore del red flag di un'impresa, si poneva l'obiettivo di comprendere quante e quali caratteristiche specifiche delle PMI, fossero necessarie e rilevanti per indagare su eventuali situazioni di crisi cui le aziende sono soggette.

Ciò che è emerso rispetto al primo obiettivo è che il valore medio di red flag registrato, non mostra importanti sbilanciamenti rispetto ai settori analizzati e si mantiene, per tutti e tre, al di sotto del livello critico, pari a 0,5, nell'ultimo anno analizzato.

Vi sono tuttavia delle differenze di settore importanti che influiscono sulle performance economico-finanziarie. In particolare, si è visto che il settore pubblico, con il minor numero di PMI appartenenti, registra un valore molto alto dell'ATT11, soprattutto rispetto agli altri settori in esame. Il medesimo risultato è stato osservato a seguito dell'analisi sui ricavi medi relativi all'ultimo anno disponibile.

Il focus specifico sulle features più rilevanti nella determinazione del valore della probabilità di default ha mostrato che, per tutti e tre i settori, sono stati di fondamentale importanza gli indici relativi a: *ATT10*, *ATT17*, *ATT19*, *ATT22* e *ATT24*.

L'analisi sullo scenario Post-Covid aveva come obiettivo principale quello di osservare le conseguenze di un evento disruptive sulle performance economico-finanziarie, nel caso in cui le imprese in analisi non disponessero di un sistema predittivo come quello indicato dal Codice della Crisi d'Impresa.

Inoltre, si è osservato come un intervento governativo attraverso sussidi possa risollevare le imprese dallo stato di crisi e limitarne la business interruption nel medio periodo. Ciò che si può concludere, a seguito dell'analisi, è che la politica di sussidi pari al 30% dei ricavi, risulta essere la più performante in termini di numero di imprese che riescono a passare da un livello di default critico ad uno inferiore. Tale conclusione risulta valida per tutti e tre i settori analizzati. Tuttavia, si è osservato che nessuna policy presentata riesce a determinare uno scenario di performance migliori o anche solo uguali a quello definito Pre-Covid.

L'ultima analisi condotta sulla struttura governativa delle PMI oggetto di studio, aveva l'obiettivo di comprendere l'adeguatezza dell'organizzazione nella risposta ad eventi disruptive come quello della pandemia in esame e l'esistenza di una correlazione tra l'indice di governance e il red flag. Ciò che ne è risultato è che tutti e tre i settori in esame mostrano un indice di governance medio di poco inferiore alla soglia critica. Le imprese pubbliche sono in media le più performanti mentre quelle del commercio le meno efficienti, tuttavia i valori non mostrano differenze sostanziali. Analizzando invece i singoli cluster di gov index, le imprese pubbliche risultano, nel gruppo più critico ($GI > 0,5$) le più performanti, con un valore inferiore rispetto agli altri settori. Per quanto concerne la relazione tra indice di governance e red flag si può dedurre che, nel caso di imprese caratterizzate da un'alta probabilità di fallimento, all'aumentare del valore legato alle performance dell'assetto organizzativo (gov index), il valore di red flag, seppur di pochi punti percentuali, aumenta. Ciò è vero per il settore del commercio e il pubblico mentre, nei servizi, tale correlazione è meno evidente.

Ai fini di una corretta interpretazione dei dati è necessario sottolineare che, delle circa 160.000 aziende appartenenti al campione analizzato, il 17% di esse ha la possibilità di redigere un bilancio in forma abbreviata, il 67% circa elabora il bilancio in forma abbreviata (D) e infine il 16% circa lo redige in forma dettagliata. Questa informazione ci consente di giustificare, nel lavoro effettuato, alcune discrepanze, rispetto ai risultati delle analisi effettuate. Per completezza d'informazione è stato rilevato che meno dell'1% delle aziende nel campione non ha fornito informazioni circa la tipologia di bilancio depositata.

Auspiciando ad un miglioramento nella disponibilità di dati economici, finanziari e di governance, il lavoro qui presentato, rappresenta una base fondamentale di partenza per un'analisi di settore focalizzata all'individuazione di pattern sui cui sviluppare policy specifiche del governo.

Il focus potrebbe difatti mostrare che applicando delle policy diversificate, sulla base dei trend osservati, raggruppando i dati secondo specifici cluster, si possa osservare un miglioramento più evidente nel medio periodo.

Ancora, monitorando le performance delle features fondamentali ai fini della determinazione della probabilità di default e fornendo interventi specifici in caso di peggioramento di esse, si potrebbe anticipare lo stato di crisi delle imprese migliorandone le performance.

In conclusione, il DSS qui presentato, consente ai portatori di interesse delle organizzazioni l'operazione di monitoraggio e ai decision maker, la conduzione di what if analysis per tempestive azioni di intervento in stato di crisi.

Appendice A: Attributi settore service

A.1 Attributo 13

L'**attributo 13** è un valore assoluto, di tipo **Revenue/Profit**.

Come risulta evidente dalla *Tabella 144*, ma ancor di più dal *Grafico 59*, la situazione peggiore caratterizza le aziende ad alto rischio di default. Tuttavia, dall'anno -4 al last year available, tutti i cluster registrano un andamento crescente di tale indice.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	1,86	1,84	1,87	1,93	1,98
0,3>RF<=0,5	1,22	1,23	1,28	1,33	1,37
RF>0,5	0,91	0,91	0,98	1,02	1,06

Tabella 144: Andamento ATT 13 negli anni per cluster di RF

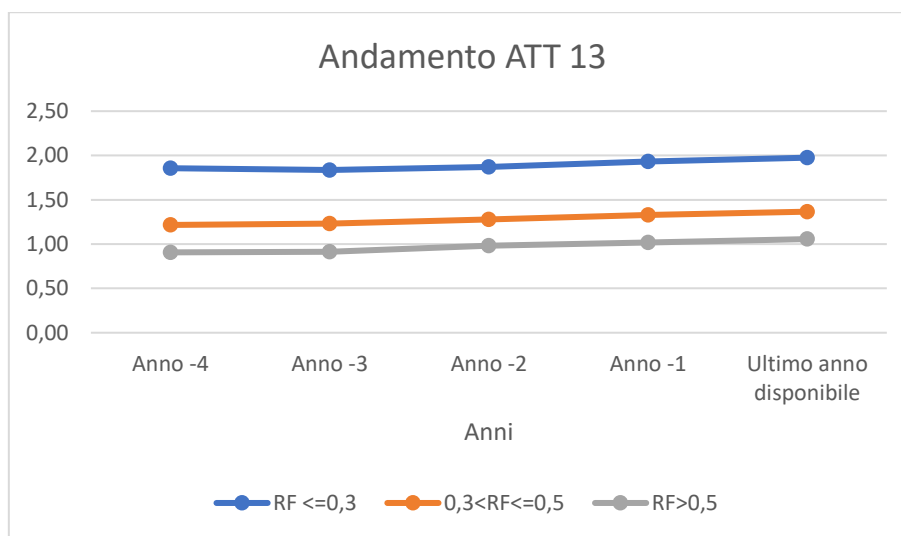


Grafico 59: Andamento ATT 13 negli anni per cluster di RF

A.2 Attributo 14

L'**attributo 14** è un valore percentuale, di tipo **Revenue/Profit**.

Sia in *Tabella 145*, che nel *Grafico 60*, l'andamento di questo indice è peggiore per le aziende con alto RF, tuttavia il valore registrato nell'ultimo anno disponibile risulta essere allineato con quello dell'anno -4. Per le imprese con una probabilità di fallimento medio bassa si ha invece un andamento crescente, anche se in valore assoluto la differenza tra last year available e anno -4 non è di molto più alta.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	1,95%	1,93%	1,96%	2,03%	2,07%
0,3>RF<=0,5	1,55%	1,56%	1,58%	1,61%	1,63%
RF>0,5	1,45%	1,47%	1,50%	1,49%	1,46%

Tabella 145: Andamento ATT 14 negli anni per cluster di RF

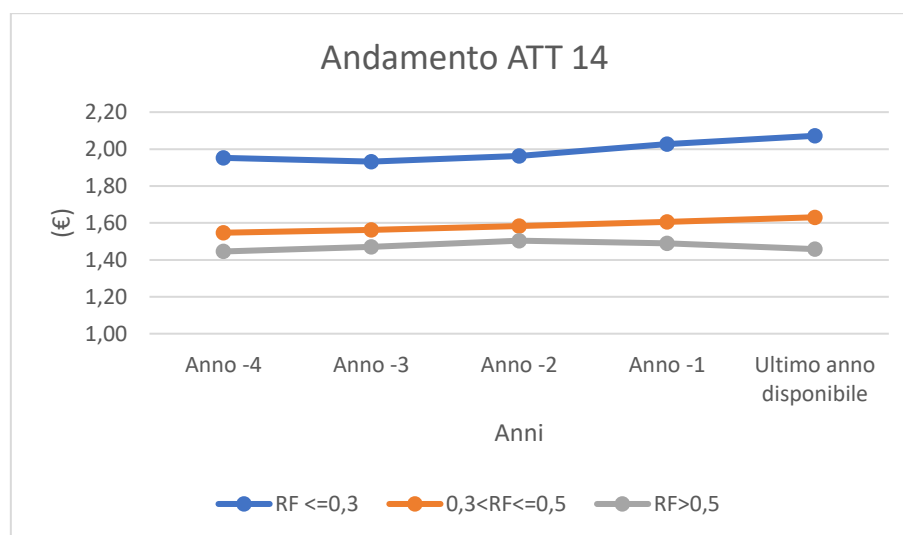


Grafico 60: Andamento ATT 14 negli anni per cluster di RF

A.3 Attributo 15

L'**attributo 15** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

La *Tabella 146* e il *Grafico 61* mostrano un andamento abbastanza costante negli anni all'interno di ogni cluster. È interessante notare come la situazione peggiore caratterizzi le aziende con un RF medio e come il trend di tale attributo negli anni, per queste imprese, sia rimasto quasi invariato. Le PMI caratterizzate da un'alta probabilità di fallimento hanno osservato, dall'anno -3 all'ultimo anno disponibile, un lieve miglioramento, pur restando comunque in una situazione peggiore rispetto alle imprese con bassa probabilità di default.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	0,16%	0,15%	0,16%	0,16%	0,17%
0,3>RF<=0,5	0,31%	0,31%	0,32%	0,32%	0,32%
RF>0,5	0,29%	0,29%	0,28%	0,28%	0,26%

