

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale – Classe LM 31

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale – Percorso Servizi

Tesi di Laurea di II livello

**Analisi del rischio di default mediante
algoritmi di intelligenza artificiale.**

Il caso delle PMI italiane appartenenti al settore industry



Relatore

Prof. Guido Perboli

Candidato

Fabiano Columbano

Correlatore

Dott.ssa Mariangela Rosano

Anno accademico 2020/2021

Indice

PREMESSA E SCOPO DEL LAVORO	1
CAPITOLO 1: INTRODUZIONE AL RISCHIO	4
1.1 RISCHIO, CERTEZZA ED INCERTEZZA.....	4
1.2 RISCHIO NELL'ATTIVITÀ D'IMPRESA: DANNO/OPPORTUNITÀ, ORIGINI ED EFFETTI	6
1.3 LE CARATTERISTICHE DEL RISCHIO IN AMBITO AZIENDALE	12
1.4 LA CRESCENTE ATTENZIONE VERSO IL RISCHIO	13
CAPITOLO 2: RISK MANAGEMENT	16
2.1 DEFINIZIONE E FUNZIONE DEL RISK MANAGEMENT	16
2.2 STORIA ED EVOLUZIONE DEL RISK MANAGEMENT	18
2.2.1 L'evoluzione della disciplina.....	19
2.2.2 L'evoluzione della figura professionale: da insurance manager a chief risk officer.....	22
2.3 IL PROCESSO DI RISK MANAGEMENT	24
2.4 GESTIONE DI EVENTI DISRUPTIVE E BUSINESS INTERRUPTION	27
2.4.1 Eventi disruptive e coronavirus	27
2.4.2 Codice della crisi d'impresa: l'importanza dei sistemi di allerta per prevenire la crisi	28
2.4.3 Crisi d'impresa legata al coronavirus e gestione dei principali rischi associati.....	31
CAPITOLO 3: ARISK E MACHINE LEARNING PER PREVENIRE LA CRISI D'IMPRESA	35
3.1 METODI PER LA PREVISIONE DELLA CRISI D'IMPRESA	35
3.2 AI & MACHINE LEARNING: L'IMPORTANZA DEI NUOVI TOOL NELLA PREDIZIONE	40
3.3 ARISK	43
3.4 MACHINE LEARNING & ARISK: IL DECISION SUPPORT SYSTEM E LE FASI CARATTERISTICHE DELL'ALGORITMO PREDITTIVO.....	45
3.3.1 Il Decision Support System di Arisk.....	45
3.3.2 Le fasi caratterizzanti l'algoritmo predittivo	47
CAPITOLO 4: RISULTATI DELLO STUDIO	51
4.1 METODOLOGIA E OBIETTIVI DI INDAGINE.....	51
4.2 ANALISI DELLE PMI ITALIANE PRE-CORONAVIRUS	55
4.2.1 Risultati globali del settore industry	55
4.2.2 Risultati per cluster geografico.....	63
4.2.3 Risultati per cluster volume ricavi	66
4.3 ANALISI DELLE PMI ITALIANE POST-CORONAVIRUS E CONFRONTO	70
4.3.1 Risultati globali del settore industry pre e post evento disruptive.....	71
4.4 POLITICHE GOVERNATIVE A SOSTEGNO DELLE IMPRESE.....	74
4.5 ANALISI DELL'INDICE DI GOVERNANCE E RELAZIONE CON L'INDICE RF	78
4.5.1 Risultati globali del comparto industry.....	83
4.5.2 Risultati per cluster geografico.....	85
4.5.3 Risultati per cluster volumi ricavi	86
CAPITOLO 5: CONCLUSIONI	88
APPENDICE	90

BIBLIOGRAFIA.....92

Premessa e scopo del lavoro

Il presente lavoro di tesi si propone di analizzare le conseguenze socio-economiche legate al virus Sars-Cov-2 sulle PMI italiane appartenenti al settore *industry*. Gli effetti sono stati analizzati mediante un confronto tra lo stato di salute delle imprese pre e post evento *disruptive*, il quale ha determinato forti restrizioni produttive per la quasi totalità delle imprese aumentando il rischio di *business interruption*.

La stesura del lavoro presentata è stata resa possibile dalla collaborazione con la società ARISK SRL, start-up e spin-off del Politecnico di Torino, che ha creato e messo a disposizione l'algoritmo proprietario, basato su tecniche di intelligenza artificiale e *machine learning*, capace di definire gli indicatori finanziari e relativi alla governance alla base dei risultati finali ottenuti.

Ha permesso, inoltre, di applicare l'intelligenza artificiale, tramite appunto l'algoritmo di previsione, alla disciplina del *risk management* offrendo un ottimo strumento di supporto decisionale per i diversi *stakeholder* interessati tra i quali imprenditori, *policy maker* e istituzioni finanziarie. Uno degli obiettivi del lavoro è rappresentato proprio dal dimostrare come il recente "binomio" creatosi tra intelligenza artificiale e *risk management* possa garantire ottimi sistemi di predizione per agire in maniera immediata e ottenere output rapidi e affidabili. Questi permetteranno di gestire i rischi ai quali le organizzazioni sono quotidianamente esposte; il tutto in linea con le disposizioni del *Codice della Crisi d'Impresa e dell'Insolvenza* che perseguono la *ratio* di intercettare tempestivamente lo stato di crisi garantendo l'applicazione di azioni correttive in tempi adeguati.

Il confronto si basa essenzialmente sulle analisi economico-finanziarie delle PMI italiane, sull'analisi dell'*indice Red Flag* e dell'*indice governance*. Il primo indice fornisce indicazioni sulla probabilità di *default* a 36 mesi dell'impresa sotto esame, mentre il secondo definisce l'adeguatezza del modello organizzativo di una società, estremamente influente nella capacità di risposta agli eventi di crisi.

Gli output economico-finanziari e gli indicatori sopracitati hanno permesso di rispondere alle seguenti domande:

- quali sono le differenze tra le aree geografiche italiane e quali sono le aree soggette ad una più alta probabilità di fallimento?
- quali sono le dimensioni (per volume di ricavi) che rendono un'impresa più fragile?

- come è cambiata la probabilità di fallimento delle PMI italiane prima e dopo l'evento *disruptive*?
- esiste una relazione tra un adeguato assetto organizzativo e la probabilità di *default*?

Un'ulteriore analisi ha riguardato i benefici che potrebbero avere gli interventi delle politiche governative. I diversi scenari di sostegno economico per le imprese sono stati simulati attraverso l'algoritmo proprietario di Arisk. Questi risultati evidenziano il cambiamento della probabilità di *default* a seconda delle politiche governative messe in atto.

Il lavoro è stato caratterizzato principalmente da *tre macro-step*.

Nella *fase iniziale* dello studio sono state prese in analisi le performance economico-finanziarie ed indicatori relativi alla *governance* delle aziende italiane a partire dai dati pubblici come bilanci o dati sull'assetto organizzativo. Queste informazioni sono state raccolte prevalentemente dalla banca dati AIDA Bureau van Dijk/Moody's. Questo passaggio è stato reso possibile grazie agli accordi tra il Politecnico di Torino e la banca dati AIDA stessa, i quali hanno permesso di svolgere il lavoro da remoto.

I dati raccolti sono stati fondamentali per il *secondo macro-step* che ha interessato le varie fasi (*train, tuning e prevision*) che hanno coinvolto il *machine learning* per ottenere gli output dai quali sono state estrapolate le conclusioni finali, con l'obiettivo di evidenziare come un evento *disruptive* di tale portata abbia influito sulle imprese italiane (e.g. erosione dei ricavi in seguito alla contrazione dei consumi, probabilità di default in crescita).

Lo *step finale* ha interessato *l'interpretazione dei dati e la loro sintesi* in modo da estrapolare le conclusioni finali riportate nell'elaborato, ponendo enfasi soprattutto sulla probabilità di fallimento delle imprese prima e dopo il virus Sars-Cov-2.

Nel seguito sono brevemente descritti i contenuti dei quattro capitoli.

Il *primo capitolo* fornisce una descrizione teorica del concetto di rischio partendo dall'accezione più comune fino ad arrivare alle definizioni più formali e tecniche. Approfondisce anche l'ambivalenza del concetto di rischio tra danno e opportunità che caratterizza l'ambiente d'impresa e sottolinea i motivi che hanno portato ad una crescente attenzione verso la gestione del rischio, tema sempre più centrale nelle dinamiche aziendali.

Il *secondo capitolo* descrive la disciplina del *risk management* a partire dalla sua definizione seguita dalla descrizione dell'evoluzione della disciplina e della figura professionale addetta al rischio, il *risk manager*. Successivamente espone lo stato d'arte attuale del processo e le varie fasi che caratterizzano il contesto applicativo. L'ultimo paragrafo focalizza l'attenzione sulla gestione di eventi *disruptive* e *business interruption*, nello specifico introduce il tema di interesse di questo elaborato ossia la crisi d'impresa legata al virus Sars-Cov-2 e la gestione dei principali rischi ad essa associati.

Il *terzo capitolo* evidenzia la recente "connessione" tra *risk management* e intelligenza artificiale (AI) e le sue peculiarità facendo un confronto con gli altri modelli di previsione utilizzati. Successivamente è introdotta la società Arisk, precorritrice nello sfruttare l'AI applicata al risk management, ed infine è descritto l'algoritmo proprietario della società Arisk.

Il *quarto capitolo* espone i risultati dello studio svolto sul campione di circa 70.000 PMI italiane tutte appartenenti al settore *industry*. Le analisi esposte raccontano la situazione delle imprese italiane prima e dopo il coronavirus, effettuando un confronto finale sui dati economico-finanziari e sugli indici *RF* e di *governance*. Riporta un'analisi incrociata tra i due indici per capire se c'è una relazione tra performance e adeguatezza dell'assetto organizzativo. Successivamente è fornita un'analisi sulle possibili politiche governative che potrebbero essere applicate per alleviare il peso della crisi che grava sulle imprese italiane, indagando sulla loro efficacia.

*“Il rischio è una ‘brutta bestia’,
perché è immateriale e non si vede né si sente:
per poter gestire il rischio occorre imparare a misurarlo.”*

Riccardo Tedeschi

CAPITOLO 1

INTRODUZIONE AL RISCHIO

In questo capitolo iniziale è fornita una descrizione del concetto di rischio partendo dall’accezione più comune fino ad arrivare alle definizioni più formali e tecniche. Successivamente verrà approfondita l’ambivalenza del concetto di rischio, le origini e gli effetti che esso potrebbe provocare nel contesto aziendale. Infine, è presentata una breve contestualizzazione sulla crescente attenzione verso il rischio all’interno dell’ambiente aziendale che, come conseguenza, ha portato alla strutturazione di piani per la gestione del rischio sempre più dettagliati, dando ulteriore spinta alla disciplina del *risk management*.

1.1 Rischio, certezza ed incertezza

Il concetto di rischio non ha una definizione valida in assoluto, nella letteratura se ne trovano diverse, ognuna delle quali valida in un particolare contesto (*McNeil, Frey et Embrechts, 2015*), si può affermare, generalmente, che il senso comune del rischio si identifica nell’eventualità di subire un danno o nel timore di non raggiungere un obiettivo prefissato in virtù di circostanze più o meno prevedibili (*Treccani*). La visione comune del rischio è quindi legata al concetto di probabilità di accadimento di eventi esterni che possono pregiudicare l’obiettivo finale; pertanto, il rischio, tenendo comunque presente la soggettività degli individui, è visto sotto una lente negativa, come un evento che arreca danno. La nozione di rischio implica l’esistenza di una sorgente di pericolo e delle possibilità che essa si trasformi in un danno, come afferma la stessa *Definizione di Rischio art. 2, lettera s, D.lgs. 81/08* della normativa italiana.

Prima di definire dettagliatamente il rischio nel contesto aziendale, è necessario distinguerlo dal significato di incertezza, un concetto molto spesso utilizzato come sinonimo del primo.

Rischio e incertezza, sono tra loro collegati ma comunque distinguibili, infatti:

-il *rischio* è un'incertezza misurabile; il rischio è relativo a un evento per il quale i possibili effetti sono noti e la probabilità di accadimento è calcolabile o stimabile, ma non è noto quale effetto/impatto si realizzerà nella specifica situazione;

-l'*incertezza* è un rischio non misurabile; l'incertezza si riferisce a una carenza di conoscenza circa i possibili effetti di un evento, nonché la sua natura e le probabilità di accadimento (David Hillson, 2012).

Il contesto decisionale caratterizzato da rischio, dunque, implica diversi possibili scenari, mutuamente esclusivi tra loro, ognuno dei quali porta ad un determinato risultato. La differenza con il contesto decisionale di incertezza è dovuta al fatto che i possibili scenari ed i relativi effetti sono misurabili secondo un calcolo probabilistico. Per completezza di trattazione è necessario descrivere anche il contesto di *certezza*, seppur estremamente raro soprattutto in ambito economico e finanziario. Il contesto di certezza è caratterizzato da un contesto decisionale in cui l'evoluzione delle variabili in gioco è perfettamente nota in anticipo. L'individuo decisore agisce, quindi, in un quadro di tipo deterministico (e.g. investimento free-risk in titoli di stato). I concetti sono sintetizzati nella seguente *Figura 1.1*, dove sono mostrati il livello di conoscenza, la probabilità di accadimento ed il legame con i tre concetti di certezza, rischio e incertezza.

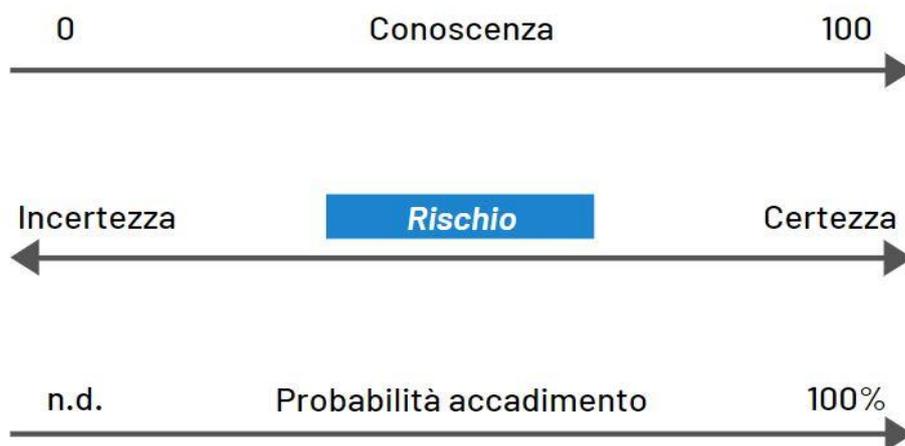


Figura 1.1 Conoscenza-Rischio-Probabilità accadimento

1.2 Rischio nell'attività d'impresa: danno/opportunità, origini ed effetti

Il rischio è parte integrante dell'attività d'impresa. Fare impresa significa, infatti, affrontare costantemente fattori economici, sociali e ambientali in continua evoluzione e quest'ultima può favorire o ostacolare il successo dell'organizzazione. Il concetto di rischio in ambito organizzativo è legato indissolubilmente con i calcoli probabilistici, effettuati nelle fasi di pianificazione e programmazione proprio con la finalità di comprendere come determinati eventi potrebbero incidere sui risultati futuri. La valutazione del rischio, oltre alla probabilità di accadimento, fa riferimento anche al concetto di impatto. Il rischio, in prima analisi, è definito come combinazione della probabilità di accadimento di un certo problema (uno stato delle cose non desiderato) per il corrispondente valore (impatto) del danno causato (*British Standard Institution, 1991*)

$$R = P \times I$$

- **R**= rischio;
- **P**= probabilità di accadimento;
- **I**= impatto del danno causato.

Da quanto emerso in precedenza è facile desumere che la percezione del rischio sembrerebbe essere solamente negativa, e quindi l'obiettivo da conseguire dovrebbe essere solo quello di mitigare e, qualora possibile, eliminare il rischio. In realtà, nel contesto aziendale, il rischio ha un concetto più ampio oltre la più comune accezione negativa di minaccia/danno prevede anche quella positiva di opportunità, vista come probabilità di ottenere un vantaggio qualora si verificasse un determinato evento. Questa ambivalenza è ancor più rimarcata nel contesto odierno sempre più dinamico, dove solo se si è in grado di innovare, reinventarsi ed investire conferma la propria competitività sul mercato. Queste scelte, relative ad investimenti e cambiamento, per definizione comportano l'assunzione di rischio ma allo stesso tempo, se non fossero prese, non si avrebbe la prontezza di cogliere le nuove opportunità per creare valore. In virtù di queste considerazioni si comprende il lapalissiano legame tra rischio e impresa.

Queste riflessioni sono ben racchiuse nella definizione di rischio del *Project Management Institute* che lo definisce come: "evento o condizione incerti che, se si dovessero verificare, avrebbero un effetto negativo o positivo sugli obiettivi di progetto".

Date le seguenti definizioni è possibile fare una distinzione, in base alla **natura** dei rischi, tra:

-**rischi puri**, che offrono solamente la possibilità di una perdita, generalmente sono quelli maggiormente trattati (e.g. guasto macchinario) (Conti, 1996a).;

-**rischi speculativi**, che offrono sia la possibilità di una perdita sia quella di registrare un utile (e.g. interessi variabili) (Conti, 1996b).

Il rischio d'impresa pertanto ha confini molto ampi e coinvolge tutte le aree di azione dell'organizzazione come esposto nella *Figura 1.2*, dove il percorso evidenziato dal colore bianco va ad indicare la tipologia di rischio che successivamente sarà analizzata in maniera più dettagliata, ovvero l'evento disruptive della pandemia legata al coronavirus.



Figura 1.2 Rischio d'impresa: distinzione tra rischi puri e speculativi.

Fonte: "ERM. Enterprise Risk Management. Nuovi orizzonti per la creazione del valore aziendale."

Si può definire la struttura del rischio d'impresa, presentata in *Figura 1.3*, comprendente le seguenti aree che risultano essere, anche sotto la gestione del rischio, correlate tra loro:

- **Strategica**, con fattori principali relativi al modello di business dell'impresa, al posizionamento di mercato e alla distribuzione di prodotti e mercati. In questo caso i rischi rappresentano sia possibili perdite ma soprattutto possibili opportunità.
- **Finanziaria**, con riferimento a fattori tipicamente di natura esogena (e.g. tassi di interesse, cambi di valuta) e agli effetti che questi possono esercitare su alcuni

risultati aziendali di natura tipicamente finanziaria (e.g. oneri finanziari, perdite su crediti).

- **Operativa**, con riferimento a fattori relativi alla definizione dei processi e delle attività, al comportamento e all'operato delle risorse umane, all'efficienza e all'efficacia dei sistemi informativi e gestionali.



Figura 1.3 Struttura del rischio di impresa

Il rischio d'impresa ha quindi un ampio spettro di valenze, come ben evidenziato dalla *Figura 1.2*, i risultati attesi possono essere influenzati dal verificarsi di uno o più scostamenti relativi alle diverse variabili che concorrono ad originare il rischio. Le variabili che, manifestandosi diversamente rispetto alle previsioni iniziali, possono causare delle variazioni nei risultati attesi sono dunque innumerevoli. Queste variabili sono denominate **fattori di rischio**. I fattori di rischio possono essere classificati in due macrocategorie in base alla loro origine interna o esterna, come è sottolineato nello standard ISO¹ 31000, dove viene definito il rischio: "organizzazioni di ogni tipo e dimensione devono far fronte a **fattori interni ed esterni** che rendono incerto il raggiungimento i loro obiettivi. L'effetto di questa incertezza sull'obiettivo di un'organizzazione è il rischio" (*ISO 31000, 2009*). I fattori possono essere pertanto distinti in base all'origine nelle due classi successivamente descritte:

-origine interna, ossia fattori di rischio endogeni sui quali l'impresa ha spazi di intervento importanti e sono per lo più riconducibili a fattori inerenti ai processi aziendali;

¹ International Organization of Standardization (ISO): Organizzazione internazionale per la normazione, è la più importante organizzazione a livello mondiale per la definizione di norme tecniche.

-origine esterna, ovvero fattori di rischio esogeni che non sono direttamente sotto il controllo dell'impresa che può solo monitorarli al fine di comprendere la loro evoluzione futura.

Successivamente, sono elencati alcuni esempi dei principali rischi di impresa facendo la distinzione tra le due diverse origini di cui sopra, mentre nella *Figura 1.4* è presentata una più ampia lista dei rischi, distinguendo fattori interni ed esterni per ogni tipologia di rischio aziendale ovvero strategica, economico/finanziaria, operativa e anche per quando riguarda i rischi puri o potenziali.

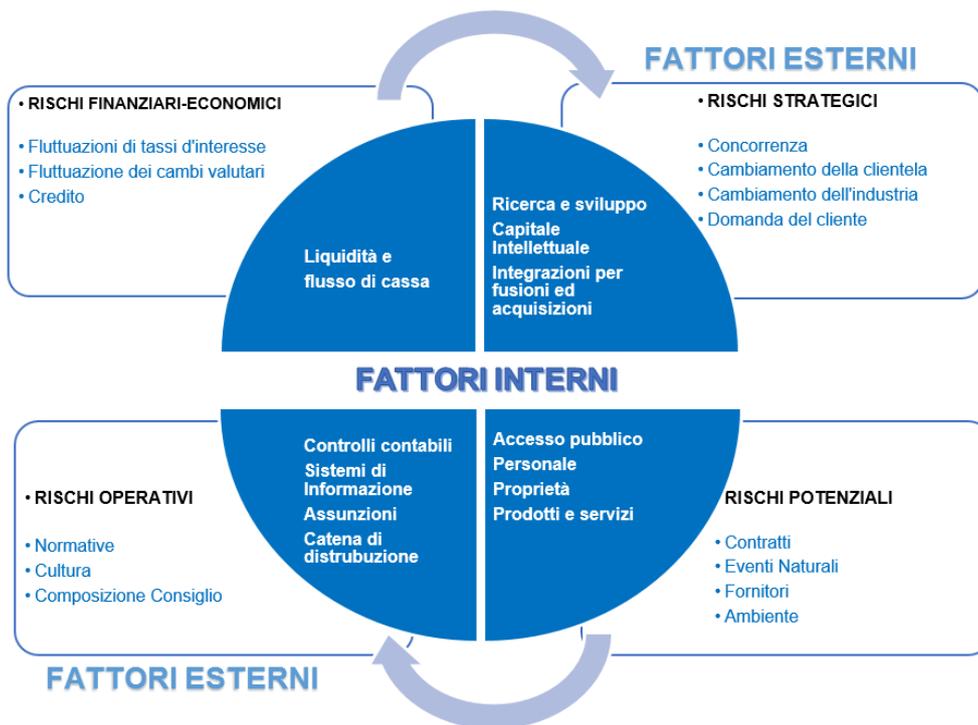


Figura 1.4 Fattori di rischio interni ed esterni. Fonte: (FERMA) Federation of European Risk Management Associations

I rischi possono quindi essere distinti in dominabili e non dominabili in base al controllo che l'organizzazione ha su di essi, questi sono successivamente descritti; tutte le descrizioni, eccetto quella relativa ai rischi economico-finanziari, fanno riferimento al documento "Un modello di classificazione dei rischi" elaborato da *Daniele Bernardi et Bernardi&Associati* che offre un'ampia panoramica dei diversi rischi aziendali.

I **rischi dominabili** dall'organizzazione aziendale sono quelli di origine:

- **Commerciale (e.g. politica dei prezzi, arrivo sul mercato di prodotti alternativi):** principali concorrenti o nuovi entranti possono mettere in atto strategie volte

all'ottenimento di un vantaggio competitivo sull'impresa minando la sua capacità di sopravvivenza.

- **Tecnica (e.g. guasti delle attrezzature, inefficienza):** il rischio fa riferimento ad attività condotte in maniera inefficiente, o con una performance competitiva non eccellente o infine realizzate in tempi operativi non adeguati al mercato che costituiscono una minaccia per la società nella produzione di beni o servizi a un costo uguale od inferiore a quello dei concorrenti.
- **Umana (e.g. infortuni, skill inadeguate):** il più importante è quello relativo alla mancanza di necessarie competenze, capacità ed esperienza da parte del personale chiave della società; questa eventualità minaccia la possibilità di raggiungere gli obiettivi prefissati dal management.

Mentre i **rischi non dominabili** sono elementi di origine:

- **Naturale (e.g. alluvioni, terremoti):** il verificarsi di eventi catastrofici può minare la capacità dell'impresa di continuare ad operare o danneggiare la sua reputazione ed influire negativamente sulla capacità di reperire capitali.
- **Economico-finanziaria (e.g. cambi valuta, mercato dei fattori produttivi, tassi di sconto):** rischio legato ad avvenimenti nel contesto economico esterno (e.g. cambiamenti macro-economici, andamento dello *spread* legato ai titoli del debito italiano) e all'andamento delle variabili di mercato che possono incrementare i costi dell'indebitamento della società; essa potrebbe non disporre di adeguati strumenti per monitorare l'andamento del mercato finanziario e delle altre variabili economiche con possibili ripercussioni in termini di errate decisioni strategiche (*MOG Capitale Lavoro, 2017*).
- **Politica/Sociale (e.g. stabilità politica, rivolte, cambiamento tendenze):** se l'impresa ha investito risorse significative in un determinato paese oppure ha con quel paese un significativo volume di scambi commerciali o ancora degli importanti accordi con controparti, modificazioni del contesto politico possono influire negativamente sul valore delle risorse investite o sui futuri flussi di cassa.

Come ogni fattore di rischio essi possono rappresentare un'opportunità qualora vengano anticipati e compresi per tempo. Un esempio emblematico, che si riferisce ai rischi di natura sociale, dunque esogena, è quello relativo ai social network che rappresentano un chiaro

fattore in grado di modificare le caratteristiche comportamentali degli individui. I social network sono pertanto un fattore di rischio puro, qualora lo si subisse, o un fattore di opportunità, qualora si riuscisse a comprendere come sfruttarlo al meglio.

Tutti questi fattori di rischio sono riconducibili a eventi, fenomeni ed elementi di natura molto varia e ognuno di essi ha un certo impatto nel risultato d'impresa atteso. **Lo scostamento tra risultato effettivo e risultato atteso** rappresenta proprio la **misura dell'impatto** reale, il quale viene valutato sia in termini quantitativi sia in termini temporali. Considerando un rischio puro, quindi nella sua più comune accezione negativa, gli **effetti** dei danni possono essere **diretti ed indiretti**.

Gli effetti dei danni diretti riguardano:

- l'aspetto economico /finanziario;
- slittamenti temporali;
- mancato raggiungimento degli obiettivi.

Gli effetti dei danni indiretti invece sono relativi a:

- ritardi di fatturazione;
- ricaduta su attività collegate;
- danno alla reputazione.

La gravità delle conseguenze può variare a seconda di alcuni fattori successivamente elencati (i quali possono risultare concomitanti o meno):

- le attività soggette al rischio (il grado di esposizione);
- la tipologia di minaccia;
- la durata delle conseguenze;
- la probabilità/frequenza di accadimento del rischio;
- l'efficacia dei controlli posti in essere.

Una parte della disciplina del risk management, che verrà descritta nel *Capitolo 2*, si occupa proprio della mitigazione di questi effetti, con l'obiettivo di minimizzare la gravità delle conseguenze che il verificarsi di determinati eventi potrebbero causare.

1.3 Le caratteristiche del rischio in ambito aziendale

In questo paragrafo sono richiamati i tratti essenziali caratterizzanti il rischio nel sistema aziendale.

La prima caratteristica peculiare del rischio all'interno di ogni organizzazione, inteso nel suo carattere complessivo, è rappresentata dal fatto che esso **non** sia **eliminabile**, infatti, è un fenomeno intrinseco al funzionamento del sistema d'azienda e cessa di esistere solo quando cessa l'attività aziendale. Non esiste azienda che non sia esposta a rischio, per questo motivo all'attività d'impresa è sempre associabile un certo profilo di rischio che varia a seconda del contesto settoriale e al grado di esposizione determinato dal management.

Un altro aspetto importante è il suo carattere **dinamico**, il rischio muta nel corso nel tempo per effetto di fattori interni ed esterni che possono determinare il sorgere di nuovi rischi, un esempio attuale è rappresentato dalla pandemia legata al coronavirus, un nuovo rischio che rappresenta una dura prova per tutte le imprese. Nel tempo, quindi, il livello di esposizione di un'azienda rispetto al rischio che complessivamente grava su di essa può variare.

Un terzo carattere del rischio aziendale è il suo aspetto **sistematico**. All'interno dell'azienda si possono distinguere numerose fattispecie rischiose, ognuna delle quali riguarda una determinata area aziendale (e.g. operativa), ma nel complesso il rischio afferisce in maniera globale l'attività d'impresa. Proprio come conseguenza di questa caratteristica l'evoluzione del risk management, presentata nel *Capitolo 2*, ha portato ad un trattamento olistico e proattivo del rischio.

Un quarto tratto precipuo del rischio nel sistema d'azienda è il suo **lato economico**, legato alla prospettiva di danno/opportunità economica ad esso associata. Il rischio può rappresentare, infatti, delle opportunità di guadagno (*upside risk*), che il risk manager deve essere abile a massimizzare, ma anche delle possibili perdite (*downside risk*) che incidono su costi diretti (e.g. penali ritardi) ed indiretti (e.g. danni reputazionali) dell'impresa.

In *Figura 1.5* sono riportate le caratteristiche, sopra esaminate, che contraddistinguono il rischio nell'ambito aziendale.

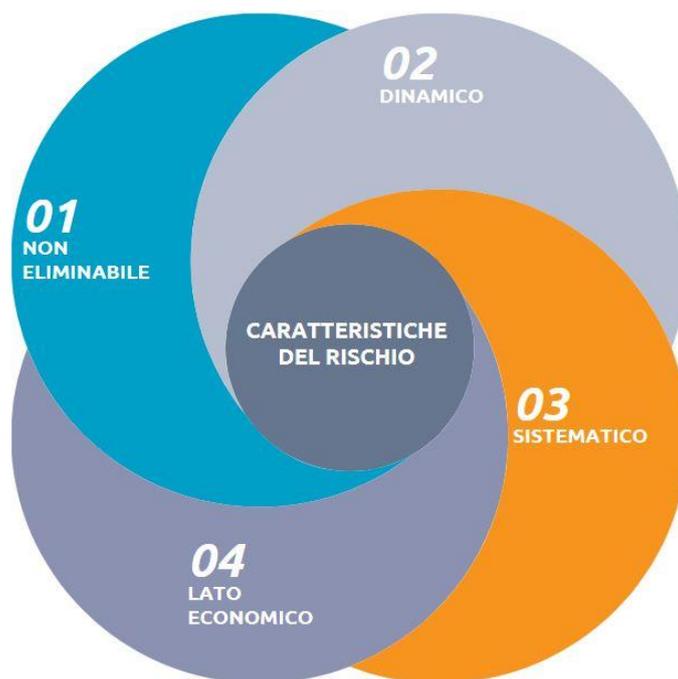


Figura 1.5 Le caratteristiche del rischio nell'ambito aziendale

1.4 La crescente attenzione verso il rischio

L'approccio aziendale alla gestione del rischio di impresa è stato, per lungo tempo, sviluppato in modo piuttosto limitato. Era un'attività meramente marginale che si focalizzava nella definizione delle tutele e dei provvedimenti rivolti a poche e ben delimitate aree dell'attività aziendale, frequentemente in risposta a leggi o normative (e.g. norme sicurezza nei luoghi di lavoro) più che per scelta di business. La considerazione del rischio era quindi parziale e disgiunta, completamente incapace di valutare pienamente la portata dello stesso sull'intero complesso aziendale. Questa concezione del *risk management* lo aveva reso un'attività di natura prettamente operativa, a cui si dedicava poca attenzione in termini di risorse e strumenti ed escludendola da qualsiasi influenza nell'ambito strategico.

Alcuni fatti importanti, relativi al mondo industriale, al mondo finanziario (e.g. fallimento Lehman Brothers Holdings Inc.) o eventi come l'attuale pandemia, la cui crisi sistemica verrà ampiamente descritta nel *Capitolo 3*, stanno cambiando, e hanno già mutato, in maniera radicale questa visione, aumentando in maniera esponenziale la soglia di attenzione dedicata alla gestione del rischio perché fondamentale per prevenire la crisi

d'impresa e tenere sotto controllo lo stato di salute dell'azienda. Il biennio 2007-2009, durante la crisi globale del settore finanziario, ha segnato un'importante punto di svolta evidenziando la necessità di approfondire la conoscenza e la gestione del rischio. Questo trend è stato evidenziato dai numerosi standard di gestione del rischio emersi nel periodo, come la norma ISO 31000 "Risk management -Principles and guidelines" del novembre 2009, una guida che fornisce principi e linee guida generali per la gestione del rischio.

Un evento emblematico, già sopraccitato come esempio, relativo proprio alla crisi globale dei mercati finanziari e dei sistemi economici del 2008, è stato quello che ha sancito la fine di una delle più importanti banche di investimento del mondo, la *Lehman Brothers Holdings Inc* (Will Kenton,2020). Con il fallimento della banca di investimento americana nessun evento, anche il più rilevante in termini di possibile impatto di natura sistemica, sarebbe stato più considerato impossibile. La nota espressione "too big to fail" è stata messa definitivamente in discussione (Giorgino Marco, 2015).

Altri esempi, altrettanto eclatanti, riguardano diversi settori differenti da quello finanziario e mettono in risalto una non corretta valutazione del rischio da parte delle aziende protagoniste.

- *British Petroleum*, la società operante nel settore energetico ha affrontato il disastro ambientale della piattaforma petrolifera *Deepwater Horizon* nel Golfo del Messico nell'agosto del 2010. Ha rappresentato il più grave disastro ambientale della storia americana causando perdita di vite umane e ingenti danni ambientali con conseguenti danni reputazionali, costi diretti e indiretti per BP (Valentina Neri,2019). Tutto questo è accaduto dopo che la società del Regno Unito aveva diramato due importanti comunicazioni agli stakeholder proprio legate al tema di risk management, in linea con la scelta di rilanciare le attività di esplorazione in mare aperto. La prima assicurava probabilità estremamente basse che si potesse verificare una fuoriuscita massiccia di petrolio in questo genere di perforazioni. La seconda affermava che, anche ci fosse stato un evento del genere, la società sarebbe stata preparata a gestirlo in modo da limitare al minimo i danni. La storia ha smentito completamente la società, sia per la prima sia per la seconda comunicazione (Giorgino Marco, 2015).

- *Toyota Motor Company*, la multinazionale giapponese ha dovuto operare più di richiamo riguardante milioni delle sue auto distribuite in tutto il mondo a causa di parti difettose, nel caso specifico airbag del fornitore *Takata*, sostenendo costi diretti e indiretti e subendo danni reputazionali importanti (*Daniele Sparisci, 2015*).

Queste aziende hanno dovuto affrontare le crisi associate e rimediare ai propri errori, subendo un'influenza negativa nei prezzi delle loro azioni e assistendo impotenti alla rapida perdita di miliardi di dollari di capitalizzazione di mercato. Meno tangibile, ma altrettanto importante, è stato l'effetto della pubblicità negativa sull'immagine del marchio di ciascuna azienda interessata.

Gli esempi appena illustrati evidenziano come la **sostenibilità**, la **resilienza** e lo **sviluppo** aziendale debbano presupporre una corretta valutazione dei rendimenti attesi, ma anche dei rischi ad essi associati.

In conclusione, la maggiore incertezza, caratterizzante l'odierno contesto economico/sociale e finanziario, ha profondamente e permanentemente modificato il contesto di azione rendendolo più dinamico e ancor più imprevedibile. Da questi cambiamenti è nata l'esigenza di impostare e perseguire una **gestione integrata dei rischi aziendali**, andando ad integrare sempre più il risk management nella definizione dei modelli di business e nei processi di pianificazione strategica, rendendolo centrale e necessario per la vita dell'impresa.

*"Il rischio è come il fuoco, se lo controlli ti sarà utile;
se non lo controlli divamperà e ti distruggerà"*

Theodore Roosevelt

CAPITOLO 2

RISK MANAGEMENT

In questo secondo capitolo è descritta la disciplina del *risk management*. Nel *paragrafo 2.1* è definito il concetto di gestione del rischio, valido per ogni ambito organizzativo indipendentemente da tipologia, dimensione ed attività svolte. Successivamente è rappresentata l'evoluzione della disciplina fino all'esposizione dello stato d'arte attuale, esaminando i vantaggi dell'applicazione di un solido processo di risk management. Il *paragrafo 2.3* è focalizzato sulla struttura del processo e sono brevemente descritte le fasi caratterizzanti il contesto applicativo. Infine, l'attenzione è rivolta alla gestione di eventi *disruptive* e *business interruption*, nello specifico è introdotto il tema di interesse di questo elaborato ossia la crisi d'impresa, in primo luogo facendo riferimento alla normativa italiana ed in secondo luogo analizzando la crisi d'impresa legata al virus Sars-Cov-2 e la gestione dei principali rischi ad esso associati.

2.1 Definizione e funzione del risk management

Il risk management o, in italiano, gestione del rischio è un processo aziendale atto alla gestione completa ed integrata dei rischi, mediante attività sistematiche quali *identificazione, misurazione, valutazione, controllo* e *risposta* al rischio. Nella letteratura italiana la gestione del rischio è ben definita dall'Ente Nazionale di Unificazione (UNI) come *"l'insieme di attività, metodologie e risorse coordinate per guidare e tenere sotto controllo un'organizzazione con riferimento ai rischi"* (Norma UNI 11230,2007). Una definizione più completa, che sintetizza gli obiettivi del processo di gestione del rischio, è fornita dal Project Management Institute U.S.A, ed è la seguente: *"La gestione del rischio è il processo sistematico di identificare, analizzare e rispondere al rischio di progetto. Include la massimizzazione della probabilità e conseguenze di eventi positivi e minimizzazione la probabilità e le conseguenze di eventi avversi eventi agli obiettivi del progetto "* (Project Management Institute U.S.A,2012).

La funzione del risk management è, quindi, quella di proteggere e incrementare il valore di una azienda a vantaggio dei suoi *stakeholder*, sostenendone gli obiettivi attraverso la predisposizione di un quadro metodologico che consenta:

- uno svolgimento coerente e controllato di ogni futura attività;
- il miglioramento del processo decisionale;
- la pianificazione e la creazione di priorità attraverso una comprensione esauriente e strutturata dell'attività stessa.

Il risk management contribuisce, inoltre, a un utilizzo e a un'allocazione più efficace del capitale e delle risorse all'interno dell'organizzazione, alla protezione del patrimonio, dell'immagine aziendale, del *know-how* dell'organizzazione e delle persone chiave, nonché all'ottimizzazione dell'efficienza operativa. È un processo continuo, graduale e proattivo che deve essere integrato nella cultura dell'organizzazione. Un approccio globale alla gestione del rischio consente ad una azienda di considerare il potenziale impatto delle diverse tipologie di rischio sui processi aziendali, sulle attività, sugli operatori, sui prodotti e i servizi (ANRA-Associazione Nazionale dei Risk Manager e Responsabili Assicurazioni Aziendali, 2020).

In linea di principio si distingue tra gestione del rischio strategica e operativa. La gestione del rischio a livello aziendale, *corporate risk management*, ha il compito di colmare le lacune tra strategia aziendale e gestione operativa del rischio. La gestione del rischio aziendale analizza, valuta e regola tutti i possibili rischi a livello strategico derivanti da settori quali direzione, organizzazione, mercato, ambiente, processi commerciali, finanze, reparto del personale, informatica etc. L'attività principale si concentra comunque sulla messa in atto della strategia aziendale.

La gestione operativa del rischio analizza sistematicamente l'azienda e i suoi processi commerciali in rapporto al potenziale di rischio. L'attività si concentra sui singoli rischi.

Nella *Figura 2.1* è reso chiaro il concetto di *corporate risk management* e sono inoltre brevemente introdotte le fasi di gestione del rischio, le quali successivamente verranno trattate in maniera puntuale.



Figura 2.1 Corporate risk management e gestione operativa del rischio- Fonte: KMU-Magazin/Sicherheitsinstitut Zürich

In conclusione, di questa introduzione concettuale, è da evidenziare che le aziende devono disporre di conoscenze e competenze multidisciplinari visto l'ampio spettro di valenza che caratterizza la natura del rischio aziendale. Il management in particolare deve essere abile nel trattare le variabili aleatorie caratterizzanti i vari eventi che potrebbero minare gli obiettivi aziendali, in termini sia quantitativi che temporali.

2.2 Storia ed evoluzione del risk management

Per comprendere a fondo la disciplina del risk management è utile conoscerne la storia per capire l'evoluzione che ha portato la gestione del rischio da disgiunta ed esclusivamente rivolta a rischi puri ad integrata e rivolta anche a rischi speculativi. Oltre all'evoluzione della disciplina, è interessante conoscere la trasformazione delle competenze che ha coinvolto l'attuale figura del risk manager per adattarsi ad un campo applicativo sempre più ampio e sfidante.

2.2.1 L'evoluzione della disciplina

La gestione integrata del rischio è un processo comparso recentemente nelle consolidate strutture organizzative aziendali ma la gestione disgiunta ha una storia più longeva nata, inizialmente, nell'ambito bancario. Fin dal tardo medioevo agli albori dell'attività bancaria, infatti, i banchieri erano abituati a gestire il rischio di credito, che, ancora oggi, rappresenta la tipologia di rischio principale cui essi sono esposti. I banchieri lombardi che a partire dal 1100 operavano in Francia, Germania ed Inghilterra utilizzavano già efficaci tecniche di mitigazione del rischio di credito, quali ad esempio la richiesta di cessione in pegno di oggetti di valore.² Per quanto concerne il risk management, invece, solamente negli ultimi anni ha preso il via la sua attuazione in maniera sistemica nel contesto aziendale globale. La prima apparizione del termine "gestione del rischio" è, però, da ascrivere ad Henry Fayol, teorico di management francese, conosciuto per le sue teorie di gestione e organizzazione del lavoro, ampiamente influenti nell'inizio del ventesimo secolo. Nel 1918, nella sua pubblicazione *"Administration, Industrielle et Générale - Prévoyance, Organisation, Commandement, Coordination, Contrôle"* poi tradotta nel 1949, ad opera di Constance Storr in *"General and Industrial Management"*, incluse fra le sei funzioni primarie del management di un'impresa, anche la funzione della sicurezza, con il compito di proteggere le risorse aziendali. L'idea iniziale di Fayol fu ripresa negli U.S.A. dove, dal 1955, si iniziò a ragionare intorno al nuovo concetto di risk management grazie anche al contributo dei professori Robert Mehr e Bob Hedges che, nel 1963, pubblicarono il primo libro dal titolo *"Risk Management in the business enterprise"* (Mauro A. Del Pup, 2017). I due autori ampliarono per la prima volta l'ambito di applicazione della disciplina dai soli rischi assicurabili anche ai rischi speculativi. Negli Stati Uniti, le ragioni sottostanti al crescente interesse rivolte alla gestione del rischio sono da attribuire ad una serie di congiunture economiche e regolamentari manifestatisi dagli anni '70, che portarono i vertici aziendali a considerare sempre di più la centralità del tema. Sul piano regolamentare, in particolare, tra il 1970 e il 1980 vennero introdotte una serie di norme volte ad aumentare gli obblighi di conformità delle aziende industriali. Tali norme, quali l'*"Occupational Safety and Health*

² "È utile ricordare come vi siano ancora oggi a Parigi una rue des Lombards e a Londra, nel cuore della City, la Lombard street, sorta sul terreno che era stato assegnato a questi operatori economici da Edoardo I (pure si potrà menzionare il fatto che l'espressione "lombard banking" è ancora usata per indicare l'attività di prestito su pegno)".

Tratto da -L'origine delle banche. Il medioevo. Di Emanuela Parisi.

Act”, l’*“Environmental Protection Act”* e *“Superfund legislation”*, affermavano la responsabilità civile delle aziende per danni causati da esposizione a sostanze nocive derivanti da emissioni da produzione, o per infortuni sul lavoro, aumentando i rischi a cui le imprese erano esposte e, di conseguenza la loro necessità di copertura assicurativa. In Europa, invece, si è dovuto attendere fino agli inizi degli anni ‘70 prima che il risk management trovasse un potenziale di sviluppo nei Paesi più industrializzati come la Germania, la Francia, l’Inghilterra e i Paesi Scandinavi dove esiste, ancora oggi, una consolidata cultura assicurativa. I fattori di impulso che nel panorama europeo favorirono la diffusione, anche in questo caso, sono da ricondurre alle nuove regolamentazioni emanate a livello europeo a fine anni ‘80 in materia di responsabilità civile del produttore. La Direttiva Comunitaria emanata nel 1985, recepita dall’ordinamento italiano nel 1988, introdusse la responsabilità civile in capo al produttore per danni causati da prodotti difettosi e poi dalle politiche di recall. Con il crescere delle tipologie di rischi connesse ai processi aziendali, aumentò sempre più la consapevolezza di non poter prendere decisioni in modo razionale se non in funzione di un’analisi complessiva e sistematica dei rischi. Nel 1972 in Italia nacque ANRA- Associazione Nazionale dei Risk Manager e Responsabili Assicurazioni Aziendali- dando inizio alla diffusione della cultura del risk management. Sempre in Italia negli anni ‘80 inizia a farsi strada il concetto di integrazione tra le varie forme di gestione del rischio, in particolare con le attività di prevenzione e sicurezza. Circa dieci anni più tardi, negli anni ‘90, nasce il concetto di rischio d’impresa, come visione integrata della gestione del rischio, meglio noto come *Enterprise Risk Management (ERM)*. La formalizzazione più nota dell’ERM, l’*“ERM Framework”*, è stata proposta, nel 2004, dal *Comitee of Sponsoring Organizations (COSO) of the Treadway Comission (Alberto Bettanti et Antonella Lanati, 2019)*. Un approccio ERM permette alle organizzazioni di identificare, valutare, controllare e gestire i rischi derivanti dai fattori esterni ed interni, consentendo una scelta ponderata per mitigare le minacce e trarre vantaggio dalle opportunità. Sostanzialmente l’ERM è un’evoluzione del risk management riferita a tutto il contesto aziendale, con l’obiettivo principale di mantenere allineata l’impresa alle strategie per il perseguimento degli obiettivi. La caratteristica peculiare dell’ERM è una visione olistica dell’organizzazione aziendale, interessandosi sia sugli aspetti strategici (e.g. posizionamento di mercato) e sia sul funzionamento del sistema azienda, tramite analisi trasversali e interdipartimentali o interfunzionali. Attualmente la gestione integrata dei

rischi è inclusa in tutte le norme di sistema di gestione aziendale ed è sempre più strutturata seguendo *le best practice* che via via emergono. Nella *Figura 2.2* sono rappresentate le fasi principali che hanno delineato l'evoluzione del risk management. Oltre alle tappe evolutive che hanno segnato lo sviluppo della disciplina è utile riportare la *Tabella 2.1*, dove sono rappresentati i quattro stadi evolutivi della disciplina. Questi cambiamenti non sono da interpretare come netti 'passaggi di stato' ma come diverse traiettorie evolutive che confluiscono e si integrano completamente nell'approccio alla gestione del fattore rischio (*Alberto Bettanti et Antonella Lanati, 2019*).

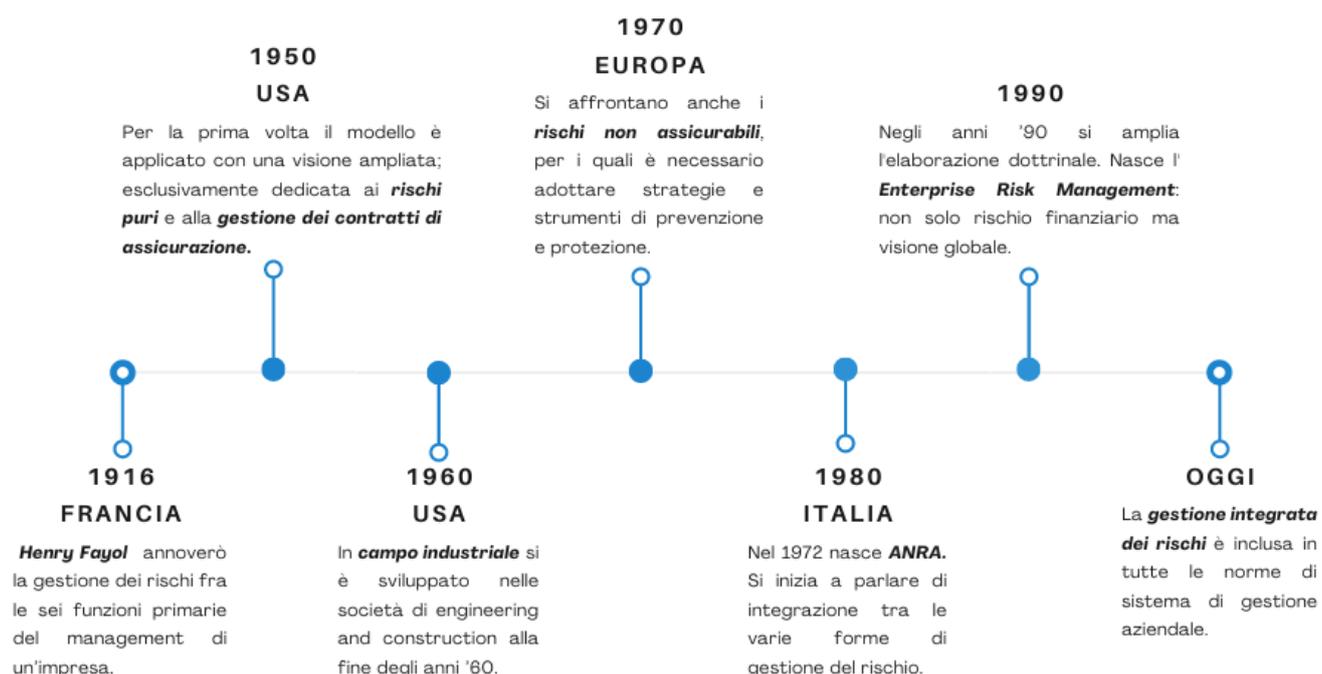


Figura 2.2 Le tappe dell'evoluzione della disciplina del risk management

Tabella 2.1 Modello evolutivo del risk management. Fonte: "ERM-Enterprise Risk Management, Bettanti et Lanati"

	Primo stadio	Secondo stadio	Terzo stadio	Quarto stadio
CONSISTENZA	<i>Tecniche diffuse</i>	<i>Tecniche e strumenti applicativi</i>	<i>Corporate (processo)</i>	<i>Disciplina di governance</i>
AMBITO AZIENDALE	<i>Broker assicurativi</i>	<i>Finanza</i>	<i>Business Unit</i>	<i>Enterprise</i>
RISCHI	<i>Puri</i>	<i>Speculativi</i>	<i>Puri e speculativi</i>	<i>Operativi, strategici e reputazionali</i>
CAUSA	<i>Pericoli</i>	<i>Volatilità variabili di mercato</i>	<i>Volatilità fattori di business</i>	<i>Incertezza nella value creation</i>
OBIETTIVO	<i>Copertura danni e incidenti</i>	<i>Prevenzione perdite economiche</i>	<i>Difesa obiettivi strategici</i>	<i>Formulazione strategia d'impresa</i>

2.2.2 L'evoluzione della figura professionale: da insurance manager a chief risk officer

Contestualmente all'evoluzione della disciplina teorica è avvenuta l'evoluzione della figura professionale addetta ad occuparsi del rischio nella pratica aziendale. Negli anni '30, il personale addetto al rischio aveva delle funzioni molto specifiche e si occupava di assicurare l'impresa dai possibili rischi. Questa figura poteva essere definita come un *insurance buyer*, la cui mansione principale era quella di acquistare polizze assicurative, come sottende il nome stesso. Intorno agli anni '50 la figura diventa più rilevante e conseguentemente aumentano le responsabilità, infatti l'*insurance manager* deteneva i seguenti incarichi:

- identificazione dei rischi da trasferire o da ritenere;
- formulazione del piano assicurativo;
- gestione del relativo programma assicurativo.

È ben evidente che la funzione del manager, destinato alla gestione del rischio, fosse strettamente legata ai soli rischi puri e la gestione non era rivolta ai rischi non assicurabili. La disciplina dell'*insurance management*, "antenata" dell'odierno processo del risk management, trova le sue origini negli USA, quando, oltre un secolo fa, le prime aziende americane operanti nel settore ferroviario introdussero nella propria struttura organizzativa una funzione organizzativa, la cosiddetta *Corporate Insurance Function*, dedicata alla gestione delle attività assicurative. Questo evento ha segnato per la prima volta la strutturazione di una specifica funzione preposta al rischio e alla sua gestione, tenendo ben presente che, per ovvie ragioni, queste erano già affermate nell'ambito bancario, come già citato, inizialmente, nel paragrafo precedente. Gli anni dal 1980 al 1990 hanno segnato l'ulteriore evoluzione della figura professionale addetta al rischio, infatti, c'è stato il passaggio da *insurance manager* a *risk manager*, una figura che non si occupa solamente dei rischi puri, pur rimanendo prevalenti nella gestione, ma inizia ad occuparsi anche dei rischi speculativi. Il risk manager, quindi, non è solo un esperto di assicurazioni ma è una figura con competenze trasversali, necessarie per gestire in maniera efficiente l'ampia gamma di rischi che possono manifestarsi. Inoltre, il *risk manager* utilizza strumenti di risk management sempre più sofisticati.

Il ruolo professionale era diventato ormai centrale nell'ambito aziendale, infatti, i compiti del risk manager possono essere così sintetizzati:

- gestione di un'ampia gamma di rischi, non solo puri;
- Individuazione del trattamento più idoneo;
- Interazione con il middle management.

Da una visione dapprima esclusivamente assicurativa del rischio si è passati ad una visione gestionale e strategica, che richiede di trattare il rischio in maniera proattiva ed olistica. Con il nuovo concetto di enterprise risk management si diffonde, nei primi anni del XXI secolo, anche la nuova figura del *risk officer* che assume sempre più importanza e responsabilità all'interno dell'organigramma aziendale. Un importante contributo al crescente rilievo della professione è dovuto alla visione del rischio anche come generatore di opportunità con la potenzialità di creare valore aziendale. Il *risk officer* oltre alle attività sopra citate per le figure precedenti esegue anche i task di:

- sviluppo e coordinazione del risk management;
- diffusione e rafforzamento della cultura del rischio;
- comunicazione dell'analisi e della valutazione dei rischi;
- supporto del management nelle fasi decisionali.

La figura professionale, inizialmente legata solamente al piano operativo era diventata fondamentale anche nei piani strategici, incrementando sempre di più il proprio contributo nella pianificazione delle strategie aziendali. La continua evoluzione della disciplina di *risk management* ha visto, recentemente, l'introduzione della figura del *chief risk officer*, che, in aggiunta al *risk officer*, è normalmente collocato a diretto riporto dell'Amministratore delegato ed è maggiormente coinvolto nei processi decisionali chiave. Nella *Figura 2.3* sono richiamate le fasi evolutive che hanno interessato la figura dell'addetto alla gestione del rischio aziendale.

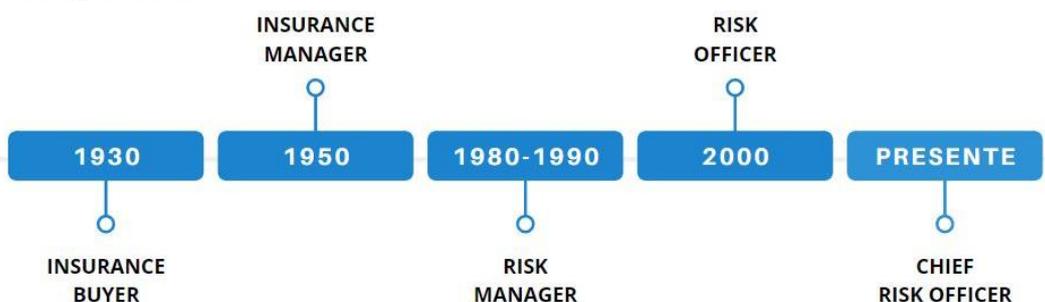


Figura 2.3 Evoluzione della figura professionale addetta al rischio

2.3 Il processo di risk management

Il processo di risk management è un processo di **governance** aziendale, ed è perciò, come ogni modello di governance, composto da tutte quell'insieme di regole, procedure e strutture organizzative finalizzate a identificare, misurare, controllare e gestire i rischi derivanti dall'attività d'impresa e che potrebbero avere effetti positivi o negativi sul successo dell'impresa stessa.

La funzione precipua della gestione del rischio non è quella di eliminare tutti i rischi, processo che sarebbe impossibile da realizzare in quanto l'opzione rischio zero, in molti casi promossa vanamente, non è fattibile nell'attività d'impresa, bensì, è quella di raggiungere un bilanciamento ottimale tra rischi e opportunità. Una corretta gestione del rischio contribuisce alla sopravvivenza dell'azienda in un contesto che, oggi, risulta essere sempre più competitivo e variabile. In particolare, il risk management è divenuto motore della gestione aziendale permettendo di decidere e pianificare nel modo più sicuro possibile le attività correlate al business aziendale, migliorando la solvibilità dell'impresa e stabilizzando la sua situazione reddituale.

Tutto questo è reso possibile da processi progressivamente più strutturati, che sono evoluti nel tempo adattandosi alle norme sempre più stringenti e all'ambiente sempre più complesso, che forniscono gli strumenti idonei per generare risposte agli eventi esterni e interni che si succedono nel sistema aziendale atti a prevenire stati di crisi d'impresa.