Tabella 146: Andamento ATT 15 negli anni per cluster di RF

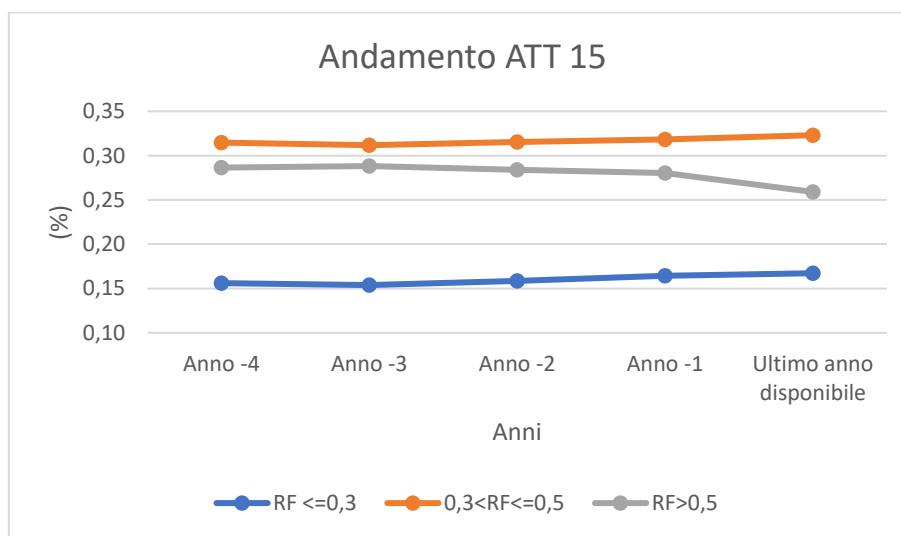


Grafico 61: Andamento ATT 15 negli anni per cluster di RF

A.4 Attributo 16

L'**attributo 16** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

La *Tabella 147* e il *Grafico 62* mostrano che per le aziende con valori di RF compresi tra 0,3 e 0,5, l'attributo fornisce le migliori performance, seppur decrescenti, dall'anno -3 al last year available. Per le imprese con RF basso, l'indice è indicativamente costante mentre, le PMI caratterizzate da alta probabilità di default registrano la peggiore situazione con un andamento decrescente dall'anno -2.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	0,89	0,89	0,88	0,87	0,85
0,3>RF<=0,5	1,70	1,72	1,66	1,62	1,56
RF>0,5	0,82	0,79	0,79	0,67	0,54

Tabella 147: Andamento ATT 16 negli anni per cluster di RF

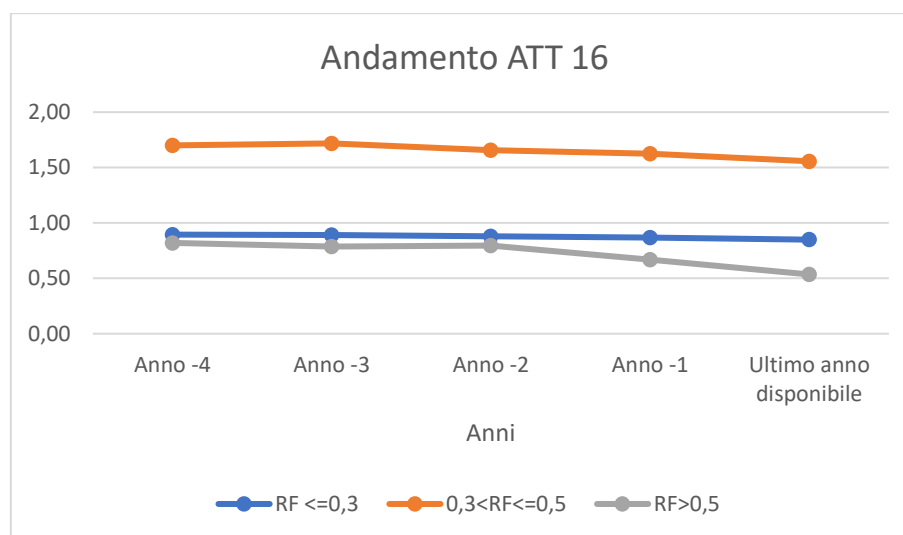


Grafico 62: Andamento ATT 16 negli anni per cluster di RF

A.5 Attributo 18

L'**attributo 18** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

La *Tabella 148* e il *Grafico 63* mostrano, al contrario di quanto atteso, che il trend peggiore è osservato nel cluster di aziende caratterizzate da una media probabilità di default. Le PMI invece con RF alto hanno, negli anni, osservato un andamento decrescente.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	9,95	10,15	10,19	10,32	9,95
0,3>RF<=0,5	18,91	19,07	19,00	18,57	18,37
RF>0,5	13,38	13,82	13,12	12,36	12,35

Tabella 148: Andamento ATT 18 negli anni per cluster di RF

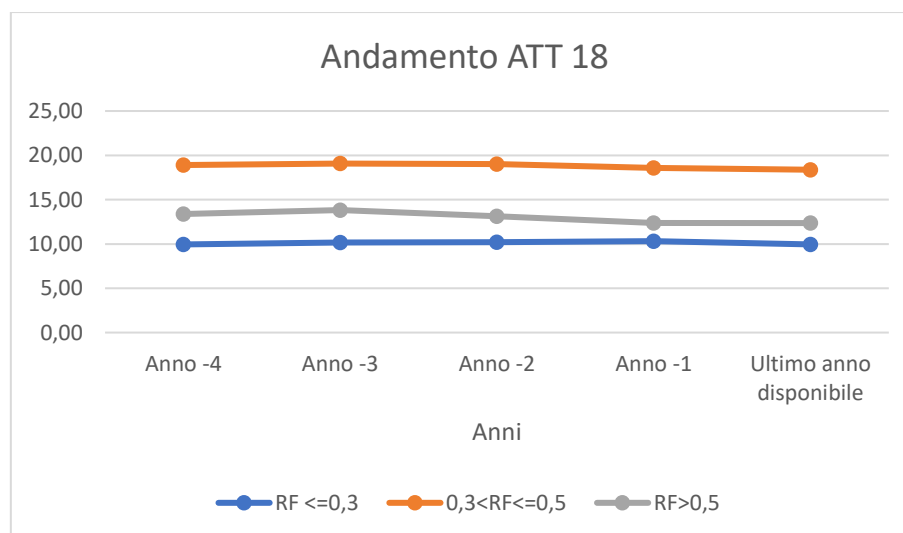


Grafico 63: Andamento ATT 18 negli anni per cluster di RF

A.6 Attributo 20

L'**attributo 20** è un valore assoluto, di tipo **Production**.

La *Tabella 149* e il *Grafico 64* mostrano che per le aziende appartenenti ai cluster di valori di RF medi e alti, l'andamento di questo indice è decrescente negli anni, ma si mantiene tuttavia al di sopra dei valori registrati dalle aziende con bassi valori di RF.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	8,58	7,29	7,67	7,79	7,78
0,3<RF<=0,5	18,77	15,05	15,59	14,51	13,68
RF>0,5	16,45	13,81	12,00	11,43	9,82

Tabella 149: Andamento ATT 20 negli anni per cluster di RF

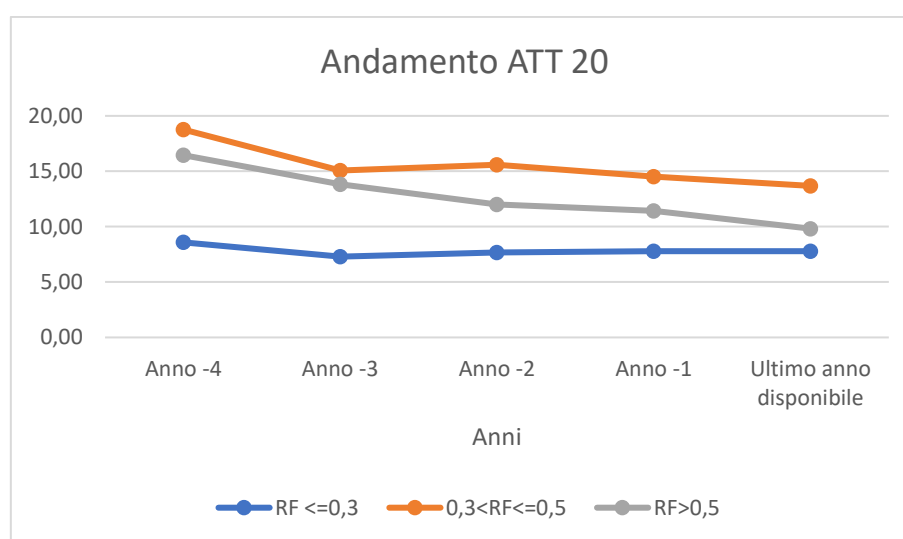


Grafico 64: Andamento ATT 20 negli anni per cluster di RF

A.7 Attributo 21

L'**attributo 21** è un valore assoluto, di tipo **Production**.

La *Tabella 150* e il *Grafico 65* mostrano un andamento poco netto e definito. Se per le aziende con RF alto e medio, si registra un trend decrescente, per le aziende con RF basso si ha un andamento crescente. I valori dell'indice non sono nettamente diversi da un gruppo all'altro.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	25,32	20,79	22,43	23,19	22,66
0,3<RF<=0,5	31,69	28,06	27,18	25,57	25,12
RF>0,5	27,87	25,98	23,13	22,09	20,25

Tabella 150: Andamento ATT 21 negli anni per cluster di RF

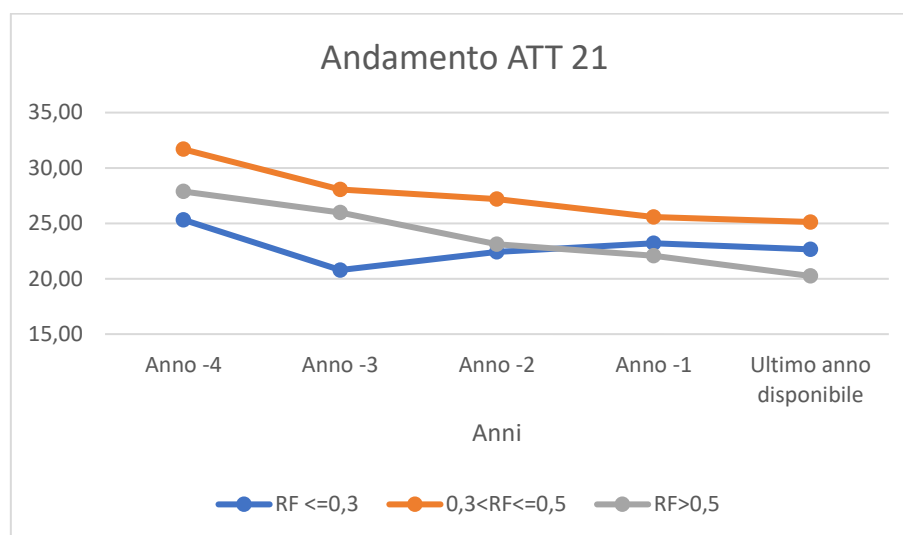


Grafico 65: Andamento ATT 21 negli anni per cluster di RF

A.8 Attributo 25

L'**attributo 25** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

I valori riportati nella *Tabella 151* e nel *Grafico 66* mostrano, di rilevante, un punto di flesso nell'andamento dell'ATT 25 per le aziende ad alta probabilità di default. L'indice difatti, sembrava decrescere fino all'anno -2, quando ha ripreso a salire e ad assumere valori nettamente superiori rispetto al cluster con $RF \leq 0,3$.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	-1.958,52	-6.692,59	32.489,14	11.818,56	-53.826,62
$0,3 < RF \leq 0,5$	2.346.180,60	2.344.322,45	2.257.260,63	2.156.292,15	2.262.407,07
$RF > 0,5$	4.758.551,48	3.719.773,37	1.891.202,71	3.312.805,01	3.013.736,09

Tabella 151: Andamento ATT 25 negli anni per cluster di RF

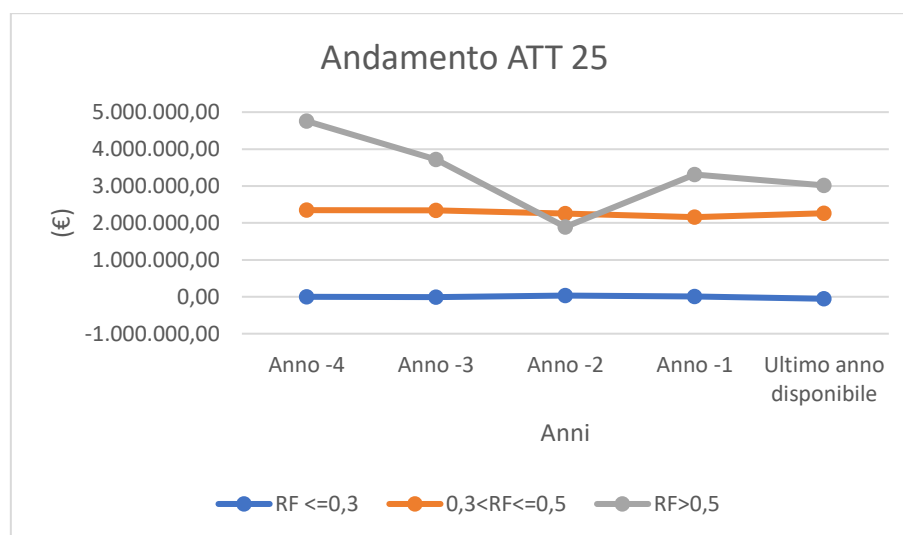


Grafico 66: Andamento ATT 25 negli anni per cluster di RF

A.9 Attributo 26

L'**attributo 26** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

Nella *Tabella 152* e nel *Grafico 67* si osserva come tale indice ha registrato un trend decrescente negli anni rispetto alle aziende che hanno alta probabilità di default, assumendo il valore minimo nell'ultimo anno disponibile.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	2.355.916,11	2.138.969,17	2.337.948,76	2.357.949,65	2.450.818,52
0,3>RF<=0,5	6.526.740,26	6.005.371,45	6.062.237,73	6.113.939,95	6.391.336,73
RF>0,5	15.434.581,60	12.424.016,45	12.172.250,20	11.774.009,71	10.579.193,73

Tabella 152: Andamento ATT 26 negli anni per cluster di RF

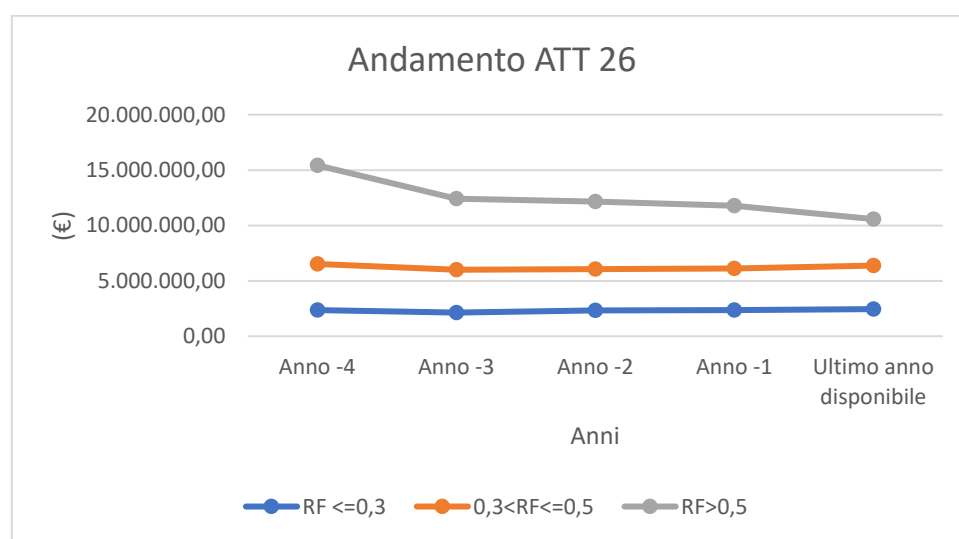


Grafico 67: Andamento ATT 26 negli anni per cluster di RF

Appendice B: Attributi settore commerce

B.1 Attributo 13

L'**attributo 13** è un valore assoluto, di tipo **Revenue/Profit**.

Come si osserva dalla *Tabella 153* e dal *Grafico 68* sicuramente rispetto a questo attributo, le aziende ad alto rischio di fallimento, registrano performance peggiori di quelle a basso rischio di default. In particolare, dall'anno -4 al last year available, l'indice ha avuto un andamento lievemente crescente ma comunque i valori assunti si mantengono, per tutti gli anni, al di sotto degli altri due cluster.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	1,34	1,31	1,33	1,39	1,44
0,3>RF<=0,5	0,97	0,96	0,99	1,04	1,08
RF>0,5	0,82	0,85	0,87	0,88	0,88

Tabella 153: Andamento ATT 13 negli anni per cluster di RF

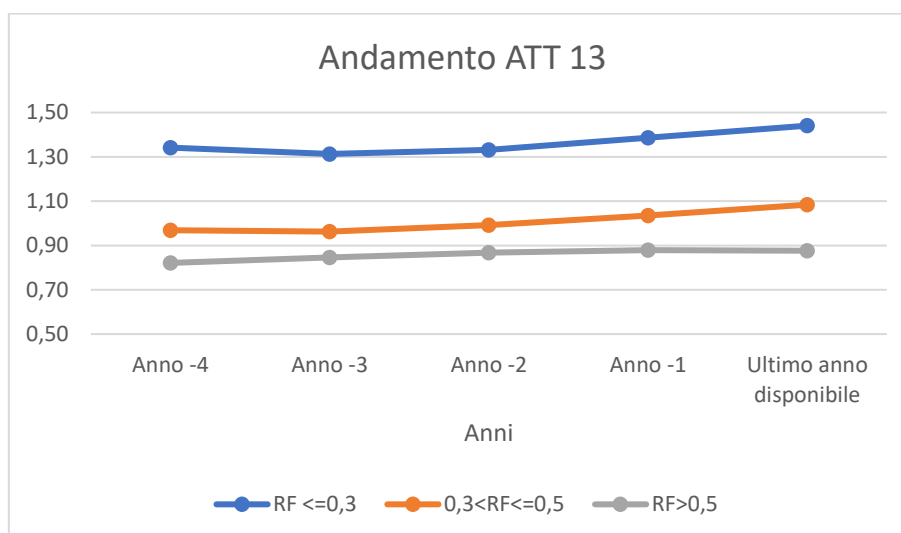


Grafico 68: Andamento ATT 13 negli anni per cluster di RF

B.2 Attributo 14

L'**attributo 14** è un valore percentuale, di tipo **Revenue/Profit**.