Le fasi del processo costituenti la gestione del rischio sono state standardizzate per favorire la diffusione delle best practice e l'adozione della migliore metodologia indipendentemente dall'organizzazione. La recente revisione, compiuta nel 2018, della norma internazionale ISO 31000 descrive le fasi principali che caratterizzano il processo e le leve gestionali che sono fondamentali per la buona riuscita dello stesso. Il processo è dinamico ed il management applica delle logiche PDCA del ciclo di *Deming, Plan-Do-Check-Act*, ciclicamente tenendo ben presente l'evoluzione di dinamiche interne ed esterne.

In *Figura 2.4* sono sintetizzate le fasi nella parte centrale mentre in quella laterale sono riportate le leve gestionali necessarie a sviluppare al meglio ogni passaggio del processo.



Figura 2.4 Il processo di risk management e le leve gestionali

I punti chiave riguardano i seguenti quattro aspetti:

- la definizione del contesto;
- la valutazione del rischio;
- il trattamento del rischio;
- il monitoraggio del rischio.

Ogni fase è caratterizzata dall'applicazione di tre leve gestionali di seguito brevemente descritte:

- **communication & consultation**, le leve di comunicazione e consultazione caratterizzano tutto il processo per legare ogni passaggio e trasferire le informazioni in maniera puntuale, aggiornando tutti gli attori interessati;
- **monitoring & review**, monitoraggio e riesame delle azioni applicate e delle dinamiche legate alle diverse tipologie di rischio;
- **recording & reporting**, registrazione e rendicontazione dei profili di rischio atteso per supportare la strategia aziendale in coerenza con i criteri di rischio.

Per garantire una buona riuscita del processo occorre partire da una fase che comprende l'**identificazione del contesto** in cui l'impresa deve operare. In questo primo passaggio è fondamentale individuare i fattori interni ed esterni che influiscono sul raggiungimento del successo desiderato e dà luogo alla definizione dei criteri di rischio che devono riflettere valori, obiettivi e risorse dell'organizzazione. La definizione del contesto si conclude con la redazione di un documento di Politica per la gestione del rischio in cui sono sintetizzate le informazioni elaborate e prodotte.

La fase successiva è il fulcro centrale della gestione del rischio ovvero il **risk assessment** che riguarda la valutazione dei rischi. La norma ISO 31000 suddivide il risk assessment in tre diversi step:

- **risk identification**, primo step nel quale vengono identificati i fattori di rischio per l'impresa a fronte dell'analisi del contesto;
- **risk analysis**, secondo step necessario per comprendere ciascun rischio a partire dalle cause che lo potrebbero generare fino ad arrivare agli effetti che potrebbe determinare;
- **risk evaluation**, in questo ultimo step si valorizza ogni rischio tenendo sempre conto delle priorità aziendali. La valutazione è fatta sia qualitativamente che quantitativamente e consente di decidere quali rischi necessitano il trattamento e quali sono invece compatibili con la propensione al rischio dell'organizzazione.

L'ultima fase del processo, il **risk treatment**, interessa tutte quelle azioni volte a prevenire le situazioni più dannose (evitando, trasferendo o mitigando il rischio) e a cogliere le opportunità più redditizie. In questa fase vengono selezionate e successivamente applicate le misure atte alla gestione effettiva del rischio che vengono sempre monitorate e aggiornate.

2.4 Gestione di eventi disruptive e business interruption

Il lavoro di tesi è incentrato sulle analisi degli effetti determinati dal virus Sars-Cov-2 sulle PMI italiane che ha determinato la *business interruption* temporanea di gran parte di esse; l'evento ricade nella casistica di eventi imprevedibili, di rottura, i cosiddetti eventi *disruptive*. Per questo motivo il presente paragrafo è dedicato alla gestione del rischio relativa a queste casistiche, nel sottoparagrafo 2.4.1 è fornita una breve spiegazione degli eventi disruptive mentre successivamente l'attenzione è focalizzata sulla normativa italiana relativa alla crisi di impresa. La normativa è caratterizzata da una lunga storia ma in questo elaborato è dato spazio soprattutto all'ultimo Codice della Crisi di impresa perché questa ultima modifica invita le aziende ad introdurre un sistema di supporto per prevenire la crisi. Nella parte conclusiva del capitolo, nel *paragrafo 2.4.3* è affrontata l'importanza strategica della gestione del rischio per crisi come quella attuale.

2.4.1 Eventi disruptive e coronavirus

Gli eventi disruptive, in generale, sono degli eventi di rottura caratterizzati da effetti dirompenti che cambiano rapidamente le dinamiche del mercato e in gran parte dei casi le gerarchie che lo riguardano. Cogliere questi eventi non è semplice e non tutte le imprese riescono a farlo perché significa riconoscere che asset esistenti e pratiche di business consolidate non sono più sufficienti a garantire il successo e, in qualche caso, la sopravvivenza dell'azienda. Sono tanti gli esempi di aziende, in molti casi anche leader di mercato, che sono state travolte dagli "tsunami" disruptive perdendo larga parte delle *market share* a favore di aziende meno rinomate ma abili nel "cavalcare" le onde della trasformazione. Un caso emblematico è stato rappresentato dalla *digital disruption*, uno tsunami che ha determinato la caduta di colossi fino ad allora apparentemente irraggiungibili nel loro settore come Blockbuster, a favore dell'ascesa di Netflix, abile e veloce a cogliere l'opportunità con nuove logiche di business. In molte occasioni questa "miopia" delle imprese è dettata dal *bias cognitivo* del management che non riesce a cambiare asset, processi e pratiche di business consolidate e garanti del successo fino a quel momento ottenuto. Non sempre però gli eventi di rottura possono essere previsti o legati all'innovazione ed è questo il caso del Coronavirus che con la sua imprevedibilità ha sorpreso tutto il mondo scoprendo la fragilità di risposta di molte aziende in questa

situazione, dove era richiesto saper reagire prontamente piuttosto che saper prevedere un evento così raro.

La pandemia causata dal coronavirus appartiene alla categoria dei rischi puri data da fattori esterni, infatti, rappresenta un evento causato da fattori naturali *non dominabili* dalle imprese che ha invaso la realtà alla quale si era abituati, cambiandola radicalmente. In questo caso si tratta di un evento disruptive particolare, difficilmente prevedibile soprattutto per quanto concerne gli effetti che hanno determinato l'interruzione del business per la maggior parte delle aziende. In letteratura eventi simili sono stati definiti, da Nassim Nicholas Taleb, Cigni neri. Le principali caratteristiche del **Cigno nero** sono in primo luogo, quello di essere un evento isolato, che non rientra nel campo delle normali aspettative poiché niente nel passato può indicare in maniera plausibile la sua possibilità. In secondo luogo, ha un impatto enorme [...] (*Nassim Nicholas Taleb,2007*).

Il virus Sars-Cov-2 è ben rappresentato da queste caratteristiche e le PMI italiane sono state colpite duramente dal suo impatto devastante determinando uno stato di crisi complicato da superare anche per aziende che prima godevano di un ottimo stato di salute.

2.4.2 Codice della crisi d'impresa: l'importanza dei sistemi di allerta per prevenire la crisi

Il testo del *Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza (CCII)*, pubblicato sulla Gazzetta Ufficiale n. 38 del 14 febbraio 2019, ha riformato in modo organico la disciplina delle procedure concorsuali e delle crisi da sovraindebitamento (*Leonardo Serra,2019*). Le seguenti disposizioni integrative e correttive al *Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza* pubblicate sulla Gazzetta Ufficiale n. 276 del 5 novembre 2020 perseguono la *ratio* di intercettare tempestivamente lo stato di crisi, tramite un sistema di segnalazione tempestiva e l'obiettivo finale è quello di intervenire *tempestivamente* (*Fabrizio Florio,2020*).

Con il *Codice della crisi d'impresa*, anche l'Italia è così dotata di un diritto della crisi e dell'insolvenza, al passo con le sollecitazioni da parte dell'UE. Una legge che non può più essere chiamata "*fallimentare*", perché offre agli imprenditori e non solo degli strumenti per prevenire il definitivo dissesto dell'impresa (*Assiteca,2019*). In particolare, l'istituzione della procedura di allerta con l'*OCRI (Organismo di Composizione della Crisi)* insieme al nuovo testo permettono all'Italia di adeguarsi alle norme di altri Paesi europei.

Gran parte delle modifiche apportate sono state però posticipate, infatti il Governo ha rimandato l'entrata in vigore al mese di settembre 2021. Le motivazioni sono entrambe legate all'attuale emergenza sanitaria ed economica e sono da ricercare:

- nella distorsione degli indicatori della crisi ipotizzati, i quali sarebbero influenzati in maniera rilevante dallo stato di crisi attuale e quindi pregiudicherebbero la stessa *ratio* del testo;
- nel consentire a tutti i soggetti coinvolti di continuare ad operare secondo una disciplina già consolidata, evitando quindi di assimilare nuove pratiche in un periodo già di per sé estremamente complesso.

Restano, invece, operative tutte le norme di cui al comma 2 dell'art. 389 del Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza, già entrate in vigore il trentesimo giorno successivo rispetto alla pubblicazione in Gazzetta Ufficiale del D.lgs. n. 14/2019, come ad esempio quelle in tema di Albo dei soggetti incaricati dall'autorità giudiziaria delle funzioni di gestione e controllo delle procedure (artt. 356 e 357), e soprattutto le disposizioni di riforma del codice civile relative agli assetti organizzativi dell'impresa (art. 375), agli assetti organizzativi delle società (art. 377), alla governance delle s.r.l., alla responsabilità degli amministratori (art. 378), alla nomina degli organi di controllo (art. 379), nonché le modifiche alla disciplina dell'amministrazione straordinaria (art. 350) etc. (*Studio MaffeiAlberti, 2020*).

Permane quindi l'obbligo per le società di *"istituire un assetto organizzativo, amministrativo e contabile adeguato alla natura e alle dimensioni dell'impresa, anche in funzione della rilevazione tempestiva della crisi dell'impresa"* come previsto dal riformulato art. 2086 c.c. modificato dall'art. 375, nonché l'obbligo di nomina, entro la data dell'approvazione del bilancio 2019, dell'organo di controllo o del revisore al superamento dei limiti dimensionali previsti dall'art. 2477 c.c., così come riformulato dall'art. 379 (*Marco Braga, 2020*).

Il decreto correttivo concentra innanzitutto l'attenzione sulla nozione di crisi, contenuta nell'art. 2 del D.lgs. n. 14/2019, la quale definiva la crisi come: *"lo stato di difficoltà economico-finanziaria che rende probabile l'insolvenza del debitore, e che per le imprese si manifesta come inadeguatezza dei flussi di cassa prospettici a far fronte regolarmente alle obbligazioni pianificate"*. La nozione è specificata dal legislatore in modo più preciso

abbandonando la precedente espressione che identificava la crisi in uno stato di *“difficoltà economico-finanziaria”* dell'impresa e sostituendola con *“squilibrio economico-finanziario”*. Questo squilibrio è tenuto sotto controllo da un indicatore di allerta che informa sulla situazione economico-finanziaria dell'impresa, ed è rappresentato dalla non sostenibilità dei debiti per i 6 mesi successivi e l'assenza di prospettiva di continuità come specificato dall'art. 13 del D.lgs. n. 14/2019.

La riforma, oltre ai diversi obblighi legati all'assetto organizzativo, al cambiamento dei termini che hanno interessato la nozione di crisi e l'introduzione dell'indicatore di squilibrio, prevede una procedura di allerta altamente specifica atta a prevenire e scongiurare stati di crisi irreversibili. Questi cambiamenti sono stati ampiamente descritti e sintetizzati nell'articolo *“Codice della crisi d'impresa: le novità del decreto correttivo”* pubblicato dal leader dell'informazione giuridica *Altalex*. Di seguito sono riportate le novità riguardanti la procedura di allerta.

La procedura di allerta è spiegata dall'art. 15 del D.lgs. n. 14/2019, quest'ultimo dispone che l'Agenzia delle Entrate ha l'obbligo di segnalare al debitore non solo che la sua esposizione debitoria ha superato un importo rilevante, ma anche che essa effettuerà la segnalazione all'OCRI qualora, entro 90 giorni dalla ricezione dell'avviso, non provveda a regolarizzare la situazione ovvero a presentare istanza di composizione assistita o domanda per l'accesso ad una procedura di regolazione della crisi e dell'insolvenza.

Il decreto correttivo ha significativamente modificato le soglie che impongono all'Agenzia delle Entrate di effettuare la segnalazione. L'esposizione debitoria è infatti considerata di importo rilevante quando l'ammontare totale del debito scaduto e non versato ai fini IVA, risultante dalla comunicazione dei dati delle liquidazioni periodiche ex art. 21-bis del D.L. n. 78/2010 convertito dalla Legge n. 122/2010, è superiore ai seguenti valori di riferimento:

- **€ 100.000**, se il volume di affari risultante dalla dichiarazione relativa all'anno precedente non è superiore ad 1 milione di euro;
- **€ 500.000**, se il volume di affari risultante dalla dichiarazione relativa all'anno precedente non è superiore a 10 milioni di euro;
- **€ 1.000.000**, se il volume di affari risultante dalla dichiarazione relativa all'anno precedente è superiore a 10 milioni di euro.

La novella ha altresì fissato in 60 giorni dalla comunicazione di irregolarità ex art. 54 bis del D.P.R. n. 633/1972, il termine tassativo entro il quale l'Agenzia delle Entrate deve trasmettere l'avviso al debitore.

Queste modifiche quindi sono state introdotte con lo scopo di un maggiore monitoraggio della situazione economico-finanziaria per evitare situazioni di insolvenza che potrebbero danneggiare diversi attori protagonisti nel settore imprenditoriale italiano.

Il concetto di insolvenza è trattato nell'art.2 della disciplina e definisce questo stato come: *“l'inadeguatezza dei flussi di cassa prospettici a far fronte regolarmente alle obbligazioni pianificate”*.

L'insolvenza rappresenta la fase finale dello stato di crisi ed è una fase non repentina, in molte casistiche anticipata da segnali evidenti come: l'accumulo di crediti deteriorati oppure di debiti scaduti da oltre un trimestre. Una situazione che pertanto può essere prevista, gestita in modo ottimale e risolta utilizzando gli strumenti più appropriati e il giusto approccio organizzativo. Gli strumenti possono essere diversi e spaziano dai più tradizionali, basati su modelli statistici, ai più recenti basati sull'analisi dei Big Data con l'ausilio dell'intelligenza artificiale. Due strumenti che fanno capo a quest'ultimo approccio sono trattati nel *Capitolo 3*. L'indice *Red Flag* e l'indice di *governance*, ottenuti come output dall' algoritmo proprietario della società Arisk, sono strumenti d'aiuto per i diversi stakeholder coinvolti, in grado di prevenire gli stati di crisi e di valutare l'adeguatezza dell'assetto organizzativo dell'impresa.

2.4.3 Crisi d'impresa legata al coronavirus e gestione dei principali rischi associati

In generale, ogni crisi economica comporta radicali mutamenti negli equilibri di mercato, negli assetti e nell'organizzazione d'impresa, nella filiera produttiva, nella catena del valore e nella percezione dei profili di rischio, associati a forti contrazioni nei consumi, a instabilità nelle attività produttive e perturbazioni di carattere finanziario. L'attuale crisi da Coronavirus non fa eccezione, anzi, si sta palesando particolarmente incisiva in negativo su economia e mercato, rispetto alle più recenti crisi finanziarie (2008- 2012).

Come si evince nel documento: *Coronavirus: profili di rischio per le imprese e approcci alla “clinica d'impresa”*, di Piergiorgio Valente e Nerio De Bortoli, la situazione legata all'attuale crisi sembra rappresentare per la maggior parte delle imprese un potenziale rischio

sistematico con conseguenti effetti negativi sulle attività e sull'organizzazione imprenditoriale e sociale a livello globale.

Sempre nello stesso documento i due studiosi affermano che “nell'attuale contesto di emergenza pandemica da COVID-19 ogni impresa dovrebbe considerarsi in potenziale crisi. I radicali mutamenti negli equilibri di mercato, attesi nella fase post-restrizioni sanitarie, nonché le conseguenze derivanti dalla contrazione dei consumi, dall'instabilità economica e dalle perturbazioni di carattere finanziario, suggeriscono un consapevole e tempestivo ricorso alla “clinica d'impresa”. In tale ambito diagnostico ogni imprenditore dovrebbe effettuare immediate analisi delle proprie strategie di business, sottoporre a stress test dinamico la propria azienda, nonché, eventualmente, valutare di avvalersi tempestivamente degli strumenti previsti dalla Legge fallimentare in vigore ovvero delle disposizioni del Codice della Crisi d'impresa e dell'insolvenza *D.lgs. n. 14/2019* la cui entrata in vigore è stata posticipata al 1° settembre 2021 ad opera del *decreto-legge c.d. Liquidità, D.L. n. 23/2020.*”

Da quanto si evince la normalità è stata destabilizzata in maniera radicale e questo è dovuto a varie caratteristiche della pandemia quali:

- **globalità del fenomeno;**
- **incertezza legislativa;**
- **incertezza sulla durata e sugli sviluppi futuri;**
- **carenza di dispositivi per la salute e sicurezza delle persone.**

In questi periodi di profonda crisi la gestione del rischio svolge un ruolo fondamentale, a maggior ragione di fronte ad un evento contraddistinto da queste peculiarità, e consente alle imprese di non agire in maniera avventata ed errata.

Il **primo rischio** da prendere in considerazione, per quanto riguarda l'evento pandemico di interesse, è legato alla **liquidità**, infatti, il Coronavirus ha avuto un impatto notevole sui ricavi di un'azienda a causa dei rallentamenti della produzione, delle difficoltà nella fornitura di beni o servizi al mercato, dei forti cali della domanda e dei ritardi nei pagamenti da parte dei clienti. Gli effetti sul bilancio e sui flussi di cassa non saranno a breve termine, impattando sul business anche nei prossimi anni. Il quadro italiano è analizzato, in maniera approfondita, nel documento “*From now on. Supply chain. Sfide e opportunità, da oggi in poi*” redatto dalla società Deloitte che ha approfondito principalmente le problematiche

relative alla *supply chain*. Dal documento emerge che dall'indagine Istat, condotta tra ottobre e novembre 2020, relativa alla situazione di 804 mila imprese italiane (78,9% del totale). Il 68,4% delle imprese (che rappresentano il 66,2% dell'occupazione) dichiara una riduzione del fatturato nei mesi giugno-ottobre 2020 rispetto allo stesso periodo del 2019. Nel 45,6% dei casi il fatturato si è ridotto tra il 10% e il 50%, nel 13,6% si è più che dimezzato e nel 9,2% è diminuito meno del 10% (*Istat,2020a*).

Il **secondo rischio** è quello operativo, che rende necessario il monitoraggio della **Supply Chain** di un'azienda per rispondere a tutte le interruzioni impreviste. Eventuali ritardi nella ricezione di materiali dai fornitori possono condurre a consegne tardive ai clienti, compromettendo tra le altre anche la reputazione dell'impresa. In situazione di crisi, la liquidità proveniente da altre parti dell'azienda per garantire la consegna puntuale ai clienti può ridurre lo stress sulla catena di fornitura. A livello globale, circa il 75% delle imprese ha accusato un impatto sulla propria supply-chain a causa delle restrizioni logistiche legate all'epidemia Covid-19. In particolare, il 62% ha registrato ritardi e allungamenti delle tempistiche di consegna (che in media sono raddoppiate rispetto a fine 2019) dei componenti provenienti dai supplier cinesi (*ISM-Institute for Supply Management,2020*). La Cina rappresenta non solo il Paese da cui è scaturita l'epidemia ma anche il principale supplier mondiale per diverse categorie di prodotti (*Economist Intelligent Unit,2020a*). Questo sottolinea i potenziali rischi sistemici derivanti dalla concentrazione dei produttori di componenti critici per tutta la filiera industriale (*Economist Intelligent Unit,2020b*). Nel caso specifico dell'Italia, prendendo come riferimento l'indice di concentrazione HH (*Herfindal-Hirschman*), che in una prospettiva di analisi di rischio denota una maggiore esposizione e vulnerabilità a shock esterni provenienti da una determinata area geografica, emerge che i settori più concentrati verso un numero limitato di mercati sono quelli connessi alla filiera del metallo (metallurgia, prodotti in metallo, mezzi di trasporto, autoveicoli), alle bevande, alla farmaceutica e alla pelletteria (*Istat,2020b*). Questi settori quindi, escluso quello farmaceutico che insieme all'alimentare ha lavorato a regime (*Il Sole 24 Ore,2020*), hanno avvertito ancor di più la crisi.

Il **rischio reputazionale** dipende strettamente dalle comunicazioni veicolate dall'azienda che influenzano i potenziali investitori. Per le aziende, una scelta vincente è quella di revisionare i processi interni e la linea da tenere per le comunicazioni esterne al fine di evitare eventuali errori o misunderstanding con gli investitori.

In un momento di incertezza come quello attuale i professionisti della gestione del rischio sono figure strategiche ed indispensabili per il futuro di ogni impresa. Il risk manager quindi diventa fondamentale per cercare di perseguire la *business continuity*, restrizioni permettendo, cercando soluzioni diverse da quelle abituali per garantire la sopravvivenza dell'impresa (Redazione PMI.it,2020).

A fronte di tutte queste ragioni è necessario dotarsi di un processo di gestione del rischio tale da consentire un monitoraggio continuo della situazione in modo tale da:

- **prevenire il fallimento;**
- **mitigare gli effetti della crisi;**
- **consentire una risposta rapida e comprensiva di una mappatura il più completa e aggiornata possibile dei rischi da pandemia.**

Queste caratteristiche è possibile ottenerle grazie al binomio gestione del rischio e intelligenza artificiale (AI), infatti, attraverso machine learning e algoritmi, modificandoli man mano che ricevono più informazioni, è possibile avere la situazione sempre sotto controllo in modo da avere una pronta capacità di risposta. Arisk si occupa proprio di prevenire queste situazioni facendo leva sul machine learning e nel capitolo successivo verrà approfondita questa tematica.

“Un modello di machine learning, non vincolato da alcune delle ipotesi dei modelli statistici classici, può fornire intuizioni molto migliori che un analista umano non potrebbe dedurre dai dati”

Moody's

CAPITOLO 3

ARISK E MACHINE LEARNING PER PREVENIRE LA CRISI D'IMPRESA

In questo terzo capitolo sono dapprima trattati gli strumenti previsti in letteratura per predire la crisi d'impresa, facendo un confronto soprattutto tra i modelli di *machine learning* e sull'orizzonte temporale di previsione. Nel *paragrafo 3.2* l'analisi è focalizzata sulla recente “connessione” tra risk management e intelligenza artificiale e le sue peculiarità, successivamente, nel *paragrafo 3.3*, è introdotta la società Arisk, precorritrice nello sfruttare l'AI applicata al risk management; infine è descritto l'algoritmo proprietario dello spin-off del Politecnico grazie al quale è possibile misurare qualunque tipo di rischio in maniera oggettiva.

3.1 Metodi per la previsione della crisi d'impresa

In virtù di quanto previsto dalle modifiche della normativa del *Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza* sarebbe quindi utile l'adozione di alcuni strumenti analitici capaci di guidare il management aziendale nei processi decisionali. Per questa motivazione è importante conoscere la storia recente di questi strumenti per definire le tipologie predittive esistenti, i limiti, l'orizzonte temporale di copertura della previsione e la recente introduzione di nuovi metodi che sfruttano l'intelligenza artificiale.

Il documento redatto da Guido Perboli ed Ehsan Arabnezhad (2021) offre un'ottima panoramica della letteratura riguardante i modelli utilizzati per valutare lo stato di salute delle imprese; parte delle informazioni seguenti fanno riferimento proprio al documento scientifico menzionato che è stato integrato con altre fonti tra le quali è stato importante il contributo fornito dal documento di Fabrizio Rossi (2017) per approfondire i metodi e capirne i limiti.

Una vasta letteratura scientifica sulle previsioni delle insolvenze è stata formulata verso la fine degli anni Sessanta (Beaver, 1966; Altman, 1968) e durante la prima metà degli anni Ottanta (Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984). L'obiettivo dei modelli presenti in letteratura è l'individuazione di alcuni indicatori (*ratios*) in grado di prevedere il livello di rischio e il possibile default dell'impresa attraverso l'ausilio di appropriate tecniche econometriche (Fabrizio Rossi, 2017).

Le istituzioni finanziarie, i governi ed in generale i vari attori coinvolti nei mercati hanno ricercato metodi il più possibile efficienti a partire già dal 1932, quando P. Patrick eseguì un'analisi basata sul confronto tra indici finanziari di imprese di successo e imprese fallite con l'obiettivo di trovare gli indicatori per predire il fallimento (P. Patrick, 1932).

Sono stati numerosi i ricercatori che hanno seguito lo stesso fine sviluppando diversi metodi quantitativi, la maggior parte dei quali basati sull'approccio statistico. Tra i principali è possibile menzionare W.H. Beaver, che nell'articolo del 1966 "*Financial Ratios as Predictors of Failure*", pubblicato nel *Journal of Accounting Research*, pone enfasi sull'importanza degli indicatori finanziari per predire il fallimento. Nel 1967 lo stesso ricercatore e docente americano applicò un *t-test* per ottenere la significatività di ogni indicatore per ogni impresa analizzata.

Durante lo stesso periodo, nel 1968, D.G. Altman elaborò un modello di previsione del rischio di fallimento aziendale chiamato *Z-Score*, modello basato inizialmente su cinque indicatori economico-finanziari di seguito riportati:

- X1--> Liquidità (equilibrio finanziario);
- X2 --> Capacità di autofinanziamento (equilibrio patrimoniale);
- X3 --> Produttività (equilibrio operativo-reddituale);
- X4--> Leverage (solvibilità);
- X5 --> (redditività delle vendite).

Il modello negli anni è stato raffinato e gli indicatori sono stati adattati anche dallo stesso autore a diversi contesti. Altman utilizza nel suo modello l'analisi discriminante (*MDA-Multiple Discriminant Analysis*), una metodologia statistica che permette di classificare col minimo errore un insieme di unità statistiche in due o più gruppi individuati a priori, in questo caso società fallite e non fallite, sulla base di un insieme di caratteristiche note. La prima applicazione della metodologia è stata quella relativa ai dati contabili di un campione

di 66 aziende manifatturiere statunitensi, la metà delle quali fallita durante il periodo 1946-1965 e la formula ottenuta dopo la regressione multivariata era così caratterizzata:

$$ZScore = 1,2 X1 + 1,4 X2 + 3,3 X3 + 0,6 X4 + 0,99 X5$$

È importante specificare la funzionalità del modello, concepito con la finalità di assegnare l'azienda ad uno dei due gruppi (imprese sane o in difficoltà) sulla base dei valori dei cinque diagnostici osservati (*Press - professione economica e sistema social, 2017a*). Nella prima applicazione Altman individuava tre zone così suddivise in base al punteggio ottenuto:

- $Z < 1,81$ insolvenza;
- $1,81 < Z < 2,99$;
- $Z > 2,99$ rischio nullo.

Il modello di Altman è quindi contraddistinto da una combinazione lineare e rimane ancora oggi uno degli strumenti principali per misurare lo stato di salute delle imprese in particolare per la sua elevata capacità nel predire le condizioni di stress oltre che di fallimento e la facilità di utilizzo dello Z-Score che ha agevolato la diffusione di molteplici applicazioni tra la dottrina e la prassi professionale (*Press - professione economica e sistema social, 2017b*).

Il modello presenta un'elevata capacità predittiva a distanza di un anno dal fallimento, tuttavia la capacità predittiva diminuisce al crescere dell'intervallo temporale antecedente la bancarotta, assumendo il 72% di accuratezza due anni prima il fallimento, sino ad arrivare rispettivamente al 48%, 36% e 29% per i tre, quattro e cinque anni di intervallo temporale. Il peggioramento del livello di accuratezza osservato dal secondo al terzo anno antecedente il fallimento ha condotto alcuni studiosi a circoscrivere a soli due anni la validità previsionale del modello. Quindi il modello Z-Score risulta essere robusto per un intervallo di tempo pari a 24 mesi.

L'impiego degli indicatori economico-finanziari, inoltre, presenta alcuni significativi limiti quando le previsioni da formulare hanno come oggetto le PMI. Questo perché l'informativa di bilancio di queste ultime è di norma meno articolata, approfondita ed affidabile rispetto a quella delle aziende di grandi dimensioni. Un altro limite risiede nei ruoli dell'azionista di controllo/proprietario e del top manager che nelle PMI molto spesso coincidono. Questo porta ad avere un sistema decisionale fortemente accentrato, con la conseguenza che i potenziali mutamenti sulla strategia avvengono spesso velocemente e verso direzioni poco

prevedibili sulla base della semplice estrapolazione degli andamenti economico-finanziari passati. La dimensione aziendale contenuta delle PMI condiziona gli indicatori finanziari che risultano essere più sensibili a variazioni anche modeste delle grandezze; sotto certi livelli dimensionali, infatti, alcuni indicatori perdono quasi completamente di efficacia dimostrativa.

L'applicazione dell'analisi discriminante (*MDA*) è possibile solo se le variabili esplicative (X_1 - X_5) sono normalmente distribuite e con uguale varianza e covarianza, per queste motivazioni citate nel documento "*Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy*" (*James A. Ohlson, 1980*) J.A. Ohlson riteneva che il modello di Altman (1968) fosse troppo restrittivo. Queste considerazioni hanno portato i ricercatori, come Ohlson (1980) e Zmijewski (1984), a concentrare i loro sforzi sullo sviluppo di modelli di probabilità condizionata sul set di dati da analizzare.

Ohlson in particolare ha concentrato i suoi studi sull'applicazione di un modello di regressione logistica che misura la probabilità di insolvenza.

Il modello di regressione non lineare è più articolato e complesso rispetto ai modelli precedenti. A differenza del modello di Altman (1968) nel modello di Ohlson (1980) vengono considerate anche due variabili dicotomiche (variabili *dummy*), qualitative, caratterizzate dal valore 1 oppure 0 a seconda dell'evento ipotizzato.

Successivamente Zmijewski (1984) ha impiegato un modello basato sulla probabilità dell'evento, facendo sempre riferimento agli indicatori finanziari per identificare la probabilità di insolvenza.

La principale critica rivolta al modello di Zmijewski riguarda il ridotto numero di variabili considerate, soltanto tre, scelte con un criterio molto accurato ma caratterizzate da un forte collinearità tra di esse.

Diversi studi successivi hanno cercato di eseguire test simili grazie alla relativa facilità di eseguire analisi discriminanti e regressione logistica (*Hillegeist et al., 2004; Upneja and Dalbor, 2001; Chen et al., 2010*). I vantaggi di questi modelli sono in primo luogo la possibilità di derivare un'analisi probabilistica dei risultati e, in secondo luogo, valutare l'effetto di ciascuna caratteristica singolarmente. Nonostante l'ampia adozione sia nel campo della ricerca che nel campo industriale, queste classi di modelli non risultavano essere abbastanza accurate e questo è stato il motivo principale che ha guidato la necessità di migliorare la modellazione del rischio di insolvenza (*Begley et al., 1996*). Per essere precisi,

inoltre, era necessario sintonizzarli e provarli su diversi mercati ed erano caratterizzati da una limitata capacità di migliorare i risultati predittivi, normalmente non oltre 12 mesi (Altman, 2014; Altman et al., 2016). I modelli tradizionali, infatti, sono accurati fino a 12 mesi, con alcuni casi in cui la previsione mantiene un'accuratezza sufficiente, intorno al 70%, fino a 24 mesi (Altman,2014; Altman et al., 2016; Hillegeist et al.,2004; Upneja and Dalbor,2001; Chen et al.,2010).

Per superare i limiti caratteristici dei modelli statistici sono stati approfonditi ed eseguiti dei lavori di ricerca sui metodi di riconoscimento dei pattern, i quali sono stati sviluppati attivamente nel campo dell'apprendimento automatico (*machine learning*) (Linden, 2015; Barboza et al.,2017). Questi studi hanno dimostrato come i modelli di *machine learning* sono in grado di garantire prestazioni migliori rispetto ai metodi tradizionali. Alcuni di questi lavori si basano su sistemi di intelligenza artificiale come reti neurali e algoritmi genetici (Odom and Sharda,1990; Coats and Fant, 1993; Boritz et al., 1995). Diversi nuovi lavori hanno anche mostrato la potenza dei modelli di apprendimento di insieme (modelli *ensemble*) per gestire set di dati non bilanciati (Brown and Mues, 2012; Kim et al., 2015), dove ad esempio una classe di dati è molto più ampia rispetto ad un'altra (e.g. imprese attive vs imprese fallite).

Per quanto riguarda i modelli introdotti il riassunto fornito in *Tabella 3.1* mostra che i metodi ensemble (*bagging Breiman (1996), boosting Freund et al. (1999)*) generalmente sono migliori degli altri.

Tabella 3.1 Summary of machine learning models. Fonte: Guido Perboli et Ehsan Arabnezhad,2021

Algorithm family	Linear	Accurate	Easy to interpret	Scalable	Algorithms
Linear Models	Yes	No	Yes	Yes	Linear regression Logistic regression
Basic Models	Possibly	No	Yes	Possibly	Naive Bayes DT, KNN
Ensemble Models	No	Yes	Yes	Yes	RF , AdaBoost Gradient Boost
SVM	No	Yes	No	No	SVM
Deep Learning	No	Yes	No	Yes	MLP classifier MLP regressor

Nonostante la maggiore accuratezza, il problema principale dipende anche in questo caso dalla capacità di previsione a medio termine (oltre 24 mesi).

Il modello di previsione ideale dovrebbe essere in grado di fare previsioni a medio termine, dato che diversi studi di ricerca mostrano come i sintomi del processo di fallimento possano essere ricondotti a 5-8 anni prima del fallimento (*Argenti, 1976; Hambrick and D'Aveni, 1988; Luoma and Laitinen, 1991; Ooghe and Prijcker, 2008*).

Le ricerche si sono dunque concentrate sul miglioramento dell'accuratezza e dell'orizzonte di previsione. La maggior parte della letteratura ha concentrato i suoi sforzi sulla selezione degli indicatori finanziari più appropriati trascurando le informazioni non finanziarie. L'introduzione dei dati non finanziari, invece, può migliorare le performance in termini di accuratezza e in termini di orizzonte previsionale sia per i modelli tradizionali che per quelli basati sul machine learning (*Altman et al., 2016; Son et al., 2019*).

Nonostante i miglioramenti registrati negli anni emerge un divario tra le *best practice* disponibili e le necessità richieste dal mercato. Lo stato d'arte attuale, infatti, non presenta un modello in grado di essere accurato sia nel breve che nel medio termine, che sia versatile a diversi mercati con un processo di sintonizzazione standard e possibilmente automatizzato ed in grado di includere ed analizzare gli effetti sulle variabili finanziarie e non finanziarie.

La società Arisk attraverso l'algoritmo proprietario *Ai4 Red Flags* cerca di fornire le prime risposte a questi bisogni introducendo uno strumento decisionale di supporto basato sul machine learning capace di offrire delle previsioni il più possibili accurate sia nel breve che nel medio termine e caratterizzato da un nuovo metodo di sintonizzazione dei metodi di apprendimento automatico per migliorare le performance soprattutto in casi di dati non bilanciati.

3.2 AI & Machine Learning: l'importanza dei nuovi tool nella predizione

L'*Artificial Intelligence* (AI), riguarda l'abilità di un sistema tecnologico di trovare soluzioni a problemi o svolgere compiti e/o attività tipici della mente e delle abilità umane. L'AI, in termini informatici, potrebbe essere definita come la disciplina in grado di costruire macchine (*hardware* e *software*) capaci di "agire" autonomamente, risolvere problemi, svolgere azioni (*ANRA, 2020a*). Il *machine learning*, o apprendimento automatico, è

essenzialmente una strada per l'attuazione dell'intelligenza artificiale; una sorta di sottogruppo dell'AI che si concentra sulla capacità delle macchine di ricevere una serie di dati e di apprendere da soli, modificando gli algoritmi man mano che ricevono più informazioni su quello che stanno elaborando (*Maurizio Di Paolo Emilio,2018*).

Le soluzioni di AI, che affondano le proprie radici già nel 1950 grazie ad Alan Turing (*Mind,1950*), sono state caratterizzate da:

- una impressionante rapidità di diffusione; soprattutto nei periodi recenti in virtù della potenza computazionale raggiunta e delle capacità di storage entrambe unite da una diminuzione dei costi a partire dagli anni '90 (*FERMA,2019*);
- un impatto dirompente dovuto alla disponibilità di dati mai stata così vasta; questa in vari casi ha portato al rinnovamento di diversi settori, in particolare dei modelli di business, sempre più caratterizzati da processi digitali, automatizzati e improntati all'efficienza.

Proprio la disponibilità di una grande mole di dati, di diversa natura e generati da diversi fonti, riassunti dalla definizione *Big Data*, e la crescente potenza computazionale (e.g. *cloud computing*), necessaria per poterli elaborare, hanno giocato il ruolo di fattori abilitanti per la diffusione di soluzioni innovative facenti capo all'*artificial intelligence*. Un fattore abilitante è stato, quindi, il raggiungimento di una maturità tecnologica tale da disporre di sistemi *hardware* estremamente potenti che consentono di effettuare calcoli computazionali fino ad ora impensabili e di sviluppare analisi in tempo reale o in tempi contenuti di una grande mole di dati. Per queste ragioni l'AI rappresenta uno strumento prezioso per migliorare i processi di gestione del rischio, migliorando l'efficacia e l'efficienza delle varie fasi e mirando a garantire la *business continuity* in ogni circostanza, aumentando in tal modo la resilienza organizzativa dell'impresa.

Tra i vantaggi che il Risk Management può conseguire adottando le tecniche di Intelligenza Artificiale vi è per l'appunto il miglioramento dell'efficienza operativa, derivante dall'automazione dei processi, con annessi riduzione di tempi, *effort* umano e costi, ma anche una vera e propria evoluzione dei modelli di misurazione dei rischi e dei sistemi di prevenzione e monitoraggio e quindi dell'efficacia. È infatti possibile affiancare ai modelli statistici tradizionali modelli di Machine Learning più evoluti, in grado di aumentarne performance e potere predittivo (*Prometeia,2021*).

Attualmente, in maniera molto più marcata rispetto al passato, le sottofasi del *risk assessment* si basano sulla gestione e l'analisi dei dati. La raccolta di dati può pesare per il 75% nei processi di Risk Management & Business Continuity. Per queste motivazioni, la tecnologia dell'AI e del Machine Learning, applicata all'analisi dei Big Data, permette di creare scenari in *"real-time"* in cui i rischi vengono automaticamente integrati tra loro, senza più "silos", in una visione olistica sia verticale, sia trasversale, fatta di interconnessioni e dipendenze (ANRA,2020b).

L'intelligenza artificiale è in grado di mettere a disposizione una moltitudine di strumenti in favore dei processi di gestione del rischio, ma quelli più interessanti, e più attinenti all'elaborato di tesi presentato, consentono:

- una migliore elaborazione di dati strutturati e non strutturati;
- analisi predittive dei problemi che possono insorgere e suggeriscono misure precauzionali per prevenire un disastro/una crisi/ un'interruzione;
- simulazione, modelli e test di worst case scenario, identificando vulnerabilità e punti di cedimento nell'infrastruttura organizzativa.

L'applicazione di questi strumenti aiuterà a risolvere problemi organizzativi, migliorare e velocizzare il processo decisionale attraverso strategie basate sui dati, analizzare istantaneamente grandi set di dati, prendere decisioni strategiche e migliorare la performance umana. La sinergia e la giusta combinazione di sistemi AI e risorse umane possono migliorare l'antifragilità³ delle imprese di fronte alle crisi.

ARISK nella sua mission ha proprio l'obiettivo di sviluppare software con sottostanti algoritmi, che sfruttano proprio il machine learning, capaci di misurare qualunque tipo di rischio in maniera oggettiva e confrontabile nel tempo e nello spazio (Arisk,2019).

³ Principio di antifragilità: applicabile a qualsiasi ambito ed indica l'attitudine di alcuni sistemi di modificarsi e migliorare a fronte di sollecitazioni, fattori di stress, volatilità, disordine. È un principio enunciato e ampiamente descritto da Nassim Nicholas Taleb nel libro: "Antifragile, prosperare nel disordine"

3.3 ARISK

ARISK è una start up innovativa Fintech/Regtech con sedi a Milano e Torino. Da novembre 2019 è Spin-off Universitario del Politecnico di Torino ed è prossima ad evolversi presso lo stesso ateneo come Centro Interdisciplinare dei Rischi Aziendali. Nel dicembre 2020 è diventata *Associate Member* del MPAI (*Moving Picture, Audio and Data Coding by Artificial Intelligence*), nuova organizzazione internazionale dedicata agli standard di compressione dei dati basati sull'intelligenza artificiale (*Poliflash.polito.it,2020*).

Il **core business** è costituito dallo sviluppo di un software di analisi predittiva del rischio capace di analizzare e monitorare i rischi attuali e in grado di prevederne l'evoluzione attraverso tecniche di intelligenza artificiale e machine learning. L'algoritmo è stato testato e validato proprio dal Politecnico di Torino facendo diventare ARISK Spin Off universitario per proseguire con l'Ateneo nella condivisione di *know-how, vision* e *mission* del progetto di sviluppo. Le variabili ed i valori di ponderazione dell'algoritmo sono via via settati per tener conto degli sviluppi futuri del contesto di interesse. Secondo la società il futuro sarà sempre più guidato da eventi *disruption* ed il peso delle performance passate sarà sempre meno importante perché, come analizzato nel paragrafo 2.4.1, questi elementi destabilizzano gli equilibri di mercato e possono minare la salute di imprese che fino a quel momento godevano di ottime prestazioni.

La **mission** è quella di misurare qualunque tipo di rischio in maniera oggettiva e confrontabile nel tempo e nello spazio. Tra i rischi analizzati e valutati dall'algoritmo proprietario vi sono:

- rischio di credito o rischio operativo aziendale;
- rischio di terremoto o di uragano;
- rischio di epidemia o rischio di sommossa civile;
- rischio di inquinamento;
- rischio di cybersecurity.

Lo studio di questa tesi si concentra sulla probabilità di default aziendale ed i suoi cambiamenti a seguito della disruption dovuta alla pandemia, per questo l'attenzione è rivolta ai **rischi aziendali**. La solidità e la vulnerabilità aziendale è comprensibile attraverso l'analisi non solo finanziaria, ma anche dei processi produttivi e organizzativi. Questo vale anche per i progetti infrastrutturali e gli sviluppi immobiliari. Le variabili da considerare

sono sempre riferite allo specifico caso in esame e dunque sono modificate e ponderate tramite pesi che nel tempo possono variare. L'algoritmo di ARISK è in grado di elaborare tutto questo processo. Fornisce sia un'analisi macro ma è in grado di concentrarsi anche sul singolo aspetto finanziario della questione, per aiutare imprenditori e manager a rispettare quanto previsto dal Nuovo Codice della Crisi d'Impresa e dell'Insolvenza (*d.lgs. N.14 del 12.01.2019*). La normativa che riforma la legge fallimentare ha infatti tra le principali finalità quella di consentire una diagnosi precoce dello stato di difficoltà delle imprese. A questo fine, il Codice ha introdotto sistemi di allerta in grado di cogliere i segnali anticipatori della crisi al fine di affidare tempestivamente l'impresa alle cure di esperti. Imprenditori, amministratori e organi di controllo aziendali, quindi, si devono dotare per tempo (entro 1° settembre 2021) degli strumenti predittivi di software per consentire di cogliere quei segnali anticipatori della crisi. Proprio a questo fine ARISK ha sviluppato il software **Ai4 Red Flags**, che permette di prevedere, con precisione superiore al 75%, la crisi di un'azienda con un anticipo sino a 60 mesi (*Arisk.it, 2020*). Nella *Figura 3.1* è illustrato, in estrema sintesi, il processo che vede protagonista Arisk, a partire dagli strumenti di Artificial Intelligence, Machine Learning e Deep Learning, il software Ai4 Red Flags e i suoi benefici per i diversi stakeholders nella valutazione del rischio. Lo **scopo finale** è quindi quello di aiutare aziende, investitori, istituzioni finanziarie, amministrazioni e organizzazioni pubbliche e private a comprendere, quantificare, monitorare e gestire i rischi ai quali sono quotidianamente esposte.



Figura 3.1 Il processo ARISK. Fonte: ARISK.

3.4 Machine Learning & ARISK: il Decision Support System e le fasi caratteristiche dell'algoritmo predittivo

3.3.1 Il Decision Support System di Arisk

Lo strumento decisionale di supporto rappresenta il mezzo attraverso il quale Arisk persegue lo scopo finale precedentemente esposto e rappresenta uno strumento particolarmente importante per supportare le decisioni manageriali o politiche in periodi come quelli attuali.

Il Sistema di Supporto Decisionale sviluppato da ARISK fornisce servizi di previsione dell'interruzione dell'attività alle PMI, ed è suddiviso in due diverse sezioni: il modulo di formazione e messa a punto (*training e tuning*) ed il server di previsione.

Il **modulo di training e tuning** raccoglie dati di finanza pubblica da database istituzionali come la Camera di Commercio in Italia, una serie di indici e rapporti dell'AIDA Bureau van Dick⁴, nonché, se disponibili, dati aggiuntivi direttamente dall'interfaccia proprietaria di Arisk. Nello specifico, la parte di *data entry* consiste nell'inserimento di:

- dati finanziari da bilanci pubblici (Arisk ottiene questi mediante AIDA);
- dati di governance, caratteristici dell'organizzazione aziendale (e.g. numero soci, quote azionarie, aziende familiari);
- dati presenti presso la Camera di Commercio e informazioni su rischi verticali inseriti dagli stessi imprenditori.

Quindi i dati sono puliti, normalizzati e uniti. Successivamente sono suddivisi tra *set core* e *non core*. Il *set core* rappresenta le caratteristiche o attributi del modulo di machine learning, mentre quello *non core* rappresenta dati non direttamente incorporati nel *machine learning*, ma i loro effetti sono simulati come perturbazioni degli attributi principali. Un esempio di quest'ultimo set è dato da informazioni qualitative provenienti da specifici settori industriali. I dati principali (*core*) sono quindi gestiti dalla pipeline⁵ di machine learning prima per ridurre il numero delle caratteristiche, attraverso la procedura

⁴ La più grande banca dati di analisi finanziaria e anagrafica relativa a circa 1.300.000 società di capitale italiane, gestito da Bureau van Dijk/Moody's.

⁵ Una machine learning pipeline è una sequenza ordinata e definita di componenti che processano i dati.

iterativa di selezione degli attributi più importanti descritta più approfonditamente in seguito, e successivamente per scegliere e mettere a punto l'algoritmo.

Il sistema di Arisk, attualmente, considera una vasta gamma di sistemi di Machine Learning, tra cui *Random Forest*, *XGBoost*, *Logistic regression* e *Neural Networks*. Il **modulo di training e tuning** è rappresentato in *Figura 3.2* dove sono riprese le fasi descritte sopra.

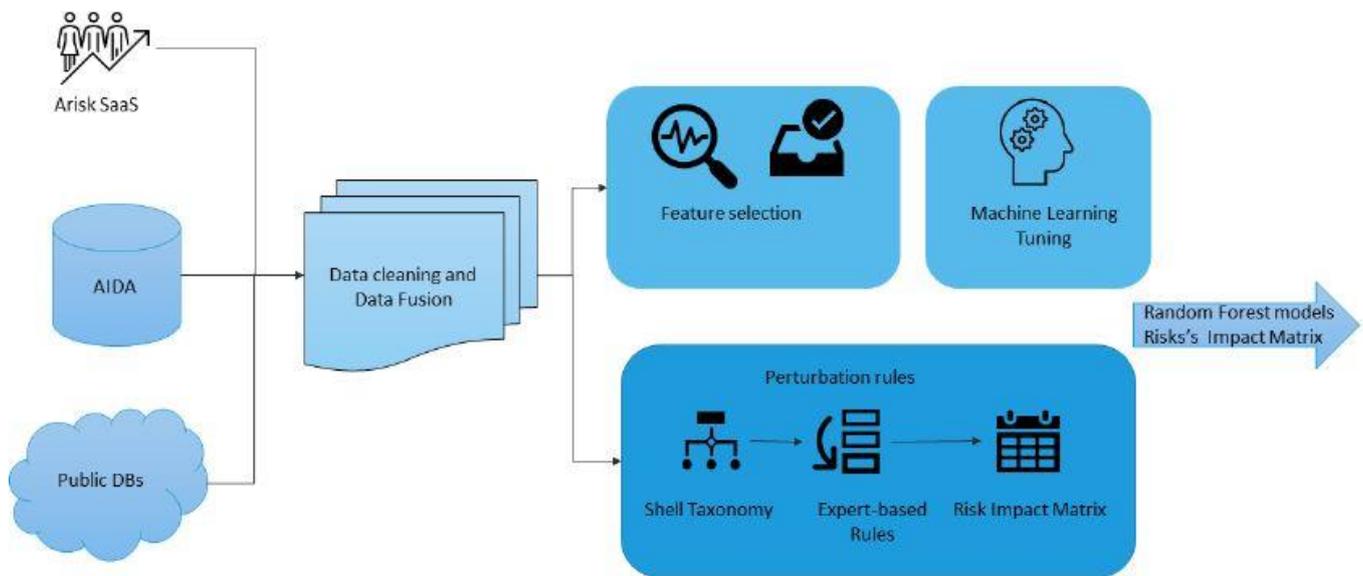


Figura 3.2 Il modulo di training e tuning

Gli output di questa pipeline sono costituiti da file binari che sono trasferiti al **modulo di previsione**. La previsione relativa alla business interruption e la probabilità di fallimento di un'azienda, calcolato mediante l'indice *Red Flag*, è eseguita dal sistema ed è rappresentato in *Figura 3.3*. Considerando i dati di una singola azienda e la sua matrice di rischio, ottenuta applicando la matrice di impatto del rischio (in figura *Risk Impact Matrix*), è inviata una richiesta al server di previsione mediante REST API. Il server controlla i dati, fornisce i dati *core* al modulo Machine Learning, mentre quelli *non core* sono elaborati dalla matrice di impatto del rischio.

Per ogni set di dati *core* e *non core* sono create 5 previsioni relative a diversi periodi di tempo: 12, 24, 36, 48 e 60 mesi, oltre a queste sono forniti una serie di indici di performance relativi alle normative nazionali e internazionali, il tutto è poi raccolto in un report.

Il report fornisce all'utente, che sia un imprenditore, un istituto bancario o assicurativo oppure un *policy maker* una descrizione dettagliata della situazione aziendale, nonché gli

aspetti chiave da considerare per ridurre i rischi di interruzione dell'attività e di fallimento perseguendo un processo di miglioramento continuo.

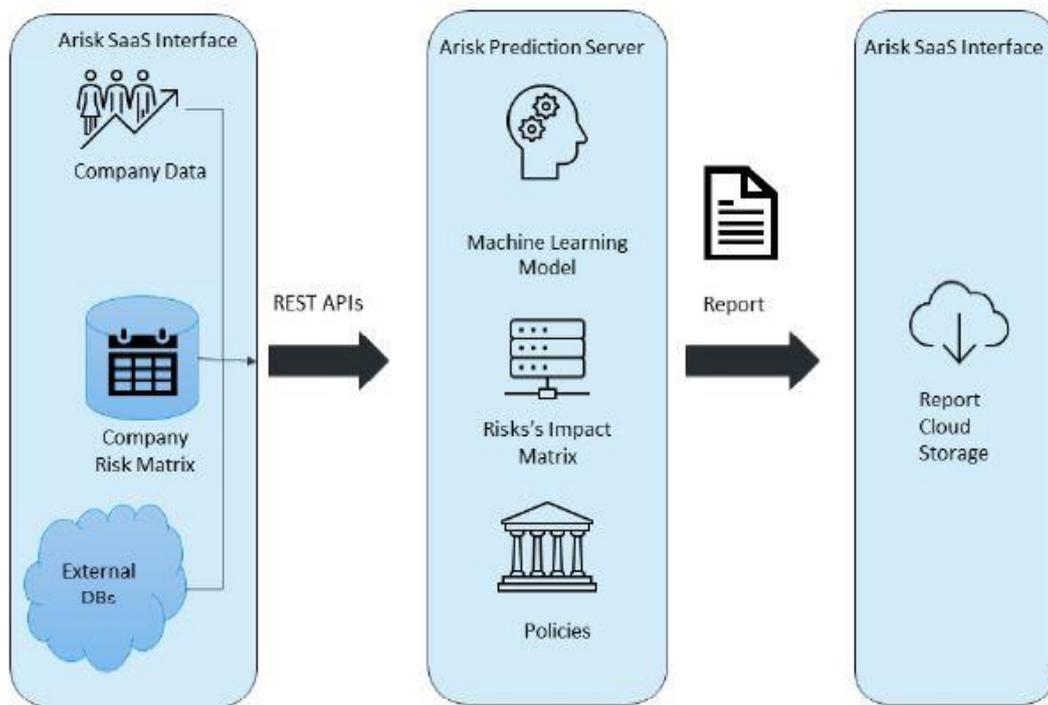


Figura 3.3 Il modulo di previsione del Machine Learning

3.3.2 Le fasi caratterizzanti l'algoritmo predittivo

Questo paragrafo descrive il Machine Learning applicato ai dati finanziari e utilizzato per prevedere il fallimento dell'azienda, ma il processo è generico e può essere ripetuto e applicato anche ad altri tipi di dati. Queste fasi sono state descritte ed estrapolate dal documento elaborato da Guido Perboli ed Ehsan Arabnezhad (2021), dove appunto si presenta l'algoritmo utilizzato da Arisk. Il processo funziona come segue:

- **pulizia dei dati:** i dati sono dapprima raccolti, come già sottolineato da database come AIDA, ed in seguito sono ripuliti, questa operazione interessa sia i dati delle aziende fallite e di quelle ancora attive ma che presentano delle anomalie o indisponibilità nei dati. La preelaborazione dei dati è un compito importante ed è necessaria per migliorare le metriche del machine learning. Questa è resa necessaria perché i dati in gran parte risultano essere caratterizzati da valori mancanti e valori falsati;

- **fusione dei dati e creazione del primo dataset bilanciato:** i dati dei due gruppi di società sono congiunti. A causa del forte sbilanciamento tra società fallite e società attive, a favore di queste ultime, si crea un dataset equilibrato campionando il dataset attivo;
- **divisione dei dati:** è necessaria per valutare le prestazioni di un algoritmo di apprendimento automatico. Una parte è utilizzata per istruire l'algoritmo ad apprendere come prevedere istanze future, fase di addestramento (*train*), mentre l'altra è impiegata per esaminare la bontà dell'algoritmo per la previsione di campioni futuri, fase di verifica (*test*). Questo viene fatto utilizzando un tool della libreria Python (*Scikit-learn*), impostando il dataset di test pari al 20% del totale. Sono stati testati ulteriori approcci di convalida per individuare due problemi tipici del machine learning, l'*over-fitting*⁶ e l'*under-fitting*⁷, in cui il modello raggiunge scarse performance dopo la fase di addestramento. *Over-fitting* o *under-fitting* sono stati testati sui dati attraverso processi di convalida diversi come k-fold o k = 10 (*Anderson, D., and K. Burnham, 2004*);
- **riduzione delle funzionalità:** l'output derivante dalla fase iniziale consta in un insieme di caratteristiche finanziarie composto da circa 170 indici, questo numero è ridotto con una procedura di rimozione iterativa. In ogni fase della procedura è stata via via eliminata la caratteristica finanziaria che non alterava più dell'1% l'operazione di classificazione delle imprese. Questa procedura iterativa è stata ripetuta fino alla rimozione di più di 150 caratteristiche dal dataset e ha consentito l'individuazione delle 15 caratteristiche finanziarie più importanti. Nella *Tabella 3.2* sono riportati gli attributi, che per ragioni di riservatezza sono state rinominate con il codice ATTX, ma sono state suddivise in categorie (Profitto, Costo e Produzione) e tipo di valore della caratteristica (indice o valore assoluto).

⁶ *Over-fitting*: sono presenti troppi parametri nel modello e un'elevata variabilità della classificazione. Il modello è troppo complesso e sensibile ai dati di training (*high variance*).

⁷ *Under-fitting*: sono presenti pochi parametri nel modello e un'elevata discrepanza nella classificazione (*high bias*). Il processo di apprendimento è troppo semplice.

Tabella 3.2 Attributi finanziari principali dell'algoritmo. Fonte: Guido Perboli et Ehsan Arabnezhad

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

- **regolazione *Hyper Parameter***⁸: i parametri del metodo di *Machine Learning* sono sintonizzati a seconda della situazione, infatti, per migliorare le prestazioni dell'algoritmo, è necessari la loro regolazione per ottenere i risultati migliori. Per questo passaggio, Arisk, ha utilizzato un approccio di ottimizzazione esaustivo basato su Grid-search;⁹

- **creazione del *dataset* finale**: il *dataset* finale è costruito affiancando anche gli attributi relativi alla dispersione geografica (Nord-Ovest, Nord-Est, Centro, Sud) e al tipo di industria in base al codice ATECO (Industry, Commerce, Public, Service). Questi, come si vedrà nel *Capitolo 4*, daranno la possibilità di effettuare delle analisi per cluster geografico e settoriale. Per ogni azienda sarà riportato l'**indice Red Flag**, ossia l'indice di rischio della probabilità default calcolato per vari intervalli di tempo fino a cinque anni, e anche l'**indice di governance**, che indica l'adeguatezza del modello organizzativo

⁸ È un parametro il cui valore viene utilizzato per controllare il processo di apprendimento.