Dalla *Tabella 154* e dal *Grafico 69* si evince una netta distinzione dell'andamento di tale indice tra le aziende con alta probabilità di default e quelle con medio-bassa probabilità di default. Per queste ultime difatti si ha un andamento crescente negli anni, con un solo punto di minimo nell'anno -3. Al contrario invece, le aziende con $RF > 0,5$, seppur per piccoli delta di ATT 14, dall'anno -3, hanno subito una diminuzione dello stesso. Tuttavia, la differenza in valore assoluto tra last year available e year -4 è quasi nulla.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	1,85%	1,80%	1,82%	1,89%	1,97%
$0,3 < RF \leq 0,5$	1,49%	1,45%	1,48%	1,54%	1,62%
$RF > 0,5$	1,22%	1,27%	1,24%	1,25%	1,22%

Tabella 154: Andamento ATT 14 negli anni per cluster di RF

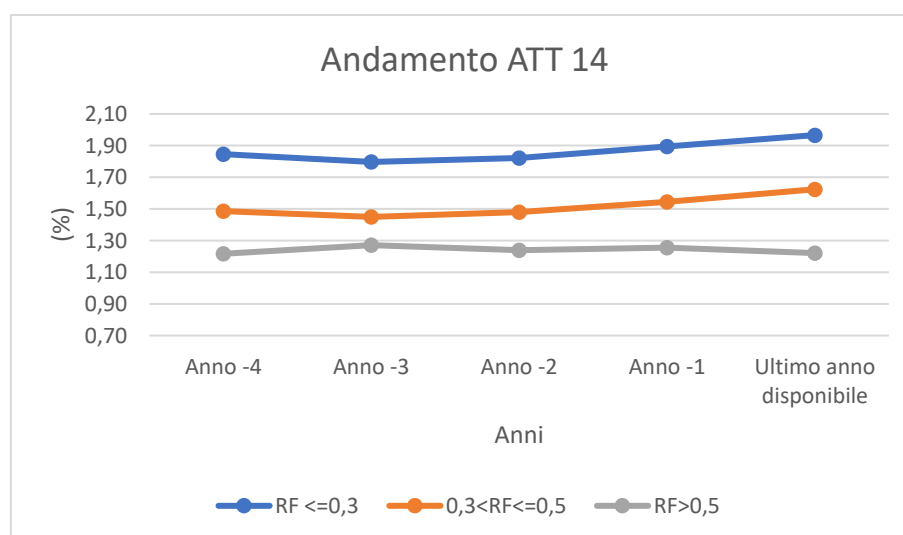


Grafico 69: Andamento ATT 14 negli anni per cluster di RF

B.3 Attributo 15

L'**attributo 15** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

La *Tabella 155* e il *Grafico 70* mostrano un andamento differente da quanto ci si aspetta. È evidente difatti che le aziende con RF medio abbiano un andamento peggiore rispetto alle PMI ad alto rischio di default. Le prime infatti registrano valori per l'ATT 15, peggiori rispetto agli altri cluster in tutti gli anni in esame.

Nello specifico, si evidenzia che un andamento crescente è da interpretare come peggiorativo della situazione economica. Le PMI con probabilità di default $>0,5$ negli anni hanno registrato un andamento indicativamente costante.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF $\leq$ 0,3	0,11%	0,11%	0,11%	0,12%	0,12%
0,3<RF $\leq$ 0,5	0,20%	0,19%	0,19%	0,20%	0,21%
RF>0,5	0,14%	0,15%	0,15%	0,15%	0,15%

Tabella 155: Andamento ATT 15 negli anni per cluster di RF

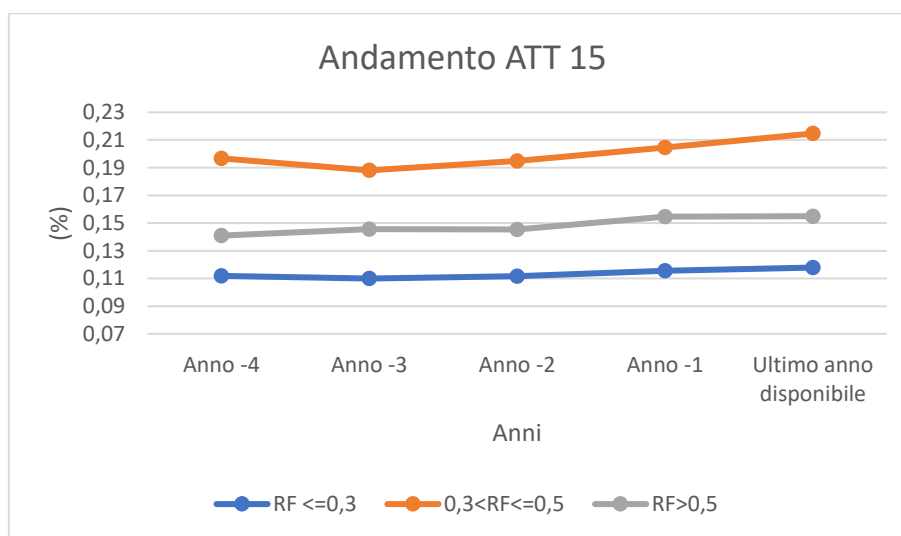


Grafico 70: Andamento ATT 15 negli anni per cluster di RF

B.4 Attributo 16

L'**attributo 16** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

La prima considerazione interessante da fare riguardante tale indice è sull'andamento negli anni delle aziende con probabilità alta di default. Dalla *Tabella 156* e dal *Grafico 71* si evince infatti che vi sia una situazione altamente negativa rispetto a questo attributo. Già nell'anno -2 si registravano valori decrescenti, ma, nel last year available l'indice in esame è quasi dimezzato rispetto all'anno -4. Le PMI caratterizzate da media probabilità di default vivono la situazione migliore rispetto all'andamento di questo indice, anche se negli anni esso è, seppur di poco, diminuito. Al contrario invece di ciò che ci si aspetta, le PMI a basso rischio di default hanno registrato l'andamento peggiore, rispetto a questo attributo, negli anni.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	0,58	0,58	0,58	0,57	0,55
0,3<RF<=0,5	1,38	1,40	1,36	1,29	1,22
RF>0,5	0,83	0,84	0,72	0,60	0,50

Tabella 156: Andamento ATT 16 negli anni per cluster di RF

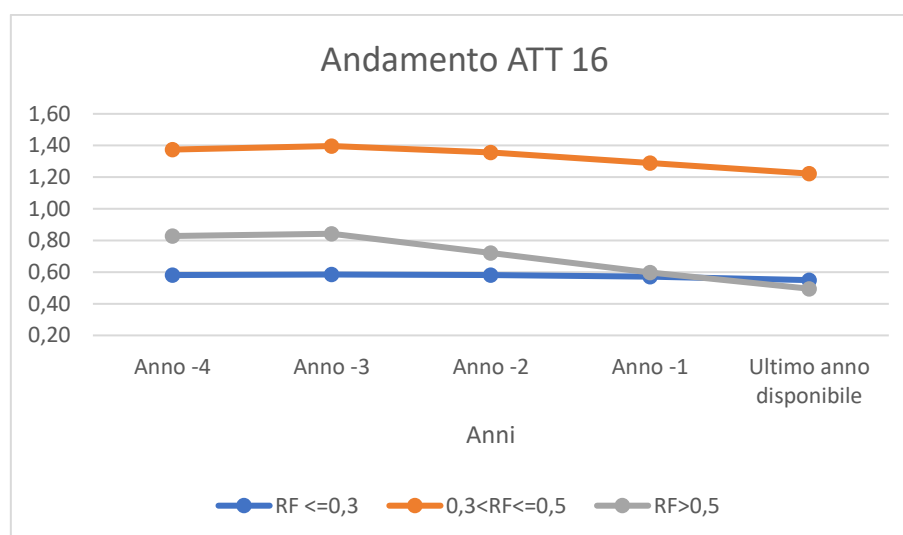


Grafico 71: Andamento ATT 16 negli anni per cluster di RF

B.5 Attributo 18

L'**attributo 18** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

L'indice in esame rileva un andamento tendenzialmente costante all'interno di ogni gruppo, in tutti gli anni in esame. La *Tabella 157* e il *Grafico 72* mostrano che il cluster di aziende con $RF > 0,5$ ha subito un calo di performance più evidente dall'anno -2 all'anno -1.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	10,08	9,92	10,08	10,39	10,30
$0,3 < RF \leq 0,5$	20,06	20,18	20,19	20,37	20,81
$RF > 0,5$	14,97	14,32	13,94	15,55	15,90

Tabella 157: Andamento ATT 18 negli anni per cluster di RF

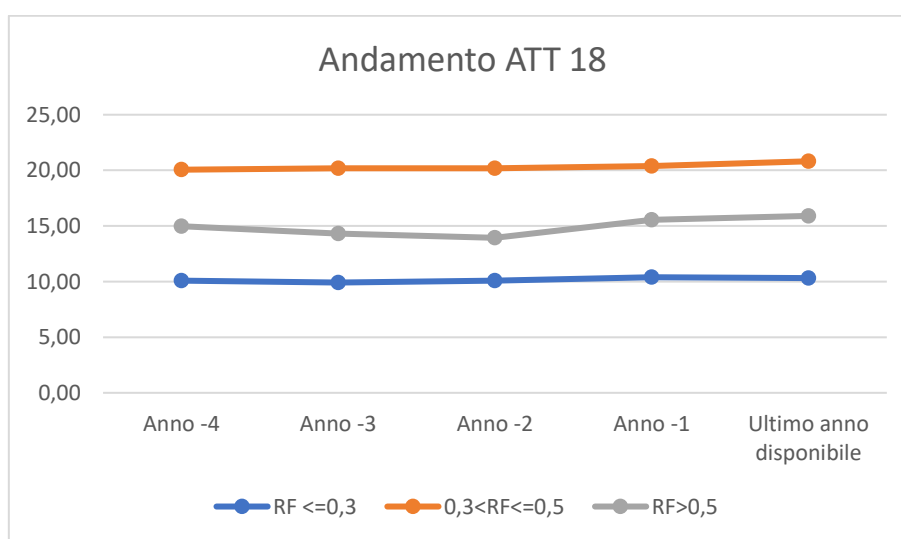


Grafico 72: Andamento ATT 18 negli anni per cluster di RF

B.6 Attributo 25

L'**attributo 25** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

La *Tabella 158* e il *Grafico 73* mostrano di rilevante il fatto che le aziende con valori di RF medi si trovano in una situazione peggiore delle altre. Al contrario di quanto ci si aspettava difatti, le imprese con $RF > 0,5$, pur mantenendo un andamento sempre peggiore delle PMI con $RF < 0,3$, nel last year available registrano rispetto ad esse un delta pari a 266.772 €.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	237.534,04	208.657,85	217.611,12	236.230,79	216.764,12
$0,3 < RF \leq 0,5$	844.721,10	879.805,96	843.290,30	840.489,84	859.472,32
$RF > 0,5$	608.049,84	402.460,69	494.791,21	499.539,32	483.536,43

Tabella 158: Andamento ATT 25 negli anni per cluster di RF

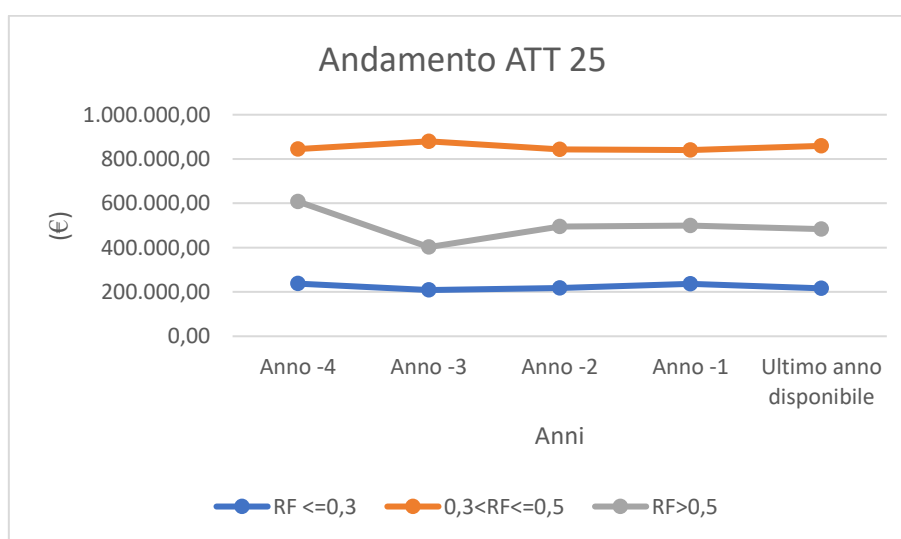


Grafico 73: Andamento ATT 25 negli anni per cluster di RF

B.7 Attributo 26

L'**attributo 26** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

Rispetto a tale indice, come si evince dalla *Tabella 159* e dal *Grafico 74*, vi sono andamenti contrastanti dei tre cluster. Mentre le aziende con bassa e media probabilità di default registrano, per l'attributo 26, un andamento crescente negli anni, seppur caratterizzato da basse variazioni, le PMI con $RF > 0,5$ evidenziano un andamento decrescente rispetto a tale indice. In particolare, dall'anno -2 al last year available, si registra una diminuzione del 23% del valore.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	2.120.874,61	1.968.325,82	2.097.099,56	2.188.200,94	2.230.008,93
$0,3 < RF \leq 0,5$	2.537.640,68	2.386.192,55	2.464.796,90	2.493.794,87	2.575.991,99
$RF > 0,5$	4.726.578,49	4.297.945,29	4.274.423,03	3.898.684,59	3.349.019,73

Tabella 159: Andamento ATT 26 negli anni per cluster di RF

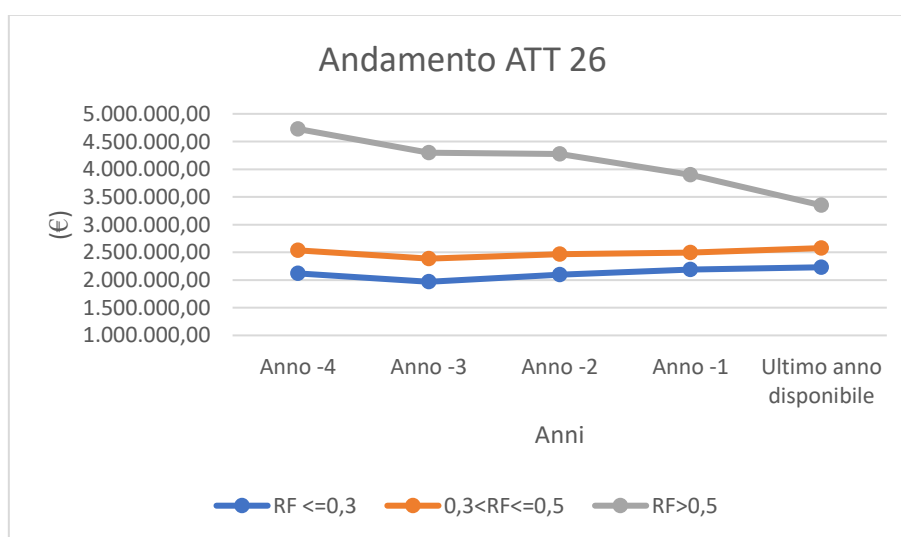


Grafico 74: Andamento ATT 26 negli anni per cluster di RF

Appendice C: Attributi settore public

C.1 Attributo 13

L'**attributo 13** è un valore assoluto, di tipo **Revenue/Profit**.

Dalla *Tabella 160* e dal *Grafico 75* si può osservare che tutti e tre i cluster hanno subito delle riduzioni negli anni e la più importante ha interessato le aziende con $RF > 0,5$ nell'anno -1.

In generale tuttavia, tutti e tre i gruppi hanno concluso l'ultimo anno disponibile con valori dell'ATT 13 maggiori dell'anno -4.

Rispetto all'anno -1 poi, le PMI con $RF > 0,5$ hanno registrato un incremento di circa il 25% di tale indice.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	1,87	1,87	1,93	1,97	2,02
$0,3 < RF \leq 0,5$	1,48	1,38	1,42	1,56	1,55
$RF > 0,5$	1,06	0,99	1,10	0,93	1,17

Tabella 160: Andamento ATT 13 negli anni per cluster di RF

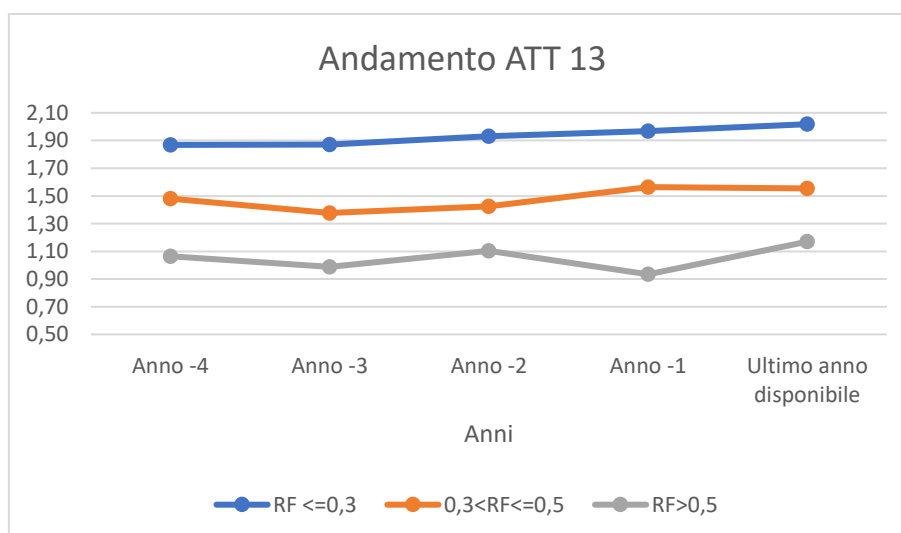


Grafico 75: Andamento ATT 13 negli anni per cluster di RF

C.2 Attributo 14

L'**attributo 14** è un valore percentuale, di tipo **Revenue/Profit**.

Come ci si aspettava, rispetto all'ATT 14, le aziende con $RF \leq 0,3$ hanno ottenuto le performance migliori. In particolare, osservando la *Tabella 161* e il *Grafico 76*, si osserva che negli anni il valore di tale indice si è mantenuto più o meno costante.

Per le PMI con RF compreso tra 0,3 e 0,5, l'indice ha subito il più importante aumento nell'anno -1 per poi restare costante fino al last year available.

Per le imprese con $RF > 0,5$ invece, l'ATT 14, nonostante due picchi decrescenti registrati nell'anno -3 e -1, ha registrato nel last year available un +10% rispetto all'anno -4.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	2,00	1,99	2,05	2,09	2,16
$0,3 < RF \leq 0,5$	1,59	1,49	1,52	1,65	1,65
$RF > 0,5$	1,11	1,07	1,19	1,03	1,23

Tabella 161: Andamento ATT 14 negli anni per cluster di RF

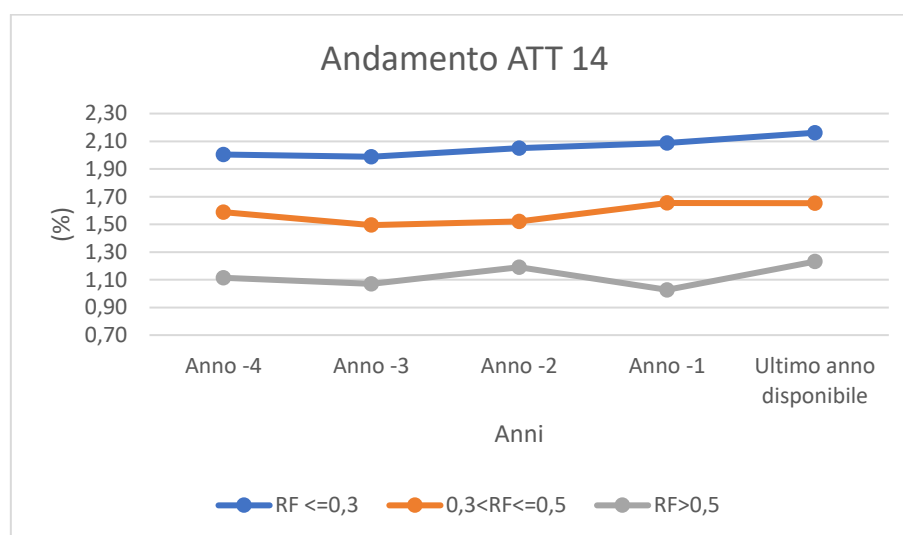


Grafico 76: Andamento ATT 14 negli anni per cluster di RF

C.3 Attributo 15

L'**attributo 15** è un valore percentuale, di tipo **Cost/Debt**.