⁹ La ricerca su griglia è una tecnica per l'ottimizzazione dell'iper-parametro che può facilitare la creazione di un modello e valutare ogni combinazione di parametri degli algoritmi per griglia.

di una società. Anche questo è calcolato dal *machine learner* mediante degli indici che riflettono le caratteristiche dell'assetto societario (e.g. numero di soci per raggiungere la maggioranza in assemblea, presenza degli organi amministrativo, revisione e controllo). Questo per capire eventuali conflitti di interesse o concentrazione del potere tra pochi soci o addirittura soci familiari.

CAPITOLO 4

RISULTATI DELLO STUDIO

Quest'ultimo capitolo descrive i risultati dello studio svolto su circa 68000 PMI italiane.

Inizialmente è esposta la metodologia e gli obiettivi di indagine che hanno caratterizzato le varie fasi di lavoro. Le analisi esposte raccontano la situazione delle imprese italiane prima (*Paragrafo 4.2*) e dopo il coronavirus (*Paragrafo 4.3*), effettuando un confronto finale sui dati economico-finanziari e soprattutto sull'indice *RF* ottenuto dal *machine learning*. Ogni paragrafo contiene delle analisi puntuali concernenti diversi cluster in cui è stato suddiviso il campione utilizzato. Nel *Paragrafo 4.4* è fornita un'analisi sulle possibili politiche governative che potrebbero essere applicate per alleviare il peso della crisi che grava sulle imprese italiane, indagando sulla loro efficacia sul lungo periodo.

Infine, nel *Paragrafo 4.5*, è riportata un'analisi incrociata tra i due indici per capire se esiste una correlazione tra performance, fallimento e adeguatezza dell'assetto organizzativo.

4.1 Metodologia e obiettivi di indagine

La metodologia è stata in parte descritta nel capitolo precedente, soprattutto i passaggi caratterizzanti il processo di sviluppo del *machine learner*, in questo paragrafo sono approfonditi i macro-step del caso di studio specifico che hanno portato ai risultati finali, sintetizzati in *Figura 4.1*.

Il **primo passaggio** ha riguardato il **download dei dati** dal database AIDA, come già approfondito precedentemente, la banca dati distribuita da Bureau Van Dijk, brand di Moody's Analytics. Il database AIDA contiene informazioni complete e specifiche sulle imprese italiane, risalenti fino agli ultimi dieci anni, e può essere interrogato sia per ricercare informazioni su una singola azienda, sia per isolare profili aziendali con caratteristiche comuni o ancora per analizzare performance e peculiarità delle aziende italiane.

Le informazioni scaricate hanno riguardato sia dati finanziari che relativi all'assetto organizzativo come:

- informazioni anagrafiche aziendali;
- dati di bilancio;
- informazioni finanziarie;
- informazioni su azionisti e partecipazioni;
- informazioni sui *decision maker*.

Lo studio ha riguardato l'analisi delle PMI italiane ricercate mediante il numero di partita IVA caratteristico, successivamente sono state suddivise per settori utilizzando il codice ATECO. Le seguenti analisi fanno riferimento al **comparto *industry* che consta per circa il 43% del campione**, costituito da circa 70 000 imprese.

Il settore industriale incorpora tutte le società che producono oggetti fisici e tangibili e che operano con le materie prime. In base alle stime della produzione industriale di un Paese è possibile ottenere delle ottime indicazioni sul periodo economico che sta affrontando. Gli indici che analizzano il settore industriale sono quindi molto importanti per capire quanto il Paese in questione è in salute.

Il **secondo passaggio** è stato contraddistinto dall'elaborazione dei dati ad opera del ***machine learning***, per realizzarlo è stata fondamentale la collaborazione ed il contributo della società **Arisk**. Questo passaggio ha permesso di ottenere gli indici *RF* e di *governance* e di individuare le caratteristiche principali che li compongono, queste ultime per motivi di riservatezza ed in base al *Non Disclosure Agreement* non saranno rivelate ma comunque descritte.

Lo **step finale** ha interessato **l'interpretazione dei dati e la loro sintesi** per ottenere i risultati conclusivi riportati nei seguenti paragrafi che riguardano sia gli indici, output dell'algoritmo proprietario di Arisk, sia i risultati economico-finanziari derivati da AIDA.

Nello svolgimento del lavoro sono state fatte delle assunzioni dovute al fatto che tra analisi pre-coronavirus e post coronavirus il numero delle PMI è leggermente cambiato a causa degli aggiornamenti del database, il quale rimuove le imprese che hanno iniziato la procedura fallimentare. Questa differenza non ha invalidato il confronto tra le due situazioni in quanto ha interessato meno dell'1% del totale del campione iniziale. Occorre precisare che lo scenario post-covid è stato simulato mediante l'algoritmo predittivo di Arisk, questa simulazione è stata resa necessaria in quanto nella data di elaborazione delle analisi (febbraio 2020) non sono stati pubblicati i bilanci di chiusura del 31-12-2020.

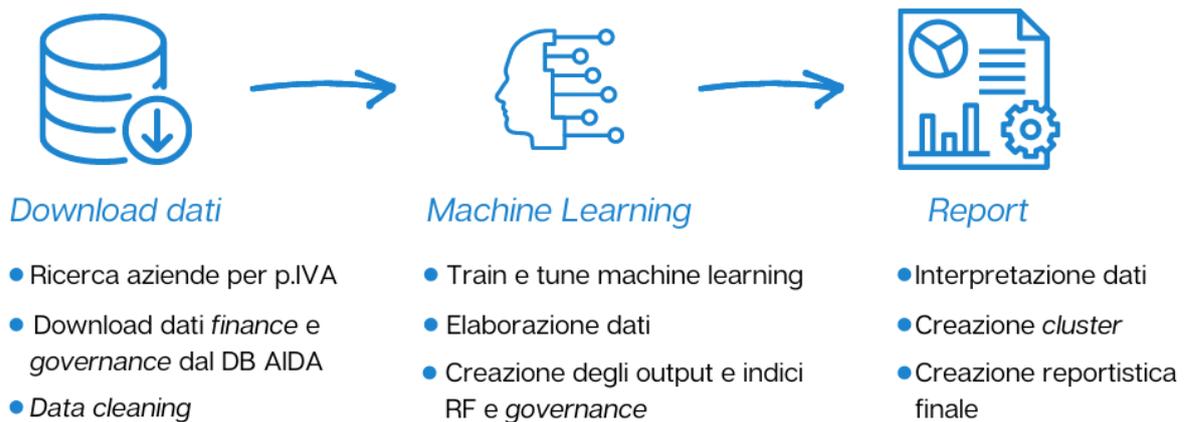


Figura 4.1 Step metodologia

Nei paragrafi seguenti sono mostrati i risultati economico-finanziari ed i risultati predittivi ottenuti dal *machine learner* in termini di probabilità di fallimento, indice RF, e di adeguatezza dell'assetto organizzativo, indice di *governance*. Di seguito sono invece riportati i motivi relativi allo studio di questi indici e gli obiettivi di indagine perseguiti.

Per quanto concerne i primi paragrafi, relativi alla situazione pre e post pandemica e successivo confronto tra le due, l'obiettivo principale è quello di indagare sulla probabilità di fallimento delle imprese ed in particolare mettere in evidenza:

- i risultati globali per ottenere la visione di insieme del campione analizzato rappresentativo della popolazione di imprese appartenenti al settore industry, in modo tale da inferire il comportamento del settore industriale, ottimo indicatore dello stato di salute del Paese;
- i risultati per cluster geografico per individuare le aree della penisola più soggette al rischio di fallimento, in questo modo è possibile validare l'ipotesi riguardante la forte differenza tra Nord, Centro e Sud anche sotto l'aspetto dell'indice RF ottenuto attraverso il machine learning;
- quale cluster di imprese, in termini di volume di ricavi, risulta essere più fragile ed esposto alla probabilità di default;
- il cambiamento dell'indice RF come conseguenza dell'evento *disruptive*. Il confronto tra la situazioni pre e post restrizioni permette la validazione dell'ipotesi relativa ad un maggiore rischio di fallimento in seguito ai cambiamenti dovuti alle normative di contenimento del virus adottate dal governo.

Per quanto concerne il paragrafo relativo agli interventi governativi l'obiettivo precipuo è la dimostrazione della loro incidenza sulla probabilità di fallimento in modo da garantire, nel breve termine, un importante sostegno per affrontare le conseguenze dell'evento di rottura. Lo scopo del paragrafo è proprio quello di rispondere alla domanda seguente:

- il supporto governativo aiuta nel *recovery* delle imprese soggette ad evento *disruptive*?

L'obiettivo del paragrafo finale è invece quello di indagare sull'adeguatezza dell'assetto organizzativo caratteristico delle imprese del campione. L'adeguatezza del modello organizzativo è inferita dall'indice di *governance*, ottenuto dall'analisi di diversi attributi relativi alle caratteristiche dell'organizzazione delle imprese.

Il motivo principale di quest'ultima analisi è dato dall'importanza rivestita dalla struttura organizzativa, infatti, rappresenta un fattore estremamente rilevante per garantire la *continuità aziendale* ed evitare dunque la *business interruption* attraverso una risposta tempestiva agli eventi *disruptive*. L'intento iniziale è quello di desumere lo stato di adeguatezza del modello organizzativo adottato dalle imprese del campione sotto esame. Gli obiettivi del paragrafo sono i seguenti:

- definire l'adeguatezza del modello organizzativo caratterizzante le imprese appartenenti al comparto industriale, individuando, quindi, il livello di criticità del modello organizzativo;
- individuare eventuali discrepanze tra le diverse aree geografiche, così da poter capire se le imprese sono caratterizzate da un comportamento omogeneo a prescindere dall'area geografica di appartenenza;
- individuare eventuali differenze tra imprese caratterizzate da differenti volumi di ricavi, così da poter rispondere alla domanda: le imprese che registrano ricavi maggiori sono caratterizzate da modelli organizzativi migliori?

In questo paragrafo, tuttavia, l'obiettivo di maggior rilevanza è rappresentato dalla ricerca di una relazione tra l'assetto organizzativo e la probabilità di fallimento, ovvero determinare se ad un assetto organizzativo più o meno critico corrisponda una probabilità di fallimento dell'impresa più o meno alta.

4.2 Analisi delle PMI italiane pre-coronavirus

L'analisi pre-coronavirus ha riguardato lo studio delle caratteristiche economico-finanziarie relative agli ultimi cinque anni fino ad arrivare all'anno 2019, definito di seguito "Anno 0" o "last year available". La trattazione seguente evidenzia l'andamento dei principali attributi economici, nel particolare quello di **ricavi medi** ed **Ebitda/fatturato (%)**, e dell'**indice Red Flag** negli anni presi in considerazione. Le tabelle seguenti, invece, faranno riferimento principalmente ai dati dell'ultimo anno disponibile.

4.2.1 Risultati globali del settore industry

I risultati globali sono necessari per dare una visione di insieme dell'andamento delle piccole e medie imprese italiane appartenenti al **settore industry**, composto da un campione di **68.539 imprese** individuate nell'insieme di codici ATECO avente come prime due cifre, delle sei che lo compongono, 01-33 estremi inclusi. Nella *Figura 4.2* è illustrato il grafico relativo all'andamento dei ricavi medi nell'arco temporale dei cinque anni esaminati. Seppur l'intervallo temporale risulti essere esiguo per avere la visione di una tendenza marcata, è possibile notare un trend in crescita a partire dall'anno -3. In basso sono riportati i dati puntuali delle medie registrate nei vari anni ed emerge che l'ultimo anno disponibile è stato segnato dal valore più elevato.

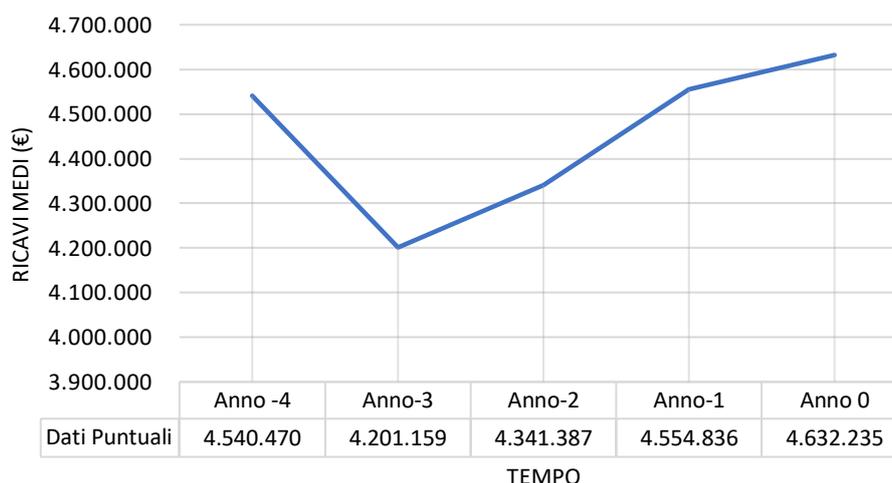


Figura 4.2 Andamento dei ricavi medi del settore Industry

Un altro andamento importante, da tenere sotto controllo, è quello relativo al **rapporto** tra **EBITDA** (*Earnings Before Interests, Taxes, Depreciation, and Amortization*) e **Vendite** medio riportato in *Figura 4.3*. L'indice **EBITDA/Vendite**, in letteratura noto anche come MOL/Vendite (Margine Operativo Lordo) oppure EBITDA Margin, misura la redditività lorda delle vendite generate dall'attività operativa delle imprese. Permette, quindi, di ottenere indicazioni sulla percentuale di fatturato che residua dopo che sono stati sottratti costo del lavoro e consumi per materiali e servizi al lordo di imposte, interessi e ammortamenti. È un indicatore utile nei confronti intertemporali perché permette di comprendere se la gestione delle attività operative è migliorata o meno, mentre è più difficile il suo impiego nei confronti tra aziende, soprattutto se non fanno parte dello stesso settore perché le variabili di costo possono essere molto diverse tra loro. In generale, l'obiettivo del management aziendale è quello di mantenere il proprio EBITDA Margin più alto possibile, sintomo di un'ottima gestione operativa.

In questo caso, a differenza del trend crescente dei ricavi, l'EBITDA/Vendite medio espresso in termini percentuali è caratterizzato da un importante calo progressivo negli ultimi cinque anni. L'andamento, infatti, ha fatto registrare un calo maggiore del 50% dall'anno -4, dove il margine EBITDA medio del campione è dell'8,5%, all'anno 0, dove invece la percentuale di fatturato residua al netto dei costi operativa si attesta al 4,53%.

La flessione più importante è avvenuta proprio nell'arco degli ultimi due anni considerati, tra l'anno -1 e l'anno 0, infatti, è avvenuta una contrazione di circa due punti percentuali del rapporto medio EBITDA/Vendite.

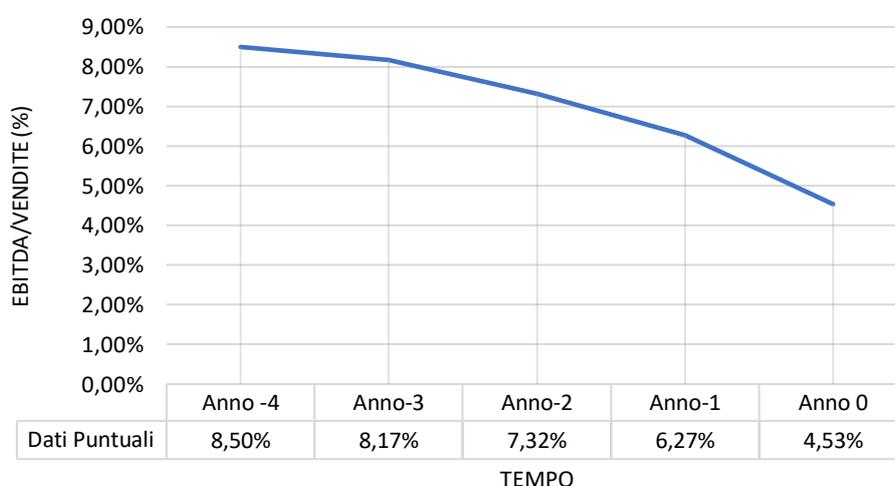


Figura 4.3 Andamento EBITDA/Vendite (%) del settore Industry

Queste informazioni sono state direttamente ricavate dal *database* AIDA mentre i dati presentati successivamente sono stati derivati dall'algoritmo predittivo di Arisk e riguardano l'indice *Red Flag (RF)*. L'indice **RF è un indicatore di rischio** che evidenzia la probabilità di default a 36 mesi delle imprese con un'**accuratezza dell'80%** (fino a 88% nel secondo round di tuning), permette quindi di analizzare nel complesso lo stato di salute del settore in esame stimando la rischiosità delle imprese appartenenti.

I valori dell'indice sono da interpretare nel modo seguente:

- valori maggiori di 0,5 (**RF>0,5**) sottintendono un'**alta probabilità di fallimento** entro i prossimi 36 mesi;
- valori compresi tra 0,3 e minori o uguali a 0,5 (**0,3<RF<=0,5**) indicano una **probabilità media di fallimento**;
- RF minore del valore 0,3 compreso (**RF<=0,3**) segnala una **bassa probabilità di default** sempre riferita ai prossimi 36 mesi.

In questo caso la visione generale del settore è stata evidenziata mediante il rapporto del numero di aziende aventi RF alto rispetto al numero totale di imprese.

In *Figura 4.4* è riportata l'evoluzione della percentuale negli ultimi cinque anni. La situazione presenta un comportamento abbastanza stabile fuorché nell'ultimo anno disponibile dove è evidente un aumento significativo, circa il 2%, della percentuale di aziende con maggior rischio di default, percentuale che registra il suo massimo pari all'11,6%.

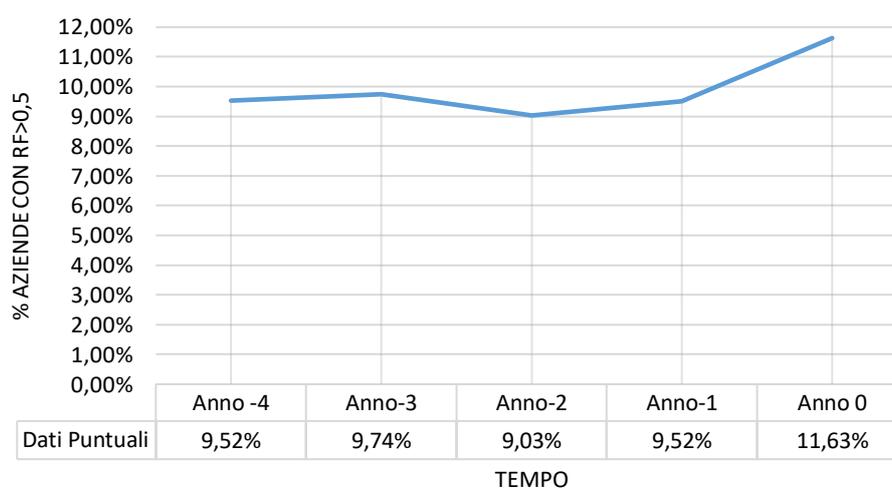


Figura 4.4 Percentuale di aziende che presentano indice Red Flag alto (RF>0,5)

Da queste prime analisi emerge un dato confortante, rappresentato dal trend di crescita dei ricavi medi del settore, dall'altro lato due dati da tenere sotto controllo, ovvero il progressivo calo del margine EBITDA e la percentuale di aziende con RF alto risultato in crescita di due punti percentuali nell'ultimo anno; in dati assoluti significa un aumento di circa 1400 aziende, rispetto agli altri anni, nell'insieme con alta probabilità di default nei prossimi 36 mesi, come è evidente nella *Tabella 4.1*.

In quest'ultima sono riportati sia i dati assoluti che percentuali relativi alle misure sopradescritte per ogni anno preso in considerazione. Dalla tabella seguente è possibile notare che circa il 60% delle imprese *industry* è caratterizzata da un basso indice RF, quindi la previsione dell'algoritmo stima per questo gruppo di imprese una probabilità di fallimento minore del 30 % nei prossimi 36 mesi.

Tabella 4.1 Dati assoluti e percentuali del settore Industry

Dati generali	Anno 0		Anno-1		Anno-2		Anno-3		Anno-4	
	Valori	%								
Numero aziende	68539		68539		68539		68539		68539	
Ricavi medi (€)	4.632.234,83		4.554.836,09		4.341.387,10		4.201.159,42		4.540.469,72	
Num.aziende con RF basso	42928	62,6%	43204	63,0%	42676	62,3%	41065	59,9%	43053	62,8%
Num.aziende con RF medio	17640	25,7%	18812	27,4%	19674	28,7%	20796	30,3%	18958	27,7%
Num.aziende con RF alto	7971	11,6%	6523	9,5%	6189	9,0%	6678	9,7%	6528	9,5%

Le indicazioni ottenute sono state ulteriormente approfondite analizzando le diverse *features* che spiegano l'indice RF.

La probabilità finale dell'indicatore di interesse, infatti, è calcolata in base all'andamento di certi indici che compongono le varie *features*. Questi indici non saranno indicati esplicitamente per motivi di riservatezza ma comunque descritti in termini di valore assoluto o percentuale e di tipologia.

Il lavoro prima è stato concentrato sulla ricerca delle *features* principali per comprendere quali fossero le più importanti nella composizione di RF.

L'analisi riportata nella *Tabella 4.2* è stata svolta proprio con lo scopo di individuare quali sono le *features* precipue nella definizione dell'indice RF; a fronte di quattordici features prese in analisi, la somma delle prime tre è stata determinante nella composizione dell'indice per la quasi totalità del campione.

Facendo riferimento agli ultimi due anni, il *Red Flag* di poco più dell'1% delle PMI *industry* è spiegato solamente dalla prima *feature* F1, analogo il discorso per la somma di F1+F2,

mentre per il 90%(ca.) delle imprese l'indice RF è stato spiegato dalla somma delle prime tre *features* quindi F1+F2+F3.

Per questo motivo le analisi successive si sono spinte ad approfondire queste prime tre caratteristiche e gli indici che le compongono che sono risultati fondamentali e ritenuti di maggior importanza dalla società Arisk per estrapolare il valore RF.

Tabella 4.2 Principali features che spiegano l'indice RF

Features	Last Year Available		Year-1		Year-2		Year-3		Year-4	
	#PMI	%	#PMI	%	#PMI	%	#PMI	%	#PMI	%
F1	875	1,3%	723	1,1%	649	0,9%	668	1,0%	741	1,1%
F1+F2	921	1,3%	694	1,0%	619	0,9%	510	0,7%	477	0,7%
F1+F2+F3	61597	89,9%	62253	90,8%	62532	91,2%	61975	90,4%	61359	89,5%
TOTALE	63393	92,5%	63670	92,9%	63800	93,1%	63153	92,1%	62577	91,3%

Dalle informazioni ricavabili dalla *Tabella 4.2* è quindi possibile affermare che per tutti gli anni analizzati la somma delle prime tre features spiega RF per la quasi totalità del campione studiato. Entrando ancora di più nel dettaglio sono stati analizzati gli indici che compongono l'indicatore RF in modo da individuare gli indicatori da tenere sotto controllo per stabilire quale sia la situazione dell'impresa. È uno step di particolare interesse per oggettivare la condizione attuale in cui versa l'impresa, se ad esempio attraversa un periodo negativo che può convertirsi nel *default* entro i prossimi 36 mesi, ovviamente nel caso in cui non vengano prese contromisure per cambiare la situazione. Queste indicazioni possono risultare fondamentali per gli *stakeholder* interessati come ad esempio gli imprenditori, perché attraverso questa sorta di campanello di allarme potrebbero pianificare delle strategie opportune per scongiurare il rischio di *default*.

La *Tabella 4.3* riporta la tipologia degli indici/attributi, i valori numerici di questi ultimi per ogni insieme di imprese con RF basso, RF medio ed RF alto e per ognuna di queste classi, nella riga finale, è indicato l'indice RF medio caratteristico. La tabella è riferita all'ultimo anno disponibile ed è caratterizzata da una linea di demarcazione centrale, la quale separa gli indici che hanno un maggior peso specifico (collocati sopra la linea) nella definizione della probabilità di fallimento.

Per completezza di trattazione le altre tabelle riferite alle altre annualità esaminate sono riportate nell'Appendice, ma sono comunque trattati gli andamenti, per i diversi anni, di alcuni degli attributi più importanti presenti in tabella:

- due della tipologia Revenue/Profit (ATT10, ATT11);
- due della tipologia Cost/Debt (ATT19, ATT24).

Tabella 4.3 Attributi che compongono l'indice RF e valori per ognuno degli insiemi RF

Last year available					
Feature	Feature Value	Feature Type	RF<=0,3	0,3<RF<=0,5	RF>0,5
ATT10	Absolute Value	Revenue/Profit	5278435,631	4361985,90	1751432,30
ATT11	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	10,48	9,67	-47,71
ATT12	Absolute Value	Revenue/Profit	570875,92	420073,40	-267272,18
ATT17	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	2,65	1,25	1,07
ATT19	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	46,09	14,02	8,98
ATT22	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	10,75	3,74	-4,66
ATT24	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,74	3,13	8,13
ATT13	Absolute Value	Revenue/Profit	1,67	1,10	0,89
ATT14	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	2,07	1,70	1,57
ATT15	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,15	0,28	0,26
ATT16	Absolute Value	Cost/Debt	0,78	1,54	0,52
ATT18	Absolute Value	Cost/Debt	14,77	29,31	19,62
ATT20	Absolute Value	Production	55,67	76,46	52,73
ATT21	Absolute Value	Production	111,00	121,79	76,84
ATT23	Absolute Value	Production	449404,28	303070,49	-337564,83
ATT25	Absolute Value	Cost/Debt	148112,92	1906577,42	1799684,52
ATT26	Absolute Value	Cost/Debt	2725031,33	4677056,60	6161746,05
INDICE RF MEDIO			0,286	0,425	0,728

Nonostante i dati siano coperti dall'accordo di *non disclosure* è possibile identificare gli andamenti via via decrescenti degli attributi appartenenti alla tipologia *Revenue/Profit*, che presentano i valori maggiori per la categoria di imprese aventi un indice *Red Flag* basso e minori per la categoria di imprese con alta probabilità di default.

Per quanto riguarda invece gli attributi appartenenti alla tipologia *Cost/Debt* non è possibile identificare un pattern ricorsivo, in questo caso sarebbe necessario conoscere l'identità della variabile. È comunque ipotizzabile che le voci caratterizzate da un andamento crescente, a partire dalla classe RF basso, siano riferite alle fattispecie legate ai debiti delle imprese mentre quelle con andamento decrescente alla capacità di far fronte ai debiti stessi.

Nella *Figura 4.5* è riportata l'evoluzione negli anni dell'attributo dieci (*ATT10*), attributo di tipo assoluto e della categoria *Revenue/Profit*. L'andamento migliore è registrato dalle imprese con $RF \leq 0,3$ ma è possibile affermare che gli andamenti delle imprese aventi RF basso e RF medio seguono la stessa tendenza. Le imprese con alta probabilità di default invece segnano un trend negativo, con una forbice, rispetto ai primi due insiemi, che va ad aumentare negli ultimi anni.

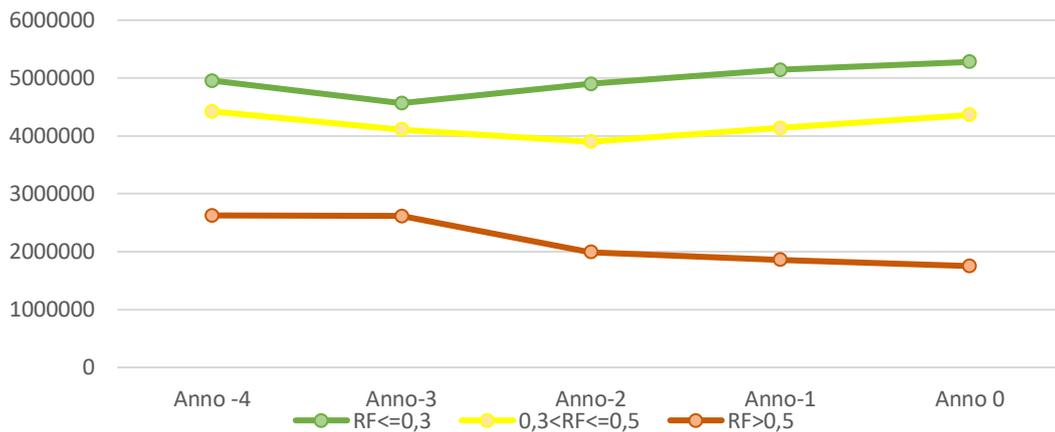


Figura 4.5 Andamento dell'attributo 10 (ATT10-Absolute Value- Revenue/Profit Type)

La *Figura 4.6* è relativa all'attributo undici (*ATT11*) sempre della tipologia *Revenue/Profit*, in questo caso di valore *Index/Percentage (%)*. Questo andamento rimarca le considerazioni presentate per l'attributo dieci in maniera ancor più evidente, infatti, gli andamenti dei primi due gruppi con rischiosità media e bassa sono analoghi, mentre ben diverso è il comportamento dell'insieme di imprese con rischiosità alta, decisamente negativo e con la forbice che aumenta sempre di più negli anni, registrando la massima differenza nel 2019.