L'analisi di questo indice esposta nella *Tabella 162* e nel *Grafico 77* mostra che la peggiore performance è stata raggiunta in tutti gli anni dalle aziende con RF compreso tra 0,3 e 0,5, anche se mediamente il valore dell'attributo è rimasto lo stesso negli anni. Al contrario di quanto ci si aspettava invece, le imprese con alta probabilità di default hanno delle performance molto simili a quelle con bassa probabilità di default, soprattutto nell'anno -1 e nell'ultimo anno disponibile, dove registrano il medesimo valore. Questo risultato è dovuto ad un lieve peggioramento delle performance da parte delle PMI con bassa probabilità di default e ad un contestuale miglioramento della situazione per le imprese con alta probabilità di default.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	0,21	0,21	0,22	0,22	0,23
0,3>RF<=0,5	0,38	0,37	0,37	0,37	0,37
RF>0,5	0,23	0,24	0,24	0,23	0,23

Tabella 162: Andamento ATT 15 negli anni per cluster di RF

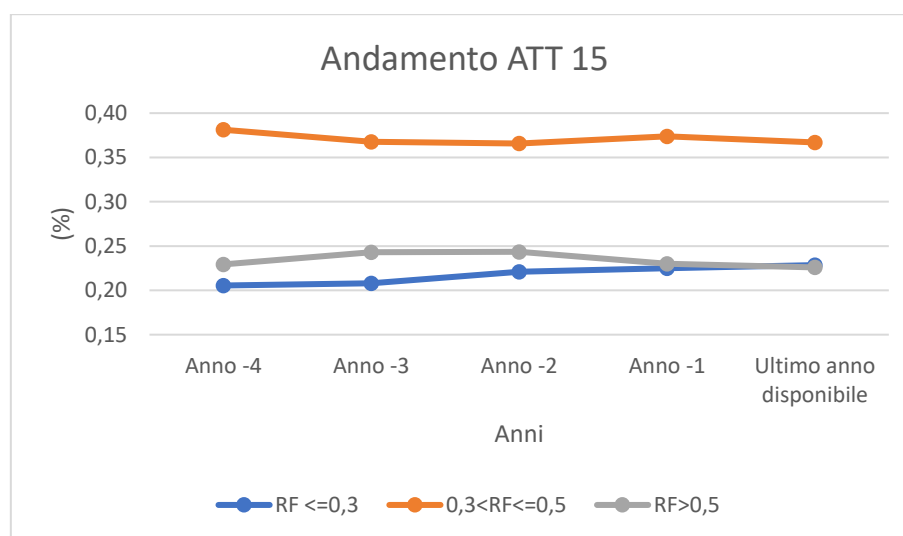


Grafico 77: Andamento ATT 15 negli anni per cluster di RF

C.4 Attributo 16

L'**attributo 16** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

L'andamento dell'attributo 16, come si evince in modo chiaro dal *Grafico 78* è oscillante per le imprese ad alto rischio di fallimento. In particolare, esse hanno subito un incremento di tale indice fino all'anno -2 e successivamente un'importante diminuzione fino a raggiungere, nel last year available, un valore pari a quasi un terzo di quello raggiunto, nello stesso anno, delle aziende più performanti. Per le imprese con bassa probabilità di default, come si vede nella *Tabella 163*, si ha un andamento costante mentre quelle con valori medi di RF presentano un andamento decrescente negli anni, ma con valori più performanti delle altre.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	1,16	1,20	1,17	1,15	1,16
0,3>RF<=0,5	2,28	2,33	2,28	2,11	2,02
RF>0,5	1,12	1,26	1,46	1,26	0,71

Tabella 163: Andamento ATT 16 negli anni per cluster di RF

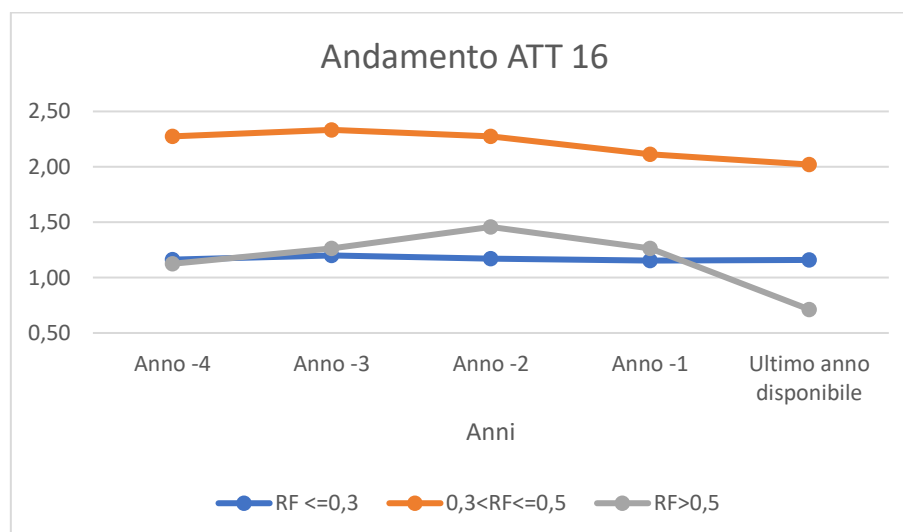


Grafico 78: Andamento ATT 16 negli anni per cluster di RF

C.5 Attributo 18

L'**attributo 18** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

Osservando la *Tabella 164* e il *Grafico 79*, si nota che tra le PMI con $RF \leq 0,3$ e quelle con $RF > 0,5$ non vi è una netta distinzione, negli anni, in termini di valori registrati per tale indice. In particolare, le imprese con bassa probabilità di default registrano in tutti i periodi i valori migliori ma, quelle con alta probabilità di default, non si discostano molto da essi.

Per quanto concerne le PMI con RF compreso tra 0,3 e 0,5 invece, nonostante il trend decrescente registrato negli anni, registrano sempre le performance peggiori in termini di valori dell'ATT 18.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	11,60	12,10	12,22	11,98	12,05
$0,3 < RF \leq 0,5$	22,42	22,81	22,32	21,12	20,31
$RF > 0,5$	12,70	12,75	12,58	13,45	12,20

Tabella 164: Andamento ATT 18 negli anni per cluster di RF

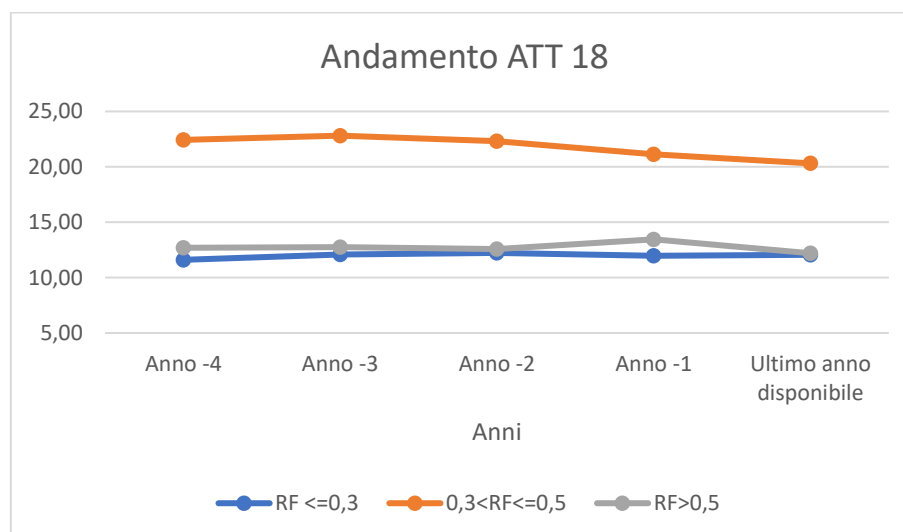


Grafico 79: Andamento ATT 18 negli anni per cluster di RF

C.6 Attributo 20

L'**attributo 20** è un valore assoluto, di tipo **Production**.

Rispetto a tale indice non si ha una chiara distinzione delle performance dei diversi cluster. Focalizzando l'attenzione sulle PMI ad alta probabilità di default, come si può osservare nella *Tabella 165* e nel *Grafico 80*, i valori risultano essere molto diversi di anno in anno con un trend inizialmente decrescente, poi crescente e infine, nel last year available, di nuovo decrescente. In particolare, nell'ultimo anno, le performance risultano essere uguali a quelle delle aziende con bassa probabilità di default.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	11,01	10,55	9,60	9,85	9,45
0,3>RF<=0,5	13,94	12,11	13,57	12,78	15,86
RF>0,5	8,74	7,68	12,30	13,94	9,18

Tabella 165: Andamento ATT 20 negli anni per cluster di RF

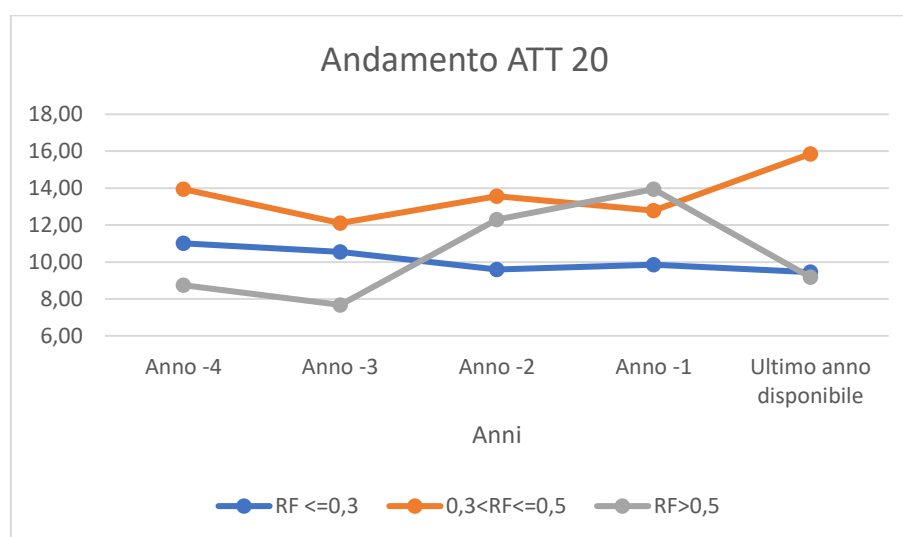


Grafico 80: Andamento ATT 20 negli anni per cluster di RF

C.7 Attributo 21

L'**attributo 21** è un valore assoluto, di tipo **Production**.

Come si osserva dalla *Tabella 166* e dal *Grafico 81*, i trend dei tre cluster non si può affermare siano i medesimi, tranne che per la riduzione registrata nell'anno -3 dall'attributo. Analizzando i dati puntuali poi, si osserva che i valori più bassi dell'indice sono registrati, in tutti gli anni analizzati, dalle aziende ad alto rischio di default mentre i valori più alti da quelle con media probabilità di default.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
RF<=0,3	37,22	33,88	34,69	36,54	35,02
0,3>RF<=0,5	51,72	48,41	46,23	46,64	53,53
RF>0,5	25,51	24,11	29,17	29,96	23,10

Tabella 166: Andamento ATT 21 negli anni per cluster di RF

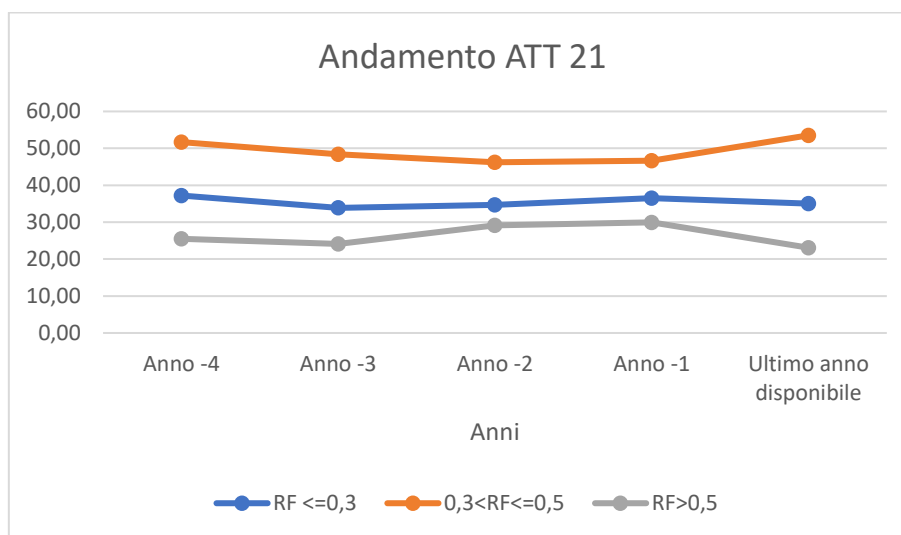


Grafico 81: Andamento ATT 21 negli anni per cluster di RF

C.8 Attributo 23

L'**attributo 23** è un valore assoluto, di tipo **Production**.

Analizzando questo indice, come visto in precedenza, non si può affermare che i tre cluster seguono il medesimo andamento negli anni. Osservando la *Tabella 167* e, anche solo gli ultimi due periodi del *Grafico 82*, si osserva che le PMI con RF compreso tra 0,3 e 0,5 registrano un aumento rispetto a tale indice. Al contrario, le aziende con $RF > 0,5$ registrano una diminuzione mentre, quelle con $RF \leq 0,3$ mantengono il valore indicativamente costante.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	893.092,21	853.285,19	928.728,08	1.092.006,48	1.051.190,70
$0,3 < RF \leq 0,5$	1.606.590,59	1.095.473,19	1.380.250,58	1.433.040,93	1.882.574,50
$RF > 0,5$	-244.934,14	99.516,04	479.218,63	342.457,33	71.985,66

Tabella 167: Andamento ATT 23 negli anni per cluster di RF

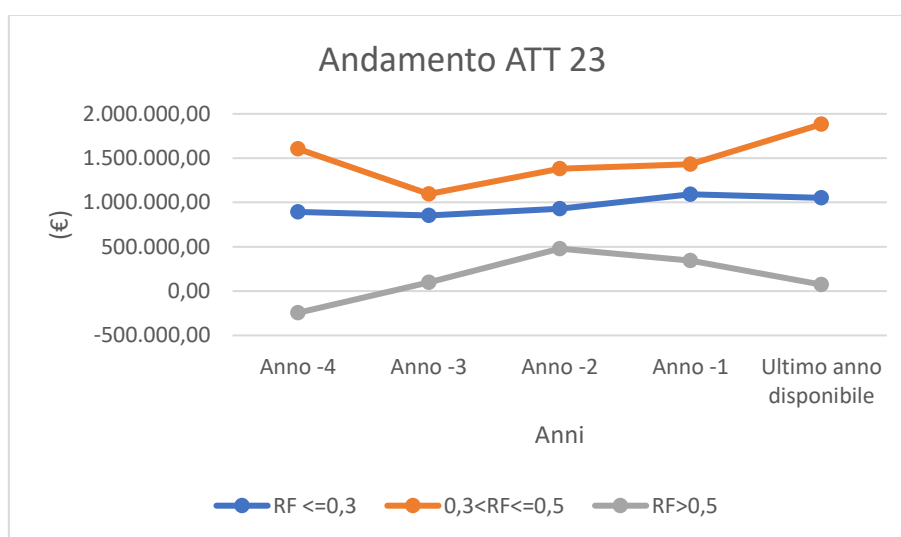


Grafico 82: Andamento ATT 23 negli anni per cluster di RF

C.9 Attributo 25

L'**attributo 25** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

Ciò che risulta interessante dall'analisi di tale indice, osservando la *Tabella 168* e il *Grafico 83*, è l'andamento opposto tra le PMI con $RF > 0,5$ e quelle degli altri due gruppi. Un'altra importante osservazione riguarda il fatto che, le imprese con bassa probabilità di default negli anni non hanno registrato importanti variazioni dell'ATT 25, mentre ciò non si può dire degli altri due cluster, in cui queste sono state sicuramente più significative.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	752.861,78	765.108,30	1.022.780,00	791.713,29	753.509,60
$0,3 < RF \leq 0,5$	5.459.818,99	5.579.511,79	4.302.111,32	3.450.455,13	3.638.449,50
$RF > 0,5$	3.475.682,93	8.623.022,39	6.852.188,97	4.893.357,96	2.419.798,68

Tabella 168: Andamento ATT 25 negli anni per cluster di RF

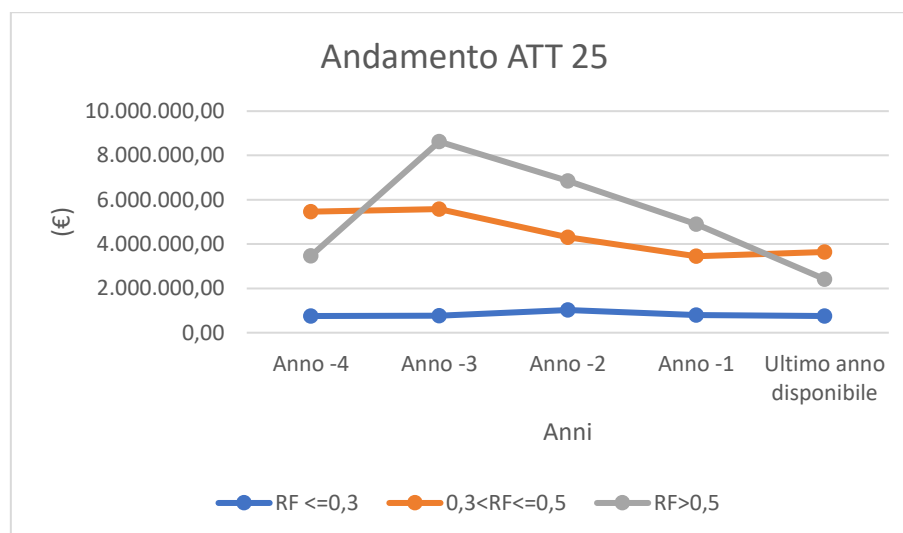


Grafico 83: Andamento ATT 25 negli anni per cluster di RF

C.10 Attributo 26

L'**attributo 26** è un valore assoluto, di tipo **Cost/Debt**.

L'analisi dell'attributo 26 mette in luce sicuramente una distinzione a livello di performance tra le imprese con alta probabilità di default e quelle con bassa probabilità di default. Tuttavia, anche l'andamento negli anni di tale indice non può essere considerato il medesimo nei tre cluster. Osservando la *Tabella 169* e il *Grafico 84* difatti, si nota che mentre per le PMI con $RF \leq 0,3$ negli anni l'ATT 26 mantiene valori costanti, gli altri due cluster evidenziano situazioni più instabili, con diversi punti di flesso nelle rispettive curve.

	Anno -4	Anno -3	Anno -2	Anno -1	Ultimo anno disponibile
$RF \leq 0,3$	4.265.084,85	4.666.004,07	4.824.233,69	5.054.169,14	4.506.032,06
$0,3 < RF \leq 0,5$	16.135.261,09	11.635.468,61	11.702.533,22	10.822.761,40	15.184.486,02
$RF > 0,5$	11.336.079,33	20.142.031,70	19.481.574,46	20.989.433,77	8.845.330,90

Tabella 169: Andamento ATT 26 negli anni per cluster di RF

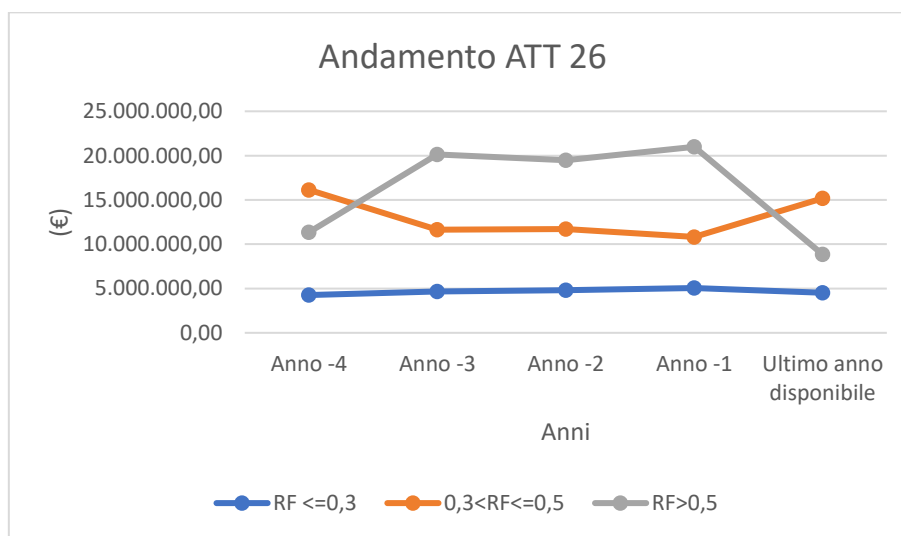


Grafico 84: Andamento ATT 26 negli anni per cluster di RF

Bibliografia

Fundación Latinoamericana de Administración de Riesgos (ALARYS). Website.