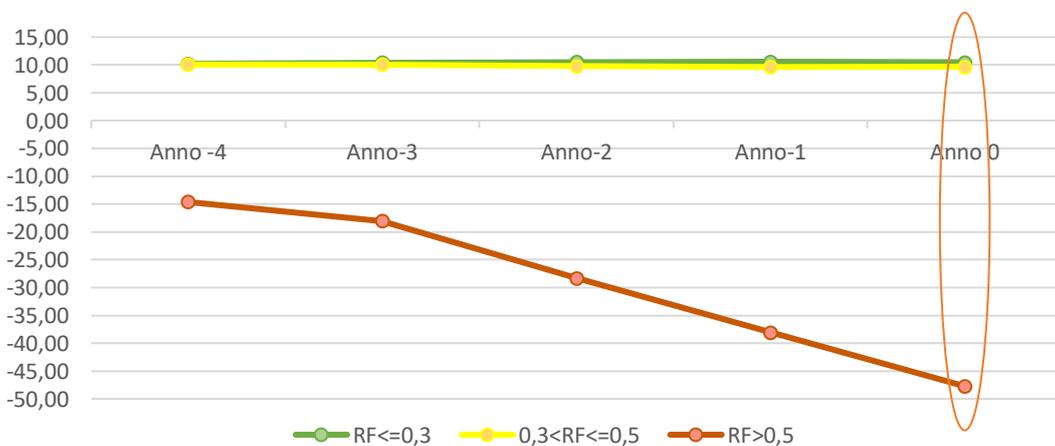


Figura 4.6 Andamento dell'attributo 11 (ATT11-Index/Percentage (%) Value- Revenue/Profit Type)

In *Figura 4.7* e *Figura 4.8* sono riportati gli attributi 19 e 24, entrambi della tipologia *Cost/Debt* e di valore non assoluto. Questi andamenti sottolineano il concetto precedente, ovvero per la tipologia *Cost/Debt* non è possibile stabilire un unico pattern. Gli andamenti delle ultime due figure sono diametralmente opposti.

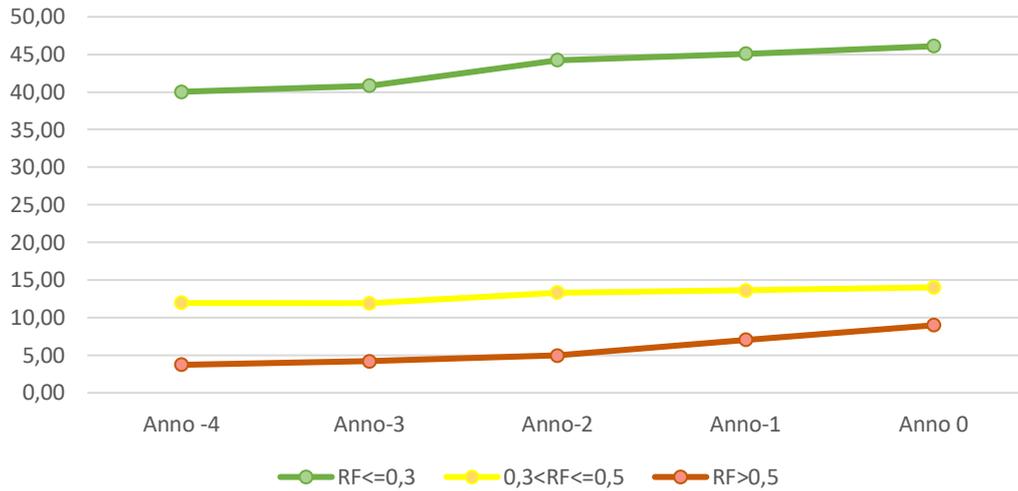


Figura 4.7 Andamento dell'attributo 19 (ATT19-Index/Percentage (%) Value-Cost/Debt Type)

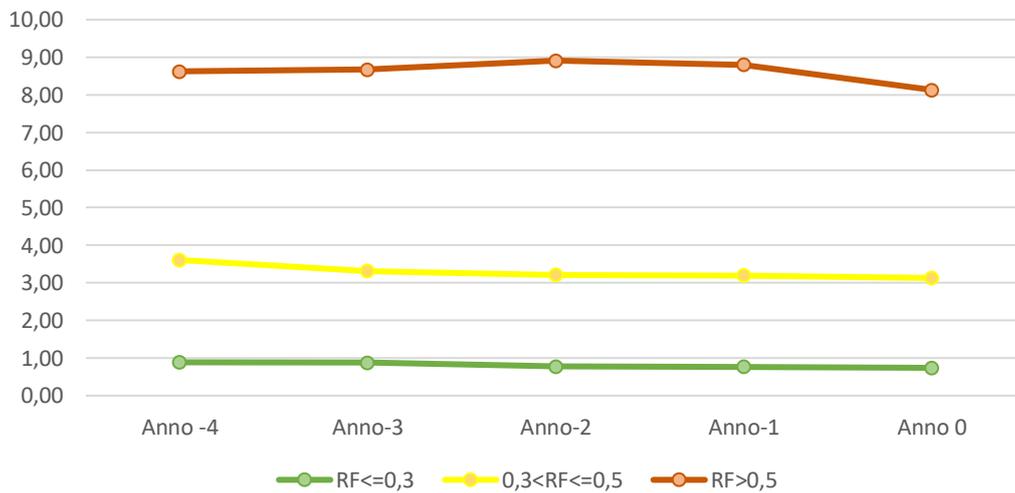


Figura 4.8 Andamento dell'attributo 24 (ATT24-Index/Percentage (%) Value-Cost/Debt Type)

4.2.2 Risultati per cluster geografico

In questo paragrafo sono analizzati i risultati in base alla ripartizione delle imprese per area geografica. Le imprese sono state allocate alle aree Nord-Est, Nord-Ovest, Centro (inclusa la Sardegna) e Sud in base al numero CCIAA che identifica la Camera di Commercio alla quale l'impresa è iscritta e nell'area principale in cui opera. La *Figura 4.9* illustra la suddivisione delle aree geografiche adottata per gli studi dei quattro cluster.

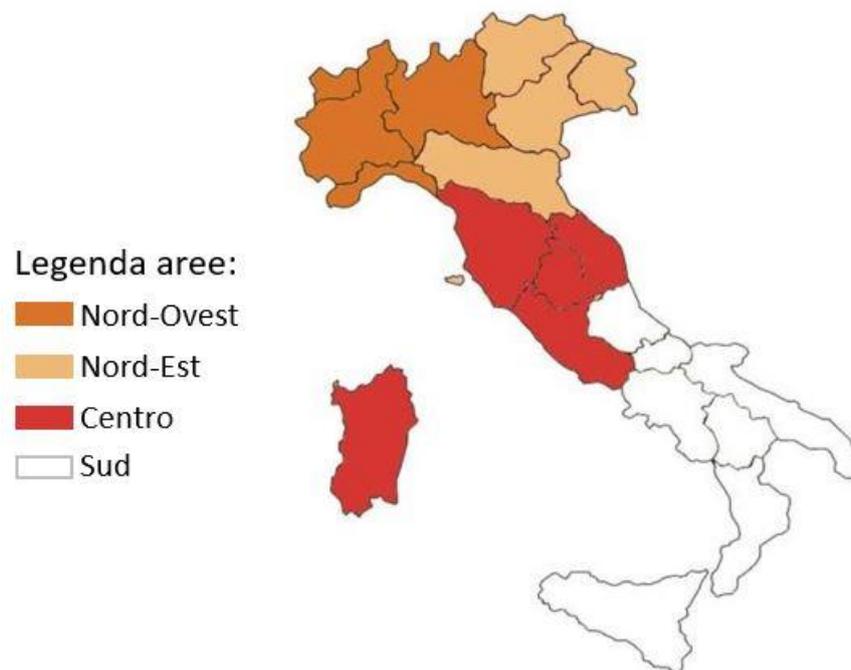


Figura 4.9 Suddivisione geografica utilizzata ai fini della clusterizzazione

La suddivisione del numero di imprese per area geografica rispetto al numero totale di imprese del campione *industry*, pari a 68539, è distribuita nel modo seguente:

- 27,8 % nell'area Nord-Est;
- 33 % nell'area Nord-Ovest;
- 21% nel Centro;
- 18,2% nel Sud.

Da queste considerazioni iniziali è evidente che il settore *industry* sia altamente concentrato nel Nord Italia, infatti, più del 60% delle imprese è situata nell'area settentrionale della penisola.

La ripartizione in numeri assoluti delle imprese è riportata nella *Tabella 4.4* riferita all'ultimo anno disponibile. Completano la tabella i ricavi medi per area geografica e la suddivisione, in termini percentuali, delle imprese per indice RF.

Il Nord-Est presenta la situazione migliore registrando la più alta media per quanto concerne i ricavi, con circa il 70% di imprese aventi bassa probabilità di *default* nei prossimi 36 mesi e con la percentuale minore, poco al di sotto del 9%, di imprese con alto indice RF. Situazione simile riguarda l'area Nord-Ovest mentre Centro e Sud Italia presentano un quadro più rischioso con le più elevate percentuali, rispettivamente del 15% e del 14,9%, di imprese caratterizzate da un'alta probabilità di fallimento.

Discorso ancor più marcato per l'area meridionale caratterizzata sia dalla minore media ricavi del settore che dalla minore percentuale di imprese aventi una bassa probabilità di *default*.

Tabella 4.4 Ricavi e indice RF imprese industry suddivise per cluster geografico, dati relativi all'ultimo anno disponibile.

Last year available	Area	Numero aziende	Ricavi medi (€)	RF<=0,3	0,3<RF<=0,5	RF>0,5
	Nord-Est	19065	5.439.866,82	69,6%	21,6%	8,8%
Nord-Ovest	22654	5.192.151,44	66,3%	23,6%	10,1%	
Centro	14388	3.829.338,06	55,6%	29,4%	15,0%	
Sud	12432	3.302.619,63	53,4%	31,7%	14,9%	

I dati presentati in *Tabella 4.4* evidenziano lo spaccato italiano dell'ultimo anno a disposizione mentre per avere un dettaglio maggiore, in *Figura 4.10* e *Figura 4.11*, sono presentati rispettivamente gli andamenti dei ricavi medi e della percentuale di imprese con RF>0,5 negli ultimi cinque anni.

In *Figura 4.10* è confermata la crescita dei ricavi medi del settore. Ogni area geografica presenta un calo dall'anno -4 all'anno -3 mentre dall'anno-2 fino al 2019 tutte le aree aumentano i volumi medi degli introiti relativi al settore *Industry*. Gli andamenti seguono lo stesso pattern eccetto l'area del Centro Italia che presenta un calo anche tra l'anno-3 e l'anno-2.

Le imprese meridionali presentano la situazione peggiore in ciascuno degli anni analizzati mentre le aree Nord-Ovest ed in particolare l'area Nord-Est registrano dei ricavi medi nettamente superiori, maggiori del 60% rispetto a quelli del Sud, confermando le conclusioni tratte dalla *Tabella 4.4*.

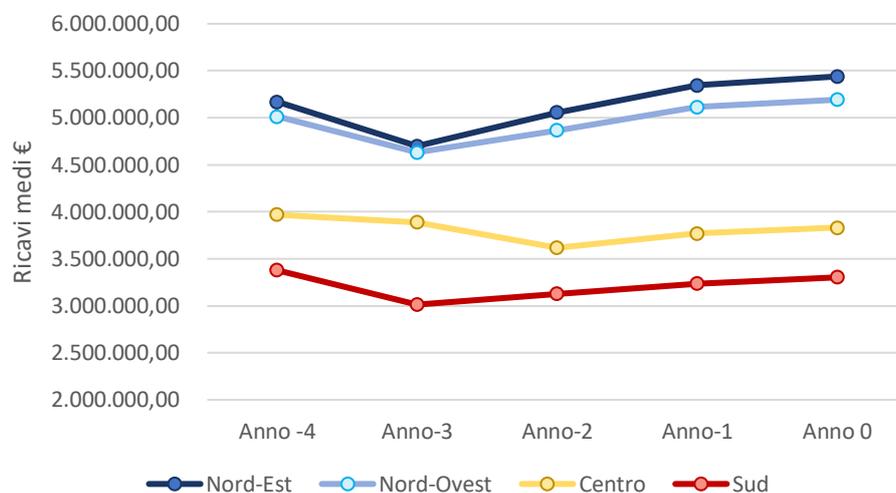


Figura 4.10 Evoluzione ricavi medi (€) per area geografica

La *Figura 4.11* invece conferma l'aumento significativo, registrato nel 2019, delle imprese con rischiosità alta. Centro e Sud sono state caratterizzate dal rialzo più importante fino ad arrivare entrambe ad una percentuale del 15% di imprese con una situazione ad alto rischio fallimento.

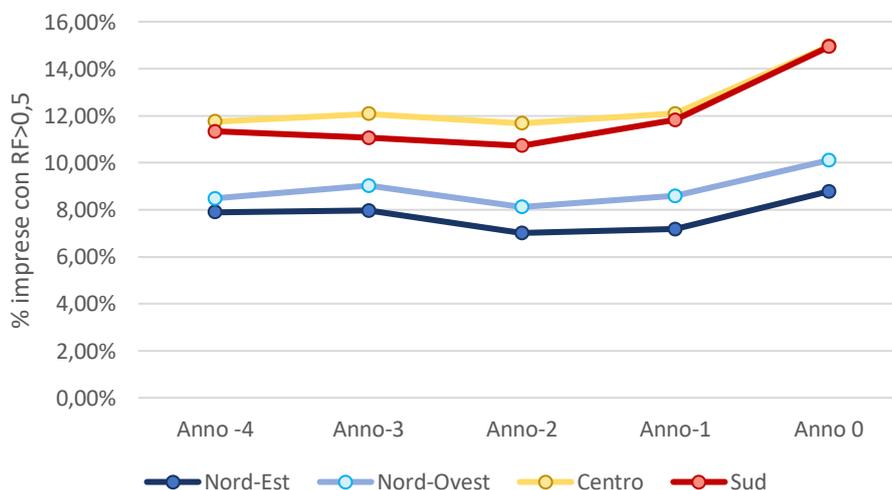


Figura 4.11 Evoluzione % imprese con RF>0,5 per area geografica

Il rischio di fallimento delle imprese italiane è quindi fortemente correlato alla localizzazione geografica delle imprese stesse e vede quelle appartenenti alle aree di Centro e Sud Italia più fragili e soggette a maggiori probabilità di default nei prossimi 36 mesi.

4.2.3 Risultati per cluster volume ricavi

Dalle analisi precedenti è emerso che i ricavi sono una delle variabili precipue nel definire la resilienza di un'impresa. Per questa ragione in questo paragrafo le imprese sono state divise in base al volume di ricavi distinguendole in tre insiemi mutuamente esclusivi:

- imprese con ricavi (X) minori di cinque milioni di euro, $X < 5\text{mln€}$;
- imprese con ricavi maggiori o uguali a cinque milioni di euro e strettamente inferiori ai quindici milioni, $5\text{mln€} \leq X < 15\text{mln€}$;
- imprese con ricavi superiori o uguali ai 15 milioni di euro, $X \geq 15\text{mln€}$.

In seguito a quest'analisi può essere definito l'insieme più sensibile al fallimento e quindi quello più fragile. Per quanto concerne l'ultimo anno a disposizione la suddivisione del numero di imprese per volumi di ricavi rispetto al numero totale di imprese del campione *industry* è distribuita nel modo seguente:

- 77,5 % delle imprese con ricavi $< 5\text{mln€}$;
- 15,8 % delle imprese appartenenti all'insieme $5\text{mln€} \leq X < 15\text{mln€}$;
- 6,7% delle imprese con ricavi $\geq 15\text{mln€}$.

Questi primi risultati dimostrano che la maggior parte delle imprese del campione Industry, il 77,5% di esse, appartiene all'insieme contraddistinto dai ricavi minori, la cui media, negli anni analizzati è stata di 1,75 milioni di euro. Le prime indicazioni sono riferite solamente all'anno 2019 ma l'andamento degli ultimi 5 anni, presentato in *Figura 4.12*, conferma la preponderanza di imprese appartenenti al primo cluster ($X < 5\text{mln€}$).

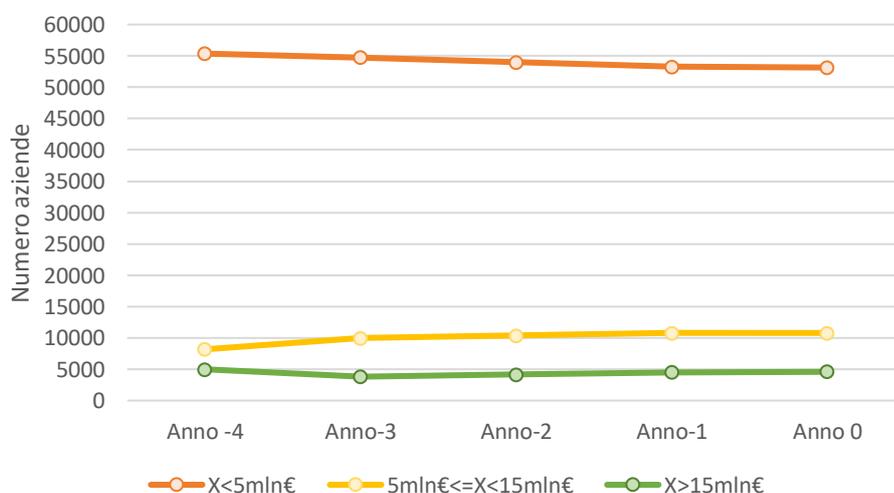


Figura 4.12 Variazione del numero di imprese per volumi ricavi negli ultimi cinque anni

Il campione analizzato mostra una flessione nel cluster con ricavi minori di cinque milioni di euro passando da un numero di 55371 nell'anno-4 fino ad arrivare ad un numero di 53143 nel 2019, segnando un calo di circa quattro punti percentuali. Parte di queste imprese ha quindi negli anni aumentando i propri ricavi, soprattutto è aumentata la numerosità nel secondo cluster ($5\text{mln€} \leq X < 15\text{mln€}$) dove le imprese sono passate da 8178 nell'anno -4 fino a 10789 nell'ultimo anno disponibile.

La ripartizione in numeri assoluti delle imprese è riportata nella *Tabella 4.5* riferita all'ultimo anno disponibile. Completano la tabella i ricavi medi per area geografica e la suddivisione, in termini percentuali, delle imprese per indice RF.

Tabella 4.5 Ricavi e indice RF imprese industry suddivise per volumi dei ricavi, dati relativi all'ultimo anno disponibile

Last year available	Ricavi	Numero aziende	Ricavi medi (€)	RF<=0,3	0,3<RF<=0,5	RF>0,5
	X<5mln€	53143	1.712.951,78	59,8%	26,4%	13,8%
5mln€<=X<15mln€	10789	8.368.876,66	73,6%	22,7%	3,7%	
X>=15mln€	4607	29.556.226,65	70,3%	25,2%	4,6%	

La tabella mostra chiaramente che la situazione più critica è quella relativa al cluster con ricavi $X < 5\text{mln€}$ contraddistinto dalla più alta percentuale di imprese, circa il 14%, con $RF > 0,5$. Nell'ultimo anno la situazione migliore è invece da ascrivere al gruppo con ricavi compresi tra $5\text{mln€} \leq X < 15\text{mln€}$ caratterizzato sia dalla più alta percentuale di imprese con bassa rischiosità, pari a 73,6%, sia dalla minore percentuale di imprese con alta probabilità di default pari solo al 3,7%.

Nelle *Figura 4.13* e *Figura 4.14*, sono presentati rispettivamente gli andamenti più dettagliati sia dei ricavi medi che della percentuale di imprese con $RF > 0,5$ negli ultimi cinque anni per ogni cluster.

I ricavi medi del settore Industry in linea di massima sono aumentati ma all'interno dei vari cluster il comportamento non è stato il medesimo. Nel primo cluster infatti la media dei ricavi ha registrato una leggera flessione (-4%) passando dal valore medio di 1.784.455 € nell'anno -4 a 1.712.951 € nel 2019.

Il secondo cluster invece ha registrato un andamento abbastanza lineare, incrementando, seppur di poco, ogni anno i propri ricavi medi. Mentre l'evoluzione più movimentata è stata quella delle imprese aventi ricavi maggiori di 15 milioni di euro che hanno segnato fino all'anno-2 un calo e successivamente hanno fatto registrare una crescita sostenuta ristabilendo i livelli di ricavi medi dell'anno-4 pari a circa 30 milioni di euro.

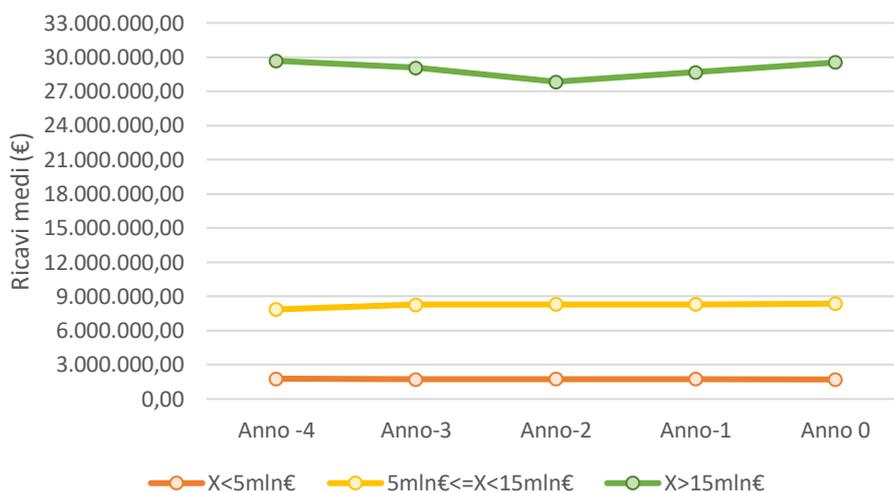


Figura 4.13 Evoluzione ricavi medi (€) per cluster

Il dato più interessante è quello relativo all'evoluzione dell'indice *Red Flag* critico ($RF > 0,5$) presentato in Figura 4.14. Per tutti i cluster l'indice RF segna un rialzo nell'ultimo anno con una crescita più marcata per il cluster di imprese con ricavi minori. Questo cluster ha raggiunto il valore massimo della percentuale di imprese ad alto rischio fallimento, pari al 13,8%, che in numeri assoluti corrisponde a 7358 imprese sul totale di 53143 appartenenti al cluster caratterizzato da ricavi inferiori ai 5 milioni.

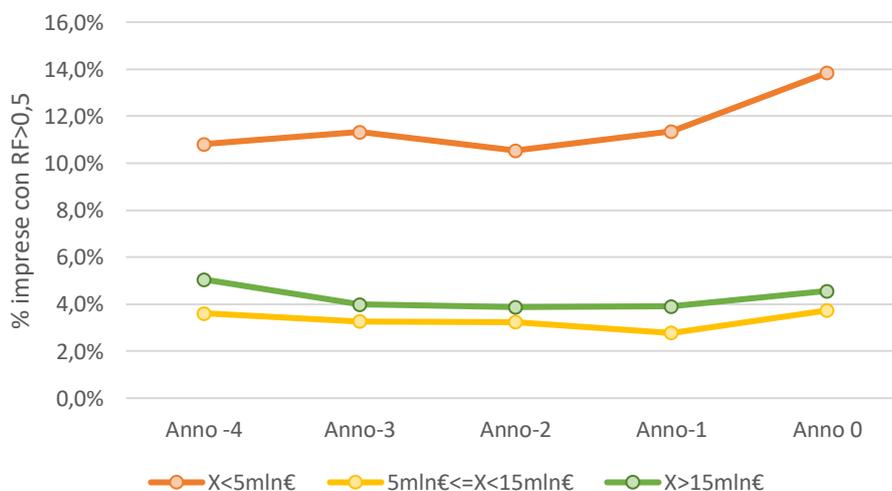


Figura 4.14 Evoluzione % imprese con $RF > 0,5$ per cluster ricavi

La situazione migliore in questo caso non è presentata dalle imprese che registrano ricavi maggiori bensì da quelle appartenenti al cluster medio. Queste ultime registrano una più bassa percentuale di imprese ad alto rischio default per ogni anno analizzato, e si attesta sempre al di sotto del 4%.

L'insieme più fragile è quindi rappresentato dalle imprese appartenenti al cluster con volumi di ricavi inferiori ai cinque milioni di euro rappresentativo della maggior parte delle imprese del campione.

4.3 Analisi delle PMI italiane post-coronavirus e confronto

L'analisi delle PMI italiane eseguita in questo paragrafo fa riferimento alle conseguenze determinate dal virus Sars-Cov-2. I risultati presentati non seguono lo stesso pattern delle analisi precedenti ma sono riferiti all'analisi globale del settore per determinare l'impatto d'insieme nel campione industry. Le analisi riferite ai cluster geografici e per volume ricavi rappresentano un possibile step successivo della ricerca per approfondire l'effetto delle conseguenze del virus negli anni successivi all'evento *disruptive*.

I risultati globali sono stati determinati dallo studio delle caratteristiche economico-finanziarie relative alla **simulazione** delle condizioni legate alla crisi basandosi principalmente sulle stime eseguite da Confindustria, studi che prevedono una contrazione dei ricavi del 30% - 40 % (*Confindustria,2020*).

La riproduzione degli scenari è stata eseguita mediante l'algoritmo della società Arisk e fa riferimento proprio ai **due scenari** considerando **perdite del 30% e del 40%** nei ricavi generati dalle vendite.

La simulazione degli effetti è stata resa necessaria in quanto i bilanci relativi all'anno 2020 (dicembre 2020) non sono stati resi disponibili, nel periodo utile allo studio, dalla maggior parte delle imprese. Questa fattispecie ha determinato anche un'opportunità per dimostrare la flessibilità, l'efficacia e la celerità di strumenti di intelligenza artificiale, che grazie alla mole di dati presenti riescono comunque ad elaborare scenari fedeli alla realtà ed utili ai decisori delle imprese e della pubblica amministrazione.

Il rapporto Cerved 2020, riguardante l'analisi di 158.688 PMI italiane, conferma le conclusioni derivate in precedenza ovvero la crescita, nell'ultimo anno, del fatturato, in termini reali del 2,8%, e del valore aggiunto del 3,4%. È una dinamica di crescita tuttavia più lenta rispetto a quella del costo del lavoro, con impatti negativi sulla competitività, sulla redditività lorda e sugli indici di profittabilità delle PMI, di nuovo in calo (*Cerved,2020*).

Le PMI italiane, quindi, affrontano la pandemia dopo una ripresa incompiuta in termini di redditività, ma con una solidità patrimoniale senza precedenti.

La trattazione seguente evidenzia la variazione dell'**indice Red Flag** in seguito all'evento *disruptive*. In questo modo è possibile verificare ed inferire le conseguenze sul tessuto industriale italiano di un evento di rottura di tale portata.

4.3.1 Risultati globali del settore industry pre e post evento disruptive

Gli effetti legati alla rapida diffusione del virus hanno portato i governi alla definizione di misure eccezionali in termini di restrizioni sociosanitarie causando però implicazioni economiche rilevanti.

La simulazione effettuata mediante l'algoritmo ha tenuto conto delle conseguenze dovute al *lockdown*, alla ridotta mobilità delle persone e alle normative relative al distanziamento sociale che hanno impattato sui bilanci delle quasi totalità delle imprese.

In relazione agli impatti del covid-19 sono stati eseguiti diversi studi, l'OCSE, ad esempio, proprio con riferimento alle PMI, ha reso noto il documento "*Coronavirus (COVID-19): SME Policy Responses*" in data 16 febbraio 2020. In questa prima analisi evidenzia, con riferimento all'Italia, i fattori principali che hanno colpito il 72% delle PMI del Paese, sintetizzati nel documento "*Coronavirus: profili di rischio per le imprese e approcci alla clinica d'impresa*" di Piergiorgio Valente e Nerio De Bortoli.

In generale le imprese colpite hanno registrato un consistente calo della domanda con annessi problemi alla *supply chain*, ai trasporti e alla logistica. Tra i vari fattori con negativa incidenza sulle PMI, l'OCSE ha evidenziato:

- **riduzione di soggetti disponibili a lavorare** a causa della diffusione del contagio. La mancanza di manodopera può derivare dalle misure di quarantena, dallo stato di malattia di molti lavoratori, dalla necessità di prestare assistenza ai familiari;
- **calo della domanda**. In tal caso le PMI potrebbero registrare forti flessioni delle vendite a causa del fatto che i consumatori sono più incentivati ad acquistare beni di prima necessità; inoltre le misure adottate dai Governi per far fronte al contagio (ad esempio, cassa integrazione) possono ridurre il potere d'acquisto dei consumatori;
- **ostacoli ai trasporti** marittimi, stradali o aerei. Per molte PMI, infatti, l'outsourcing è fondamentale e i limiti imposti alla rete di distribuzione o alla catena di approvvigionamento possono compromettere gravemente il loro stato di salute e causare gravi carenze di liquidità;
- **difficoltà nel reperimento di informazioni**. Le PMI, a differenza dei gruppi multinazionali, hanno meno strumenti a disposizione per conoscere, e quindi attivare, le misure di supporto messe a disposizione dallo Stato.

Le misure di contenimento del virus, il minor accesso al capitale e gli ostacoli esistenti, dal punto di vista logistico e finanziario rappresentano, secondo l'OCSE, un fattore incisivo sui bilanci delle imprese penalizzando anche l'andamento di quelle imprese ritenute virtuose e possono mettere a rischio di insolvenza le PMI che, fino ad ora, hanno goduto di un ottimo stato di salute.

Questo paragrafo ha come obiettivo proprio quello di evidenziare il cambiamento della probabilità di fallimento sottolineando come il rischio di insolvenza e di default sia aumentato in seguito agli effetti legati al virus Sars-Cov-2.

Questa riduzione non implica comunque l'impossibilità di effettuare il confronto tra le due situazioni di lavoro.

Le analisi presentate nella *Tabella 4.6* presentano il confronto tra i tre diversi scenari che fanno riferimento:

- scenario precedente all'evento *disruptive*;
- scenario post-covid con perdite stimate al 30%;
- scenario post-covid con perdite stimate al 40%.

Per ognuno di questi scenari sono analizzati i ricavi medi, la media dell'indicatore RF e la suddivisione delle imprese nei tre cluster di RF sia in termini percentuali, rispetto al totale del campione, sia in termini assoluti, indicando tra le parentesi il numero esatto di imprese appartenenti all'insieme considerato.

Tabella 4.6 Ricavi medi e analisi dell'indice RF per ogni scenario relativo al campione globale industry.

Scenari	Num. aziende	Ricavi medi (€)	RF medio	RF≤0,3	0,3<RF≤0,5	RF>0,5
Pre-Covid	68539	4.632.234,83	0,3734	62,63% (42928)	25,74% (17640)	11,63% (7971)
Post-Covid (-30%)	68451	3.242.494,97	0,6711	0,16% (112)	21,06% (14417)	78,77% (53922)
Post-Covid (-40%)	68451	2.779.281,41	0,6708	0,11% (73)	20,84% (14262)	79,06% (54116)

Il peggioramento tra la situazione pre-covid e post-covid è netta, la media della probabilità di fallimento, infatti, segna un aumento significativo passando da un valore di 0,37, che indica una criticità del settore media, ad un valore di circa 0,67 che indica una criticità del settore decisamente elevata.

Questa prima indicazione è ancor più evidente considerando la composizione specifica dei diversi insiemi di RF. La situazione Pre-Covid, infatti, è caratterizzata da una percentuale di imprese con elevata probabilità di fallimento ($RF > 0,5$) pari all'11,6% mentre i due scenari Post-Covid sono caratterizzati, rispettivamente, dal 78% e 79% di imprese aventi una situazione critica.

Lo scenario con maggiore criticità è rappresentato dalla situazione che prevede una perdita del 40% nei ricavi, nonostante l'indicatore medio sia pressoché lo stesso confrontato con lo scenario con perdite al 30% è possibile notare come la composizione nei vari insiemi RF sia più critica.

L'analisi è stata ulteriormente approfondita considerando una suddivisione dell'indice *Red Flag*, per le classi di media ed elevata criticità, ancora più specifica, introducendo i seguenti livelli:

- probabilità di fallimento **medio-bassa** ($0,3 < RF \leq 0,4$);
- probabilità di fallimento **medio-alta** ($0,4 < RF \leq 0,5$);
- probabilità di fallimento **alta** ($0,5 < RF \leq 0,7$);
- probabilità di fallimento **critica** ($RF > 0,7$).

Questo approfondimento è presentato nella *Tabella 4.7*, dove per ogni classe specifica sono riportati i risultati in termini percentuali ed assoluti. Questa granularità più dettagliata permette di apprezzare meglio il cambiamento dell'indice RF tra i diversi scenari e lo spostamento delle imprese tra le varie classi.

Tabella 4.7 Focus analisi dell'indice RF per ogni scenario relativo al campione globale industry.

Scenari	$0,3 < RF \leq 0,4$	$0,4 < RF \leq 0,5$	$0,5 < RF \leq 0,7$	$RF > 0,7$
Pre-Covid	19,19% (13155)	6,54% (4485)	7,34% (5031)	4,29% (2940)
Post-Covid (-30%)	4,17% (2853)	16,89% (11564)	41,32% (28284)	37,45% (25638)
Post-Covid (-40%)	3,95% (2703)	16,89% (11559)	42,32% (28970)	36,74% (25146)

4.4 Politiche governative a sostegno delle imprese

Lo studio svolto in questa sezione riguarda le politiche governative volte a sostenere le imprese, in particolare è incentrato sull'indagine degli effetti che esse possono avere sulla probabilità di fallimento in modo da comprendere l'impatto degli aiuti nella ripresa delle imprese soggette ad evento *disruptive*.

Gli interventi pubblici a favore del contenimento della crisi e studiati per dare una spinta alla futura ripresa rappresentano un tema estremamente dibattuto in ogni tavolo governativo nazionale e regionale.

Per quanto riguarda la situazione italiana per fronteggiare l'emergenza coronavirus sono state adottate diverse misure straordinarie dirette a prevenirne ed arginarne l'espansione sul sistema sanitario ed economico. Si tratta di provvedimenti d'urgenza emanati tra marzo e novembre 2020 finalizzati a sostenere famiglie, lavoratori e imprese, come:

il decreto-legge n. 9 del 2020, le cui misure sono poi confluite nel successivo più ampio intervento legislativo contenuto nel decreto-legge n.18 del 2020 Cura Italia, il decreto-legge n. 23 del 2020 Liquidità, il decreto-legge n. 34 del 2020 Rilancio, il decreto-legge n. 104 del 2020 Agosto, e, da ultimo, il decreto-legge n. 137 del 2020 Ristori (AC 2828), il decreto-legge n. 149 del 2020 Ristori-bis, il decreto-legge n.154 del 2020 Ristori-ter e il decreto-legge n. 157 del 2020 Ristori-quater (*Camera dei Deputati, 2021*).

La legge di bilancio 2021 (L. n. 178/2020) ha poi prorogato di alcune misure emergenziali al 30 giugno 2021, in ragione dell'estensione a tale data del quadro europeo temporaneo sugli aiuti di Stato "*Temporary Framework for State aid measures to support the economy in the current COVID-19 outbreak*", adottato dalla Commissione UE per consentire agli Stati membri di sostenere il tessuto produttivo nel contesto della pandemia di COVID-19.

Dalle ultime frasi dell'estratto del documento parlamentare della Camera dei Deputati emerge l'intenzione di costruire una **risposta coesa** insieme all'Unione Europea.

La Commissione europea, infatti, è attiva nel coordinamento una risposta comune europea alla pandemia di coronavirus attraverso il programma "*EU coronavirus response*".

Nel paper KPMG "*COVID-19: interventi della Politica di Coesione UE a sostegno delle imprese*" sono esplicitati gli interventi introdotti con particolare riferimento alle PMI. L'Unione Europea e il Governo italiano hanno adottato misure di intervento straordinario che si fondano sulla decisione di rivolgere massivamente tutti i fondi della Politica di

Coesione al sostegno alle imprese per il rilancio dell'economia oltre che alle necessità emergenziali espresse dai servizi di sanità pubblica (KPMG,2020).

Le misure di sostegno alle imprese possono configurarsi come:

- **sovvenzioni concesse con modalità agevolate di restituzione** oppure quali **contributi a fondo perduto**, con o senza contribuzione da parte dell'impresa, per le quali non è prevista né la restituzione né gli interessi calcolati su di esso;
- **garanzie concesse**, a fronte di prestiti assunti per esigenze di investimento o anche per la copertura del capitale di esercizio.

La **programmazione degli aiuti**, pertanto, entra prepotentemente negli scenari decisionali delle imprese **come leva decisiva di continuità aziendale e sostenibilità del business** (KPMG,2020).

Per questo motivo è utile indagare sull'efficacia degli aiuti governativi e analizzare come i diversi scenari ipotizzati possono agevolare la ripresa del tessuto economico del Paese.

L'analisi è focalizzata sullo **scenario di perdite più probabile** ovvero la situazione che prevede delle **perdite del 30%** nelle voce dei ricavi. Questo scenario viene perturbato considerando tre differenti fattispecie di sostegno governativo che rispettivamente prevedono:

- politiche di supporto del 10%;
- politiche di supporto del 20%;
- politiche di supporto del 30%.

Ogni scenario di sostegno come situazione di partenza considera il 30% di perdite. Per ognuna di queste situazioni è analizzato l'indice RF delle imprese. Nella *Tabella 4.8* sono riportati i possibili scenari di intervento governativo, l'incidenza sulla probabilità di fallimento media e la composizione delle classi principali caratteristiche del *Red Flag*.

Tabella 4.8 Ricavi medi e analisi dell'indice RF per ogni scenario di supporto governativo.

Scenari	Num. aziende	Ricavi medi (€)	RF medio	RF<=0,3	0,3<RF<=0,5	RF>0,5
Post-Covid (-30%)	68451	3.242.494,97	0,6711	0,16% (112)	21,06% (14417)	78,77% (53922)
Post-Covid/ Aiuti +10%	68451	3.242.494,97	0,6437	0,14% (97)	21,32% (14595)	78,54% (53759)
Post-Covid/ Aiuti +20%	68451	3.242.494,97	0,6249	0,17% (119)	21,32% (14592)	78,51% (53740)
Post-Covid/ Aiuti +30%	68451	3.242.494,97	0,6139	0,24% (164)	21,19% (14507)	78,57% (53780)

Come ipotizzabile con l'aumentare del supporto governativo la condizione relativa alla probabilità media di fallimento migliora, restando, tuttavia, su livelli di criticità elevata intorno ad una probabilità di default media per il campione pari al 61%.

Questa indicazione media suggerisce che gli interventi governativi nel breve termine possono rappresentare un supporto importante, tuttavia, nel lungo termine è necessario monitorare la situazione tenendola sempre sotto stretto controllo per prevenire stati di crisi irreversibili delle imprese.

Per avere una migliore comprensione l'analisi è stata ulteriormente approfondita nella *Tabella 4.9*, focalizzando l'attenzione su una granularità più fine dell'indice RF per la criticità media ed elevata.

Tabella 4.9 Focus analisi dell'indice RF per ogni scenario di supporto governativo.

Scenari	$0,3 < RF \leq 0,4$	$0,4 < RF \leq 0,5$	$0,5 < RF \leq 0,7$	$RF > 0,7$
Post-Covid (-30%)	4,17% (2853)	16,89% (11564)	41,32% (28284)	37,45% (25638)
Post-Covid/ Aiuti +10%	3,75% (2567)	17,57% (12028)	52,80% (36143)	25,74% (17616)
Post-Covid/ Aiuti +20%	4,68% (3201)	16,64% (11391)	61,37% (42009)	17,14% (11731)
Post-Covid/ Aiuti +30%	5,58% (3818)	15,62% (10689)	66,64% (45617)	11,93% (8163)

Dalla *Tabella 4.9* è possibile notare come la numerosità della classe caratterizzata da una **criticità medio-bassa** aumenta in maniera progressiva con l'aumentare degli aiuti governativi passando da un numero di 2853 imprese nello scenario privo di aiuti ad un numero di 3818 imprese nello scenario più favorevole.

La numerosità della classe più critica, invece, caratterizzata da un indice **RF > 0,7** diminuisce sensibilmente all'aumentare del supporto ipotizzato.

In questo ultimo caso, infatti, il numero di imprese caratterizzate da una probabilità di fallimento critica varia da 25638 imprese nello scenario che non prevede aiuti fino ad arrivare ad 8163 imprese nella situazione che prevede un supporto governativo del +30% ad incremento dei ricavi.

Gli aiuti governativi, quindi, garantiscono una diminuzione del 31,8% del numero di imprese caratterizzate da una probabilità di fallimento critica nei prossimi 36 mesi.

Questa ultima analisi è ben sintetizzata in *Figura 4.15* dove si può apprezzare chiaramente la variazione della percentuale di imprese appartenenti alla classe più critica.

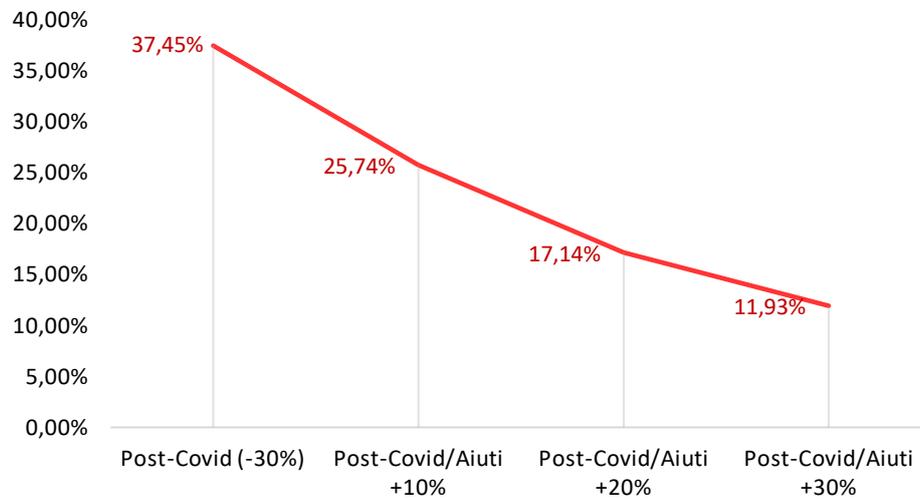


Figura 4.15 Evoluzione % imprese con $RF > 0,7$ per ogni scenario

Questi due andamenti evidenziano in maniera netta l'importanza delle politiche governative a sostegno delle PMI come leva decisiva di continuità aziendale e sostenibilità del business.

4.5 Analisi dell'indice di governance e relazione con l'indice RF

In questo paragrafo è analizzata l'adeguatezza dell'assetto organizzativo attraverso il calcolo dell'indice di governance (*GOV Index/GI*), calcolo effettuato mediante l'algoritmo proprietario della società Arisk ed è ricercata una possibile relazione con l'indice RF.

Lo studio svolto cerca di osservare, infatti, se ad un assetto organizzativo più o meno critico corrisponda, rispettivamente, una probabilità di fallimento dell'impresa più o meno alta.

Questa analisi è estremamente importante in quanto la struttura organizzativa, caratteristica delle imprese, risulta essere un fattore decisivo per una corretta gestione ai fini di garantire la **continuità aziendale** ed una **risposta tempestiva agli eventi disruptive** e non.

Come anticipato nel paragrafo dedicato alla Crisi d'impresa il legislatore attraverso la revisione del *Codice della Crisi d'Impresa e dell'Insolvenza* ha rafforzato sensibilmente le regole di governance delle imprese, soprattutto per quelle di dimensioni contenute, attribuendo all'imprenditore ed agli organi sociali, ove presenti, crescenti responsabilità in merito al tema degli obblighi organizzativi societari. Proprio con l'entrata in vigore dell'art. 375 del *Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza* è stato integrato l'art. 2086, il quale entra nel merito dei doveri dell'imprenditore come definito dal comma 2 che prevede quanto segue: "L'imprenditore, che operi in forma societaria o collettiva, ha il **dovere di istituire un assetto organizzativo, amministrativo e contabile adeguato** alla natura e alle dimensioni dell'impresa, anche in funzione della **rilevazione tempestiva della crisi dell'impresa e della perdita della continuità aziendale**, nonché di attivarsi senza indugio per l'adozione e l'attuazione di uno degli strumenti previsti dall'ordinamento per il superamento della crisi e il recupero della continuità aziendale". Gli artt. 2381 e 2403 richiamano, rispettivamente, i doveri in capo al consiglio d'amministrazione, il quale deve valutare l'adeguatezza, e al collegio sindacale al quale spetta il dovere di vigilare sulla stessa adeguatezza.

Il concetto di assetto organizzativo è sinteticamente riconducibile al **sistema di funzioni, poteri, deleghe, processi decisionali e procedure** che favorisce una chiara individuazione dei compiti e delle conseguenti responsabilità dei soggetti che intervengono nello svolgimento dei fatti aziendali. L'efficacia di un adeguato assetto organizzativo è riscontrabile nel caso in cui sia chiara e confermata la comunicazione tra il livello decisionale e quello operativo (*IPSOA, 2020*).

Questi concetti sono chiaramente espressi dal documento del Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti e degli Esperti Contabili “*Norme di comportamento del collegio sindacale di società quotate*” (aprile 2018) che definisce l’assetto organizzativo “il complesso delle direttive e delle procedure stabilite per garantire che il potere decisionale sia assegnato ed effettivamente esercitato a un appropriato livello di competenza e responsabilità”.

Questi elementi chiave dell’assetto societario mirano a scongiurare conflitti d’interesse interni, non chiara definizione dei compiti e delle responsabilità dei vari attori presenti nella società fattori che potrebbero pregiudicare le funzioni aziendali con decisioni poco efficienti per la stessa impresa.

Questa attenzione crescente verso assetti societari adeguati ne sottolinea l’importanza per garantire alla società la prosecuzione dell’attività e la permanenza sul mercato anche nei periodi di crisi.

La metodologia di analisi è stata caratterizzata dagli stessi macro-step presentati in precedenza, in questo caso, però, **l’attenzione è stata rivolta esclusivamente all’ultimo anno disponibile** e agli **attributi relativi alle caratteristiche dell’assetto societario** delle imprese appartenenti al campione. Questi dati, successivamente, sono stati incrociati con l’indice RF per ricercare un eventuale relazione tra criticità dell’assetto organizzativo e performance economiche e quindi probabilità di fallimento.

L’analisi dell’assetto organizzativo delle PMI appartenenti al settore industry riguarda lo studio delle seguenti caratteristiche:

- attributi della compagine sociale e dell’organo amministrativo;
- attributi relativi agli organi di revisione e controllo;
- attributi sulla familiarità caratterizzante le imprese.

L’ultima categoria di attributi ricerca l’eventuale natura di impresa familiare, caratteristica ricorrente nel mercato italiano, infatti, l’Italia è tra i Paesi europei con il più alto numero di imprese familiari secondo le ricerche pubblicate dall’osservatorio AUB (AIdAF-EY, UniCredit, Bocconi). Un’ impresa è definita familiare se è controllata da una o due famiglie almeno al 50%, se non quotata, e almeno al 25%, nel caso in cui sia quotata, o da una entità giuridica a sua volta riconducibile ad una delle due situazioni sopradescritte. I dati relativi alle ricerche compiute nel 2016 dall’osservatorio AUB hanno rivelato che la maggior

incidenza di imprese familiari è stata registrata nell'area meridionale, isole comprese, con una percentuale pari al 79,2% di imprese familiari rispetto al totale di imprese presenti nel meridione. La seconda area con maggior incidenza è stata quella del Nord Est, con il 68,5%, seguita dal Centro, con il 64,6% ed infine dal Nord Ovest con una percentuale del 60,6% di aziende familiari. Per quanto riguarda i settori la maggior incidenza è registrata dal settore manifatturiero/industriale con una percentuale del 47,7% di imprese familiari rispetto al numero totale.

In letteratura sono presenti pareri discordanti su questa tipologia d'impresa, infatti, può determinare numerosi problemi al livello organizzativo che possono condizionare, e nei casi peggiori pregiudicare, la prosecuzione dell'attività aziendale. Tra le problematiche più in evidenza risultano:

- tensioni difficili da gestire, soprattutto a causa dei rapporti familiari che possono sfociare in conflitti di interesse che danneggiano l'impresa;
- una struttura estremamente chiusa alle opportunità offerte dal mercato estero, che si traduce in un appiattimento della crescita;
- successioni generazionali che possono portare a gravi conseguenze per la continuità aziendale.

Tra i punti di debolezza della governance di un'impresa familiare uno dei più ricorrenti è rappresentato dai fenomeni di nepotismo, per cui individui appartenenti alla famiglia effettuano l'ingresso in azienda (anche in posizioni di rilievo) indipendentemente dalle capacità e competenze richieste ma semplicemente per diritto di appartenenza. Tale circostanza, chiaramente, oltre a poter causare un appesantimento superfluo della struttura aziendale, fa sì che si rinunci a prescindere ai possibili benefici ottenibili da contributi di soggetti esterni o posizionati a livello inferiore nella scala gerarchica della famiglia; la ripercussione di problemi famigliari nello scenario aziendale che può condurre a gravi disequilibri capaci di mettere in pericolo la funzionalità dell'azienda oltre che della famiglia; il prevalere di una logica familiare – nell'impostazione dei criteri di selezione, formazione, valutazione e retribuzione del personale – può causare demotivazione e dissapori tra i membri non familiari che prestano il loro lavoro in azienda, oltre a condurre spesso a decisioni poco efficienti per la stessa; il rallentamento del processo di managerializzazione; l'eccessivo ricorso all'indebitamento, a causa del rifiuto categorico

all'apertura del capitale a terzi, in situazioni nelle quali l'autofinanziamento non basta a coprire gli investimenti desiderati (Mezzadri, 2005).

L'osservatorio AUB, tuttavia, ha riportato l'importanza delle imprese familiari sia per quanto riguarda il contesto occupazionale, in quanto pesano per circa il 70% in termini di occupazione, sia per quanto riguarda i risultati economico-finanziari registrati a confronto con le imprese non familiari, come ad esempio la crescita in termini di ricavi dalle vendite registrata negli anni dal 2007 al 2015 riportati in *Figura 4.16*.

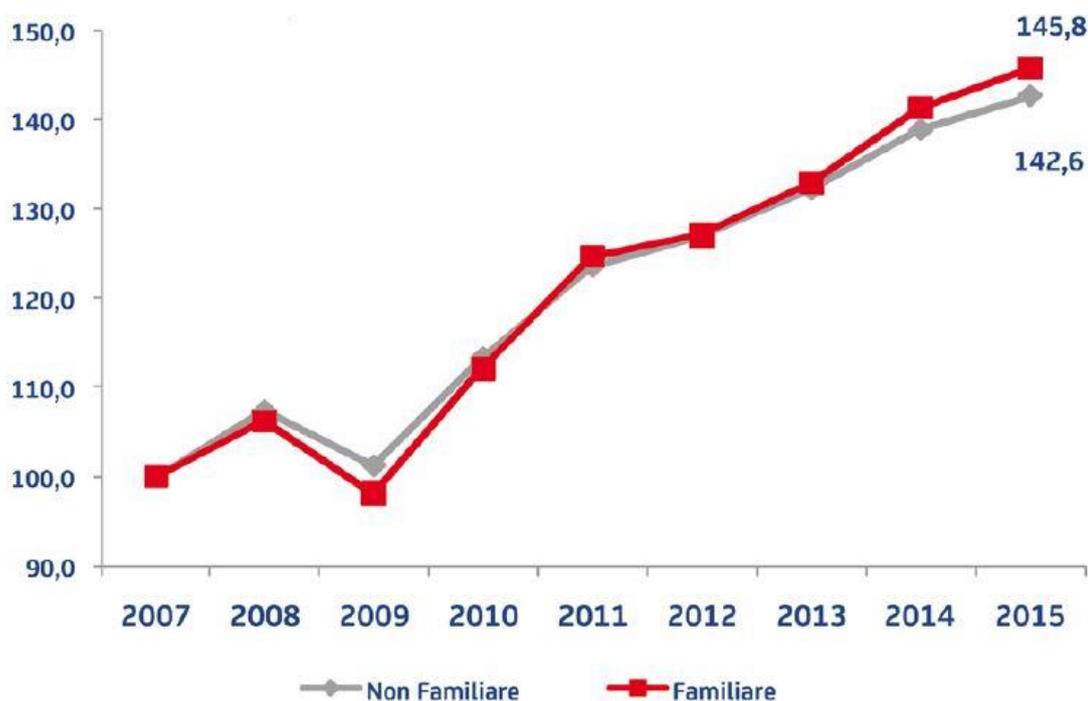


Figura 4.16 Crescita cumulata su base 100 (anno 2007), calcolata sui ricavi delle vendite (Fonte: Aida). La crescita cumulata delle aziende non familiari è una media ponderata dei tassi di crescita delle aziende con assetti proprietari non familiari. Fonte: Osservatorio AUB

Lo studio svolto sul campione *industry* ha riguardato **68027 imprese** e la percentuale di imprese familiari presenti ha confermato le ricerche dell'osservatorio AUB.

Gli attributi sulla familiarità, tuttavia, riguardano solo una parte dei dati analizzati, ed insieme ad altre caratteristiche tra le quali: tipologia di soci, numero di decisori, distribuzione delle quote, separazione o meno tra proprietà e controllo, presenza o meno di un organo di controllo e l'età media dei decision maker hanno contribuito alla definizione dell'output di rilevanza dello studio, e sul quale sono focalizzate le analisi seguenti, **l'indice di governance**. Il *GOV Index* è un indicatore che evidenzia l'adeguatezza o la criticità del modello organizzativo di una società. Un adeguato modello organizzativo è estremamente

influyente per garantire la **continuità aziendale** ed evitare **conflitti di interesse** all'interno della società. I valori dell'indice sono da interpretare nel modo seguente:

- valori maggiori di 0,5 (**GI>0,5**) sottintendono un'**alta criticità del modello organizzativo**, ad esempio un'elevata concentrazione del potere o probabili conflitti di interesse che potrebbero impattare sulle performance e sulla capacità decisionale;
- valori compresi tra 0,3 e minori o uguali di 0,5 (**0,3<GI<=0,5**) indicano una **criticità media dell'assetto organizzativo**;
- indice di governance minore o al più uguale del valore 0,3 (**GI<=0,3**) segnala un'**adeguata struttura organizzativa**.

I valori dell'indice di governance derivano dagli attributi delle tre categorie precedentemente elencate, questi attributi sono coperti dall'accordo di riservatezza, per questo motivo non sono resi espliciti. L'analisi svolta dall'osservatorio delle imprese ed in particolare dal *Corporate Governance LAB*, tuttavia, è utile per comprendere meglio cosa significa avere una buona governance e per indentificare alcuni degli elementi cardine per definirla. L'indice di governance utilizzato per le analisi dal *CGLAB* ha identificato cinque dimensioni strutturali della governance per definire l'indice e sono le seguenti:

1. presenza di un consiglio di amministrazione;
2. *diversity* del CdA in termini di caratteristiche personali (e.g. genere, provenienza geografica);
3. leadership individuale;
4. presenza di consiglieri outsider;
5. separazione dei ruoli di Presidente e Amministratore Delegato.

Questi attributi, in parte, hanno contribuito alla definizione, mediante l'algoritmo proprietario di Arisk, dell'indice di governance finale permettendo:

- l'indagine sull'adeguatezza dell'assetto organizzativo caratterizzante il campione, eseguendo analisi prima d'insieme e successivamente per cluster;
- la ricerca di una relazione tra l'assetto societario e la probabilità di default, in modo tale da validare il legame tra assetto organizzativo e continuità aziendale.

4.5.1 Risultati globali del comparto industry

I risultati globali offrono una visione di insieme dell'adeguatezza dell'assetto organizzativo caratteristico del campione composto, in questa fattispecie, da **68.027 imprese** appartenenti al comparto industriale italiano.

I dati riportati nel grafico a barre in *Figura 4.17* mostrano la percentuale di imprese per ognuno dei tre cluster in cui sono suddivisi i valori dell'indice di governance. Da queste prime indicazioni emerge un dato evidente ossia **solamente l'8,21 %** del campione risulta avere **un'adeguata struttura organizzativa**. La struttura del modello organizzativo, invece, risulta essere caratterizzata da una **criticità media per più dell'80%** delle imprese del campione analizzato.

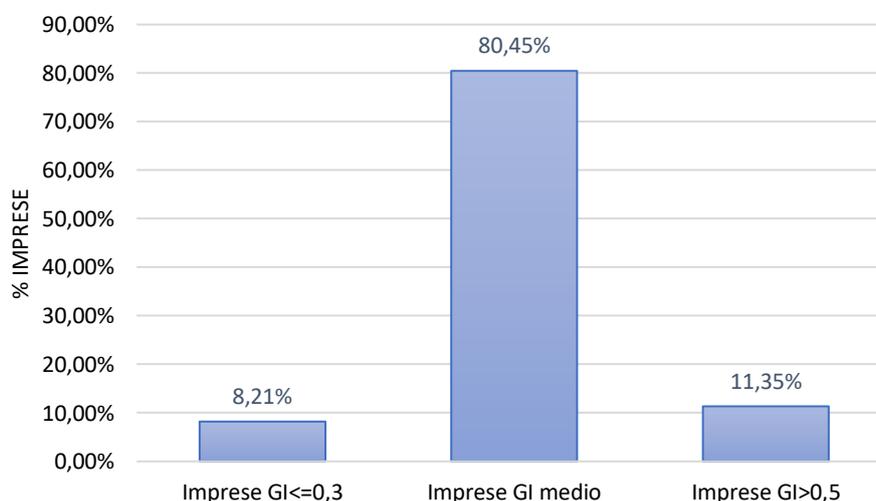


Figura 4.17 Percentuale di imprese per ogni insieme di GOV

Nella *Tabella 4.10* sono riportati i dati assoluti e percentuali delle imprese appartenenti ai vari insiemi GI, inoltre, nella colonna "*RF medio*" è riportato il valore medio dell'indice *Red Flag* per ognuno dei cluster dell'indice di governance.