<https://alarys.org/>

[Consultato il giorno 5 Febbraio 2021].

Altman, E., 1968. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), pp. 589-609.

Altman, E., 2014. Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-Score and ZETA models. *Edward Elgar Pub*, pp. 428-45.

Angelino, A. et al., 2020. *RAPPORTO CERVED PMI 2020*.

Argenti, J., 1976. *Corporate collapse: The causes and symptoms*. McGraw Hill.

Arisk srl. Website. <https://www.arisk.it/> [Consultato il giorno 16 Gennaio 2021].

Beaver, W. H., 1966. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, Volume 4, pp. 71-111.

bebeez, 2020. *Coronavirus e pmi, senza cassa dopo 15 gg di stop produttivo quelle più piccole. Lo calcola ARisk*. [Online]

Disponibile presso: <https://bebeez.it/studi-e-approfondimenti/coronavirus-pmi-senza-cassa-15-gg-stop-produttivo-quelle-piu-piccole-lo-calcola-arisk/>

[Consultato il giorno 10 Marzo 2021].

Brambilla, C., 2018. *Blog ASSITECA NEWS*. [Online]

Disponibile presso: <https://www.assiteca.it/2018/01/rischi-aziendali-businessinterruption/>

[Consultato il giorno 30 Gennaio 2021].

Cambridge University Press, 2021. *Cambridge Dictionary*. [Online]

Disponibile presso: <https://dictionary.cambridge.org/it/dizionario/inglese/business-interruption>

[Consultato il giorno 20 Febbraio 2021].

Cantamessa, M., Gatteschi, V., Perboli, G. & Rosano, M., 2018. Startups' Roads to Failure 10 (7), 2346. *Sustainability*, 10(7), p. 2346.

Capra, E., 2020. *Covid-19 e i rischi della Business Interruption per le aziende* [Intervista] (7 Aprile 2020).

CommunityCib-SDA Bocconi, 2011. *Il ruolo del risk management per un efficace presidio dei rischi: le lezioni della crisi*. [Online]

Disponibile presso: <https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/interventi-direttorio/int-dir-2011/Tarantola-101111.pdf>

[Consultato il giorno 20 Dicembre 2020].

CONFINDUSTRIA, 2020. *Affrontiamo l'emergenza economica per la tutela del lavoro: Le proposte per una reazione immediata*. [Online]
 Disponibile presso: https://www.confindustria.it/wcm/connect/c1be4e6e-3728-4fe3-9ec9-a8a6441d9509/Emergenza+economica+per+la+tutela+del+lavoro_Confindustria_20.3.2020.pdf?MOD=AJPERES&CACHEID=ROOTWORKSPACE-c1be4e6e-3728-4fe3-9ec9-a8a6441d9509-n4nyPrL
 [Consultato il giorno 10 Marzo 2021].

CONFINDUSTRIA, 2020. *Quarta edizione dell'Indagine sugli effetti del Covid-19 per le imprese italiane*. [Online]
 Disponibile presso: <https://www.confindustria.it/notizie/dettaglio-notizie/Indagine-sugli-effetti-del-Covid-19-per-le-imprese-italiane-quarta-edizione>
 [Consultato il giorno 3 Marzo 2021].

CONFINDUSTRIA, 2020. *Seconda edizione dell'indagine sugli effetti della pandemia da Covid-19 per le imprese italiane*. [Online]
 Disponibile presso: <https://www.confindustria.it/notizie/dettaglio-notizie/Indagine-sugli-effetti-del-Covid-19-per-le-imprese-italiane>
 [Consultato il giorno 26 Marzo 2021].

Corbetta, G., Minichilli, A. & Quarato, F., s.d. *Osservatorio AUB sulle Aziende Familiari Italiane. VII Rapporto*.

Corbetta, G. & Quarato, F., 2019. *XI Osservatorio AUB: LE IMPRESE FAMILIARI E IL MONDO*.

Corbetta, G., Quarato, F. & Minichilli, A., s.d. *Osservatorio AUB sulle Aziende Familiari Italiane. VIII Rapporto*.

d.l N.18 del 17.03.2020, 2020. *Decreto Legge N.18*. [Online]
 Disponibile presso: <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2020/03/17/20G00034/sg>
 [Consultato il giorno 15 Marzo 2021].

d.l N.6 del 22.03.2020, 2020. *Decreto Legge N.6*. [Online]
 Disponibile presso: <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2020/03/22/20A01807/sg>
 [Consultato il giorno 15 Marzo 2021].

d.l. N.23 del 08.04.2020, 2020. *Decreto Legge N.8*. [Online]
 Disponibile presso: <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2020/06/06/20A03082/SG>
 [Consultato il giorno 15 Marzo 2021].

d.lgs. N. 14 del 12.01.2019, 2019. *Decreto Legislativo N.14*. [Online]
 Disponibile presso: <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2019/02/14/19G00007/sg>
 [Consultato il giorno 22 Gennaio 2021].

Decreto del 18 aprile 2005, 2005. *Decreto Ministeriale*. [Online]
 Disponibile presso: <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2005/10/12/05A09671/sg>
 [Consultato il giorno 7 Marzo 2021].

FERMA, 2002. *Standard di risk management*. [Online]
Disponibile presso: <https://delpup.files.wordpress.com/2007/08/standard-di-risk-management.pdf>
[Consultato il giorno 6 Marzo 2021].

FERMA, 2019. *Artificial Intelligence applied to risk management*.

Federation of European Risk Management Associations (FERMA). *Website*.
<https://www.ferma.eu/>
[Consultato il giorno 5 Febbraio 2021].

Floreani, A., 2004. *Enterprise Risk Management*. Milano.

FTA Online news, 2010. *Il risk management: I processi di gestione del rischio*. [Online]
Disponibile presso: <https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/risk-management-107.htm>
[Consultato il giorno 8 Febbraio 2021].

Ghione, B., 2020. *Valutazione della crisi d'impresa mediante algoritmo di Machine Learning*.

Hambrick, D. C. & D'Aveni, R. A., 1988. Large corporate failures as downward spirals. *Administrative Science Quarterly*, Volume 33, pp. 1-23.

International Federation of Risk and Insurance Management Associations, Inc. (IFRIMA). *Website*. <https://www.ifrima.org/>
[Consultato il giorno 5 Febbraio 2021].

Il Sole 24 ORE, 2020. *Cronaca: Il Sole 24 ORE*. [Online]
Disponibile presso: <https://www.infodata.ilsole24ore.com/2020/03/22/quale-sara-limpatto-del-coronavirus-sulleconomia-mondiale-le-stime-gli-scenari-formulati-ad-adesso/>
[Consultato il giorno 20 Febbraio 2021].

The Institute of Risk Management SOUTH AFRICA (IRMSA). *Website*.
<https://www.irmsa.org.za/>
[Consultato il giorno 5 Febbraio 2021].

Luoma, M. & Laitinen, E., 1991. Survival analysis as a tool for company failure prediction. *Omega*, Volume 19, pp. 673-678.

Minichilli, A., Montemerlo, D. & D'Angelo, V., 2020. *SDA Bocconi: School of Management. Osservatorio Imprese-Corporate Governance LAB*. [Online]
Disponibile presso:
https://www.sdabocconi.it/upl/entities/attachment/Report_CG_Lab_1_dicembre_short-1.pdf
[Consultato il giorno 13 Marzo 2021].

Norma Europea UNI EN ISO 31000:2018, 2018. *UNI EN ISO 31000:2018*. [Online]
Disponibile presso: <https://www.iso.org/obp/ui#iso:std:iso:31000:ed-2:v1:en>
[Consultato il giorno 15 Febbraio 2021].

Norma Europea UNI EN ISO 9001:2015, 2015. *UNI EN ISO 9001: 2015*. [Online]
Disponibile presso: <https://www.luiss.it/sites/www.luiss.it/files/iso-9001-2015.pdf>
[Consultato il giorno 31 Gennaio 2021].

OECD Trento Center for Local Development, 2020. *Italian regional SME policy responses*.
[Online]
Disponibile presso: <https://www.oecd.org/cfe/leed/COVID-19-Italian-regions-SME-policy-responses.pdf>

OECD, 2020. *Newsroom OECD*. [Online]
Disponibile presso: <http://www.oecd.org/newsroom/oecd-updates-g20-summit-on-outlook-for-global-economy.htm>
[Consultato il giorno 21 Febbraio 2021].

Ohlson, J. A., 1980. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *The Journal of Accounting Research*, Volume 18, pp. 109-131.

Ooghe, H. P. S. D., 2008. Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology. *Management Decision*, Volume 46, pp. 223-242.

Pan-Asia Risk & Insurance Management Association (PARIMA). Website.
<https://www.parima.org/>
[Consultato il giorno 5 Febbraio 2021].

Patrick, P., 1932. A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms. *Certified Public Accountant*, Volume 2, pp. 598-605.

Perboli, G. & Arabnezhad, E., 2020. CIRRELT-2020-29: A Machine Learning-based DSS for Mid and Long-Term Company Crisis Prediction. *Expert Systems with Applications*, p. 29.

Raccomandazione della Commissione Europea, 2003. *Raccomandazione della Commissione Europea (2003/361/CE)*. [Online]
Disponibile presso: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/IT/TXT/PDF/?uri=CELEX:32003H0361&from=IT>
[Consultato il giorno 25 Marzo 2021].

Richter, A. & Wilson, T., 2020. Covid-19: implications for insurer risk management and the insurability of pandemic risk. *Geneva Risk Insur Rev*, Volume 45, pp. 171-199.

Society for Risk Analysis (SRA). Website. <https://www.sra.org/> [Consultato il giorno 5 Febbario 2021].