Tabella 4.10 Indice governance medio e suddivisione imprese a seconda del valore GI

Dati	Assoluti	%	GI medio	RF medio	Ricavi medi (€)
Numero imprese	68027		0,4660	0,3729	4.630.446,33
Imprese con GI ≤ 0,3	5583	8,21%	0,2717	0,3591	4.330.638,87
Imprese con 0,3 < GI ≤ 0,5	54725	80,45%	0,4563	0,3725	4.373.545,28
Imprese con GI > 0,5	7719	11,35%	0,6745	0,3854	6.668.429,68
Imprese con GI > 0,7	2261	3,32%	0,8331	0,4198	3.879.915,33

Dai dati riportati in *Tabella 4.10* emerge che l'indice medio relativo alla probabilità di fallimento (RF medio) aumenta all'aumentare della criticità dell'assetto organizzativo.

La crescita tra i diversi insiemi di GI è contenuta, per sottolinearla è stata inserita la riga "*Imprese con GI>0,7*" che conferma in maniera più marcata questa relazione e indica anche un'importante riduzione dei ricavi medi per livelli elevati di criticità del modello organizzativo.

La media, tuttavia, offre solamente una visione generale della situazione, per questo motivo la ricerca della relazione tra l'indice di governance e l'indice *Red Flag* è approfondita in *Tabella 4.11*. In quest'ultima è possibile notare la ripartizione, nei diversi cluster RF, del totale delle imprese componenti ognuno dei cluster dell'indice di governance.

Tabella 4.11 Analisi incrociata indici di governance e RF

Dati	Assoluti	RF<=0,3	0,3<RF<=0,5	RF>0,5
Imprese con GI<=0,3	5583	66,18%	24,95%	8,87%
Imprese con 0,3<GI<=0,5	54725	62,81%	25,74%	11,45%
Imprese con GI>0,5	7719	59,97%	25,87%	14,16%

Considerando le imprese con un'alta probabilità di fallimento, aventi quindi **RF>0,5**, è evidente notare la crescita, in termini percentuali, delle imprese appartenenti a questo insieme con l'aumentare della criticità dell'assetto organizzativo.

Le aziende con un'adeguata struttura organizzativa, infatti, registrano l'8,87% di imprese aventi un'elevata probabilità di default mentre le società caratterizzate da un assetto organizzativo critico (GI>0,5) registrano una percentuale del 14,16% per lo stesso gruppo RF.

Questi dati, sommati a quelli precedenti, suggeriscono una relazione tra gli indici ed è quindi possibile affermare che **un'adeguata struttura organizzativa condiziona la probabilità di fallimento di un'impresa**. Un'organizzazione svincolata da dinamiche di concentrazione del potere o da conflitti di interessi ha pertanto una probabilità di fallimento relativamente più bassa rispetto alle imprese aventi una struttura non adeguata, condizionando quindi la continuità aziendale, obiettivo primario di ogni società.

4.5.2 Risultati per cluster geografico

In questo paragrafo sono analizzati i risultati dell'indice di governance in base alla ripartizione delle imprese per area geografica.

L'Italia, riprendendo l'introduzione, è caratterizzata da un'importante presenza di imprese familiari con una percentuale più marcata nel Sud della penisola con un'incidenza del 79,2% secondo lo studio svolto dall'osservatorio AUB. Questo dato è confermato dai risultati compiuti sul campione, tuttavia, l'indice di governance è abbastanza stabile in tutte le aree geografiche italiane. In *Tabella 4.12*, infatti, non sono presenti importanti differenze tra i quattro cluster geografici; il Nord-Est presenta una situazione leggermente peggiore registrando la più alta percentuale di imprese aventi indice di governance più critico $GI \geq 0,5$. Analizzando, invece, il dato aggregato di imprese aventi media ed elevata criticità del modello organizzativo Centro e Sud registrano le situazioni meno adeguate dal punto di vista dell'assetto organizzativo delle imprese, rispettivamente, con percentuali del 91,98% e del 92,37% di imprese aventi $GI > 0,3$.

Tabella 4.12 Analisi indice governance per area geografica

Dati	Numero imprese	$GI \leq 0,3$	$0,3 < GI \geq 0,5$	$GI > 0,5$
Nord-Est	18970	8,44%	79,46%	12,09%
Nord-Ovest	22455	8,44%	79,98%	11,58%
Centro	14280	8,03%	81,23%	10,75%
Sud	12322	7,63%	81,91%	10,46%

Dai dati riportati in *Tabella 4.12* è possibile dedurre che il campione studiato presenta un indice di governance non soddisfacente a prescindere dall'area geografica della penisola in cui opera l'impresa. L'assetto organizzativo costituente le imprese, infatti, risulta essere adeguato solamente per meno del 9% delle imprese in ognuno dei quattro cluster geografici.

Questa situazione non è d'aiuto per il tessuto economico del Paese; migliorando la struttura organizzativa, ad esempio includendo più consiglieri outsider o promuovendo la

diversity all'interno del CdA, le imprese potrebbero migliorare le proprie performance economico-finanziarie.

Per quanto riguarda la relazione tra indice di governance e probabilità di fallimento le conclusioni sono in linea con quelle relative all'analisi globale esposta precedentemente. L'indice RF medio infatti cresce con l'aumentare della criticità dell'assetto organizzativo. In *Tabella 4.13* è possibile apprezzare questo andamento. Nella tabella per ogni area è riportato il cambiamento dell'indice RF medio a seconda del gruppo *GOV index* analizzato.

Tabella 4.13 Analisi RF medio per area geografica a seconda del GI analizzato

Dati	RF Medio Nord-Est	RF Medio Nord-Ovest	RF Medio Centro	RF Medio Sud
Imprese con $GI \leq 0,3$	0,3370	0,3512	0,3809	0,3863
Imprese con $0,3 < GI \leq 0,5$	0,3521	0,3602	0,3954	0,3985
Imprese con $GI > 0,5$	0,3598	0,3722	0,4173	0,4199
Imprese con $GI > 0,7$	0,3829	0,4015	0,4544	0,4679

L'ultima riga della tabella riporta la situazione riguardante le imprese con un indice di governance estremamente critico, $GI > 0,7$, questa permette di evidenziare l'andamento di RF medio che per questo cluster di imprese aumenta in maniera significativa.

L'andamento dell'indice *Red Flag* risulta essere peggiore per le aree del Centro e del Sud confermando la criticità in queste aree, già emersa nell'analisi più approfondita dell'indicatore RF, per quanto riguarda la probabilità di fallimento nei prossimi 36 mesi.

4.5.3 Risultati per cluster volumi ricavi

L'ultima parte di analisi concernente l'indice di governance riguarda le imprese suddivise in termini di volumi di ricavi. La suddivisione ricalca la stessa adottata per le analisi dei dati finanziari.

In seguito a quest'analisi possono essere individuate eventuali differenze tra i diversi insiemi di imprese ed eventualmente è possibile ricercare il cluster caratterizzato dall'assetto organizzativo più critico. Oltre a quest'analisi è approfondito anche il legame tra i due indici.

Nella *Tabella 4.14* per ogni cluster di volumi ricavi sono riportati il numero di aziende, l'indice governance medio caratteristico e la ripartizione delle imprese nei tre insiemi in cui GI è stato suddiviso. Questi dati iniziali mostrano chiaramente che la situazione più critica è quella relativa al cluster con ricavi $X > 15 \text{mln€}$ contraddistinto dalla più alta percentuale di imprese, circa il 21%, con $GI \geq 0,5$ e dal GOV Index medio più alto pari a 0,485.

Nell'ultimo anno la situazione migliore è invece da ascrivere al gruppo con ricavi compresi tra $5 \text{mln€} \leq X < 15 \text{mln€}$ caratterizzato dalla più alta percentuale di imprese con un'adeguata struttura organizzativa, comunque contenuta e pari all' 8,6%.

Tabella 4.14 Analisi indice di governance per cluster volume di ricavi

Ricavi	Numero aziende	Gov Index Medio	$GI \leq 0,3$	$0,3 < GI \geq 0,5$	$GI > 0,5$
$X < 5 \text{mln€}$	52743	0,4636	8,27%	81,58%	10,14%
$5 \text{mln€} \leq X < 15 \text{mln€}$	10702	0,4692	8,60%	78,04%	13,36%
$X > 15 \text{mln€}$	4576	0,4850	6,56%	72,92%	20,52%

In questo caso la situazione di minore adeguatezza dell'assetto organizzativo è quindi rappresentata dalle imprese più consolidate dal punto di vista dei ricavi delle vendite, le quali, invece, registravano per quanto concerne l'indice RF migliori risultati rispetto alle imprese con ricavi $X < 5 \text{mln€}$. Quest'ultima fattispecie è confermata anche dalla *Tabella 4.15*, dove RF medio è maggiore per le imprese caratterizzate da ricavi inferiori ai cinque milioni di euro. L'andamento di RF medio per ognuna delle categoria dei ricavi segue tuttavia lo stesso andamento crescente con l'aumentare della criticità della struttura organizzativa con una crescita più rapida nel primo cluster $X < 5 \text{mln€}$.

Tabella 4.15 Analisi RF medio per volume ricavi a seconda del GI analizzato

Dati	RF Medio $X < 5 \text{mln€}$	RF Medio $5 \text{mln€} \leq X < 15 \text{mln€}$	RF Medio $X > 15 \text{mln€}$
Imprese con $GI \leq 0,3$	0,3692	0,3196	0,3337
Imprese con $0,3 < GI \geq 0,5$	0,3842	0,3269	0,3353
Imprese con $GI > 0,5$	0,4055	0,3392	0,3414

5. Conclusioni

Il presente lavoro di tesi ha permesso di prevedere il rischio di fallimento, simulare gli impatti del virus Sars-Cov-2 e delle politiche governative di supporto e, in ultima analisi di definire l'adeguatezza dell'assetto governativo. Queste operazioni sono state realizzate attraverso il *machine learning*, dimostrando come strumenti di intelligenza artificiale analoghi possano essere d'aiuto per i decisori privati e pubblici.

Il lavoro svolto ha consentito di trovare i risultati che rispondono alle domande poste inizialmente. Dalle analisi emerge che il settore industriale italiano, ottimo indicatore dello stato di salute del Paese, negli ultimi cinque anni ha registrato una crescita in termini di ricavi delle vendite, crescita, tuttavia, inferiore all'incremento dei costi operativi, situazione che ha determinato un calo progressivo dell'EBITDA e quindi dell'attrattività e competitività del settore. Gli altri risultati permettono di inferire le seguenti conclusioni:

- negli anni precedenti all'evento *disruptive* il settore industriale italiano è stato caratterizzato da una bassa probabilità di fallimento per più del 60% delle imprese del campione. Da queste analisi è emersa una eterogeneità dell'indice *Red Flag* a seconda del cluster geografico considerato. Le aree del Centro e del Sud, infatti, hanno registrato situazioni nettamente più critiche in termini di probabilità di default. Per quanto riguarda il cluster di ricavi la classe più fragile è stata quella caratterizzata dalle imprese aventi introiti inferiori ai 5 milioni;
- l'impatto dell'evento *disruptive*, simulato sia con perdite del 30% che del 40%, ha fortemente condizionato la probabilità di fallimento, cambiando significativamente l'andamento dell'indice RF e determinando un rischio di default del settore alto. Questo risultato dimostra che le aziende pur avendo, precedentemente all'evento di rottura, un livello di rischiosità medio/basso presentavano comunque una situazione di scarsa resilienza (in parte impattata anche dalla crisi economica precedente) e un evento *disruptive* di tale portata ha infatti sottolineato questa fragilità;
- il supporto governativo sostiene il processo di *recovery* delle imprese soggette ad evento *disruptive*, soprattutto aiuta le imprese caratterizzate da una situazione estremamente critica ($RF > 0,7$);

- l'assetto organizzativo del settore industriale è caratterizzato da un'adeguatezza media. In questo caso non ci sono evidenti differenze nei cluster analizzati, il comportamento dell'indice risulta essere abbastanza omogeneo. Il dato più interessante di quest'ultima analisi è rappresentato dalla relazione tra i due indicatori, legame che suggerisce come un'adeguata struttura organizzativa possa condizionare la probabilità di fallimento di un'impresa.

Dai risultati ottenuti è possibile quindi concludere che il comparto industriale italiano godeva, negli anni precedenti all'evento di rottura, di una situazione di crescita stagnante e che l'impatto di un evento di tale portata ha sottolineato la fragilità economica del settore.

La ricerca apre a nuovi possibili scenari di sviluppo come l'approfondimento delle tematiche relative:

- la natura del legame tra la probabilità di fallimento e l'indice di governance;
- all'analisi dei cluster geografici e per volumi di ricavi nei prossimi anni, in modo da comprendere l'impatto delle conseguenze del virus negli anni e se effettivamente l'impatto risulterà essere omogeneo o eterogeneo a seconda del cluster considerato;
- la ripresa attraverso il piano del *recovery fund*, questo piano cambierà effettivamente le condizioni delle PMI italiane?

Nel futuro, una conclusione certa, in virtù delle nuove normative atte a prevenire la crisi, rappresentata dal fatto che strumenti di supporto decisionali simili all'algoritmo della società Arisk dovranno avere sempre maggior risalto all'interno delle PMI italiane con la possibilità di migliorarne le performance e prevenire gli stati irreversibili di crisi favorendo decisioni tempestive.

Appendice

ANNO -1					
Feature	Feature Value	Feature Type	RF<=0,3	0,3<RF<=0,5	RF>0,5
ATT10	Absolute Value	Revenue/Profit	5143827,62	4136169,40	1861447,86
ATT11	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	10,59	9,63	-38,05
ATT12	Absolute Value	Revenue/Profit	557017,38	407590,34	-232700,11
ATT17	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	2,59	1,13	0,90
ATT19	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	45,08	13,63	7,06
ATT22	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	11,27	4,24	-4,52
ATT24	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,77	3,20	8,80
ATT13	Absolute Value	Revenue/Profit	1,60	1,06	0,86
ATT14	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	1,99	1,65	1,63
ATT15	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,15	0,28	0,27
ATT16	Absolute Value	Cost/Debt	0,81	1,64	0,71
ATT18	Absolute Value	Cost/Debt	15,10	29,40	20,01
ATT20	Absolute Value	Production	54,76	76,79	61,27
ATT21	Absolute Value	Production	109,07	119,47	81,26
ATT23	Absolute Value	Production	432179,39	291369,19	-288385,47
ATT25	Absolute Value	Cost/Debt	215622,91	1882662,18	2528661,19
ATT26	Absolute Value	Cost/Debt	2704852,47	4567764,74	7065194,91
INDICE RF MEDIO			0,286	0,425	0,715

ANNO -2					
Feature	Feature Value	Feature Type	RF<=0,3	0,3<RF<=0,5	RF>0,5
ATT10	Absolute Value	Revenue/Profit	4897150,215	3900351,71	1989550,91
ATT11	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	10,54	9,78	-28,33
ATT12	Absolute Value	Revenue/Profit	538508,07	378670,87	-191763,12
ATT17	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	2,58	1,02	0,78
ATT19	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	44,25	13,33	4,96
ATT22	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	11,49	4,58	-4,77
ATT24	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,78	3,21	8,91
ATT13	Absolute Value	Revenue/Profit	1,55	1,02	0,81
ATT14	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	1,92	1,61	1,64
ATT15	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,14	0,27	0,28
ATT16	Absolute Value	Cost/Debt	0,83	1,70	0,84
ATT18	Absolute Value	Cost/Debt	15,20	29,62	19,47
ATT20	Absolute Value	Production	53,87	76,97	59,95
ATT21	Absolute Value	Production	106,80	116,38	88,19
ATT23	Absolute Value	Production	408082,25	247080,11	-267305,07
ATT25	Absolute Value	Cost/Debt	204263,34	1946051,75	2679292,32
ATT26	Absolute Value	Cost/Debt	2640449,04	4456586,30	7147722,06
INDICE RF MEDIO			0,287	0,426	0,715

ANNO -3					
Feature	Feature Value	Feature Type	RF<=0,3	0,3<RF<=0,5	RF>0,5
ATT10	Absolute Value	Revenue/Profit	4566954,597	4112362,70	2614754,54
ATT11	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	10,39	10,04	-18,05
ATT12	Absolute Value	Revenue/Profit	489299,79	382003,66	-111786,60
ATT17	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	2,61	1,02	0,68
ATT19	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	40,83	11,92	4,21
ATT22	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	11,50	4,93	-4,17
ATT24	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,87	3,31	8,67
ATT13	Absolute Value	Revenue/Profit	1,54	0,99	0,79
ATT14	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	1,90	1,59	1,68
ATT15	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,14	0,27	0,28
ATT16	Absolute Value	Cost/Debt	0,85	1,74	0,95
ATT18	Absolute Value	Cost/Debt	14,86	29,77	21,51
ATT20	Absolute Value	Production	52,28	77,80	66,81
ATT21	Absolute Value	Production	104,03	119,58	94,60
ATT23	Absolute Value	Production	359241,42	256513,77	-165962,99
ATT25	Absolute Value	Cost/Debt	180056,43	2055522,65	2585105,67
ATT26	Absolute Value	Cost/Debt	2449164,808	4607695,233	8729887,687
INDICE RF MEDIO			0,288	0,426	0,741

ANNO -4					
Feature	Feature Value	Feature Type	RF<=0,3	0,3<RF<=0,5	RF>0,5
ATT10	Absolute Value	Revenue/Profit	4956621,608	4424666,43	2626565,23
ATT11	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	10,22	10,08	-14,63
ATT12	Absolute Value	Revenue/Profit	521589,28	405157,83	-229117,44
ATT17	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	2,64	1,08	0,69
ATT19	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	40,03	11,96	3,72
ATT22	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	11,27	4,35	-4,10
ATT24	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,89	3,61	8,62
ATT13	Absolute Value	Revenue/Profit	1,56	0,97	0,75
ATT14	Index/Percentage (%)	Revenue/Profit	1,94	1,62	1,67
ATT15	Index/Percentage (%)	Cost/Debt	0,14	0,27	0,28
ATT16	Absolute Value	Cost/Debt	0,83	1,71	0,85
ATT18	Absolute Value	Cost/Debt	14,90	29,47	21,77
ATT20	Absolute Value	Production	53,52	83,71	78,17
ATT21	Absolute Value	Production	107,08	128,89	111,28
ATT23	Absolute Value	Production	395764,28	267664,28	-300322,57
ATT25	Absolute Value	Cost/Debt	198342,62	2022665,51	2514986,25
ATT26	Absolute Value	Cost/Debt	2593403,27	5083451,32	9081184,68
INDICE RF MEDIO			0,287	0,426	0,754

Bibliografia

Altman, Edward I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E., Suvas, A. Financial and nonfinancial variables as long-horizon predictors of bankruptcy. *Journal of Credit Risk* 12, 2016, (4), 49-78.

Altman, Edward I. Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-Score and ZETA models. Bell, A. R., Brooks, C., Prokopczuk, M. (Eds.). *Handbook of Research Methods and Applications in Empirical Finance*. Edward Elgar Pub, 2014, pp.428-456.

Altman, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 1968.

Anderson, D., and K. Burnham. *Model selection and multi-model inference*. Second. NY: Springer-Verlag 63.2020, 2004, 10.

ANRA. (Associazione Nazionale dei Risk Manager e Responsabili Assicurazioni Aziendali). L'AI, un'alleata strategica del risk management e della continuità operativa. ANRA.it, 2020. Ultima visione 29/01/2021.

ANRA. (Associazione Nazionale dei Risk Manager e Responsabili Assicurazioni Aziendali). Cos'è il Risk Management. ANRA.it, 2020. Ultima visione 03/11/2020.

Argenti, John. *Corporate collapse; the causes and symptoms*. McGraw Hill, 1976.

Arisk. *Rischi aziendali*. Arisk.it, 2020. Ultima visione 19/02/2021.

Assiteca. *Codice della crisi d'impresa: tutte le modifiche alla legge fallimentare*. Assiteca.it, 2019. Ultima visione 11/01/21.

Barba, Enzo, Cartei, Giulia, De Pietro, Paolo. *AI & Risk Management: fattori abilitanti, use case e sfide future*, Prometeia.it, 2021. Ultima visione 17/02/2021.

Barboza, Flavio, Herbert Kimura, and Edward Altman. Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications* 83, 2017, 405-417.

Beaver, William H. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 1966.

Begley, Joy, Jin Ming, and Susan Watts. Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models. *Review of Accounting Studies* 1.4, 1996, 267-284.

Bernardi, Daniele et Bernardi&Associati. Un modello di classificazione dei rischi. *Ordine dei dottori commercialisti e degli esperti contabili*, Milano. Ultima visione 15/02/21.

Bettanti, Alberto, Lanati, Antonella. ERM. Enterprise Risk Management. *Nuovi orizzonti per la creazione del valore aziendale*, McGraw-Hill Education, 2019.

Boritz, J. Efrim, Duane B. Kennedy, and Augusto de Miranda E. Albuquerque. Predicting corporate failure using a neural network approach. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 4.2, 1995, 95-111.

Braga, Marco. Codice della crisi d'impresa: entrata in vigore il 1° settembre 2021. *Altalex*, 2020. Ultima visione 10/01/21.

Breiman, Leo. Bagging predictors. *Machine learning* 24.2, 1996, 123-140.

British Standard Institution. Quality vocabulary. Availability, reliability and maintainability terms. *Guide to concepts and related definitions*, BS 4778-3.1:1991.

Brown, Iain, and Christophe Mues. An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets. *Expert Systems with Applications* 39.3, 2012, 3446-3453.

Bureau van Dijk, 2020, Aida – Italian company database.

Camera dei Deputati. Misure fiscali e finanziarie per l'emergenza Coronavirus. *Temi.camera.it*, 2021. Ultima visione 15/03/2021.

Chen, Jing, Lorán Chollete, and Rina Ray. Financial distress and idiosyncratic volatility: An empirical investigation. *Journal of Financial Markets* 13.2, 2010, 249-267.

Coats, Pamela K., and L. Franklin Fant. Recognizing financial distress patterns using a neural network tool. *Financial management*, 1993, 142-155.

Confindustria. Indagine sugli effetti del Covid-19 per le imprese italiane. *Affari Internazionali*, Centro Studi, 2020.

Conti, Cesare. *L'esposizione dell'impresa ai rischi finanziari*. Egea, Milano, 1996.

Coso, I. I. Enterprise risk management-integrated framework. Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission 2, 2004.

Del Pup, Mauro. Come preservare il patrimonio: il risk management a servizio delle imprese. Webinar IALFVG, 2017.

Deloitte. From now on. Supply chain. Sfide e opportunità, dà oggi in poi. Deloitte, 2020.

Di Paolo Emilio, Maurizio. Intelligenza artificiale, deep learning e machine learning: quali sono le differenze? *Innovationpost.it*, 2018. Ultima visione 30/01/2021.

EIU (Economist Intelligence Unit). Coronavirus: the impact on global supply chains. *Eiu.com*, 2020.

EIU (Economist Intelligence Unit). Future of the Tech supply-chain. *Eiu.com*, 2020.

Enciclopedia Treccani, Definizione di rischio, Ultima visione 10/10/2020.

Fayol, Henri, ed. *Administration Industrielle et Générale: Prévoyance, Organisation, Commandement, coordination, contrôle*. H. Dunod et e. Pinat, 1918.

FERMA. (Federation of European Risk Management Associations). Artificial Intelligence applied to risk management. *FERMA Perspectives*, 2019.

FERMA. (Federation of European Risk Management Associations). Standard di risk management, 2003.

Florio, Fabrizio. Il nuovo Codice della Crisi d'impresa e dell'insolvenza: novità, agevolazioni e problematiche degli strumenti di risoluzione della crisi. *Diritto.it*, 2020. Ultima visione 10/01/21.

Freund, Yoav, Robert Schapire, and Naoki Abe. A short introduction to boosting. Journal-Japanese Society For Artificial Intelligence 14.771-780, 1999, 1612.

Giorgino, Marco. Risk management. Egea,2015.

Hambrick, Donald C., and Richard A. D'Aveni. Large corporate failures as downward spirals. Administrative science quarterly, 1988, 1-23.

Hillegeist, Stephen A., et al. Assessing the probability of bankruptcy. Review of accounting studies 9.1, 2004, 5-34.

Hillson, David. Managing risk in projects. Gower Publishing, Ltd., 2012.

Il Sole 24 Ore. Confindustria: l'effetto Covid-19 affonda la produzione in marzo (-16,6%) e nel primo trimestre (-5,4%). Il Sole 24 Ore, Indagine, 2020.

ISM. (Institute for Supply Management). News Supply Chain,2020.

ISO. (International Organization for Standardization). ISO 31000: 2009. Risk Management-Principles and guidelines,2009.

ISTAT. Rapporto sulla competitività dei settori produttivi. Istat,2020.

Kim, Myoung-Jong, Dae-Ki Kang, and Hong Bae Kim. Geometric mean based boosting algorithm with over-sampling to resolve data imbalance problem for bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications 42.3, 2015, 1074-1082.

KMU-Magazin, Sicherheitsinstitut Zürich. Gestione del rischio strategica e operativa, 2020. Ultima visione 05/11/2020.

KPMG. COVID-19: interventi della Politica di Coesione UE a sostegno delle imprese. KPMG Italy, 2020.

Linden, Heikki. Synthesis of research studies examining prediction of bankruptcy. Aalto University School of Business, 2015.

Luoma, M., and E. K. Laitinen. Survival analysis as a tool for company failure prediction. Omega 19.6, 1991, 673-678.

Machinery, Computing. "Computing machinery and intelligence-AM Turing." *Mind* 59.236, 1950, 433.

McNeil, Alexander J., Rüdiger Frey, and Paul Embrechts. *Quantitative risk management: concepts, techniques and tools-revised edition*. Princeton University Press, 2015.

Mehr, Robert Irwin, Bob Atkinson Hedges, and Robert Atkinson Hedges. *Risk management in the business enterprise*. RD Irwin, 1963.

Mezzadri, Andrea. *Il passaggio del testimone: sedici casi di successo in imprese familiari italiane*. Vol. 284. Franco Angeli, 2005.

MOG, Capitale, Lavoro. *Rischi societari. Allegato 2- Tabella Rischi societari*, 2017.

Neri, Valentina. *Il disastro della Deepwater Horizon. Cosa è successo, le cause e i responsabili*. Lifegate.it, 2019. Ultima visione 23/10/2020.

Odom, Marcus D., and Ramesh Sharda. *A neural network model for bankruptcy prediction*. 1990 IJCNN International Joint Conference on neural networks. IEEE, 1990.

OECD (Organization for Economic Co-operation and Development). *Coronavirus (COVID-19): SME Policy Responses*. OECD, 2020.

Ohlson, James A. *Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy*. *Journal of accounting research*, 1980.

Ooghe, Hubert, and Sofie De Prijcker. *Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology*. *Management decision*, 2008.

Osservatorio AUB (AIdAF-EY, UniCredit, Bocconi). *Osservatorio AUB sulle Aziende Familiari Italiane*. Ed. VIII, 2016.

Osservatorio imprese Corporate Governance LAB. *Report 2020*. SDA Bocconi, 2020.

Panizza, Andrea, *Adeguati assetti organizzativi: perché sono importanti nella gestione d'impresa*, 2020. Articolo IPSOA, ultimo accesso 03/03/2021.

Parisi, Emanuela. L'origine delle banche. Il medioevo. Treccani.it. Ultima visione 10/11/2020.

Patrick, P. A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms. Certified Public Accountant, 1932.

Perboli, Guido, and Ehsan Arabnezhad. A Machine Learning-based DSS for Mid and long-Term company Crisis prediction, Expert Systems with Applications, Volume 174, 2021, 114758, ISSN 0957-4174.

PMI. (Project Management Institute U.S.A). PMBOK, V Edizione, 2012.

Poliflash Magazine. Standard Arisk e MPAI per la valutazione delle performance aziendali e l'Intelligenza Artificiale. Poliflash.polito.it, 2020. Ultima visione 17/02/2021.

Press (professione economica e sistema sociale), testata ufficiale del Consiglio nazionale dei dottori commercialisti e degli esperti contabili (CNDCEC). Fallimento aziendale, modelli di previsione del rischio. Press, 2017.

Rapporto Cerved. PMI 2020. Cerved, 2020.

Redazione PMI.it. Coronavirus: gestione del rischio in azienda. PMI.it, 2020. Ultima visione 15/01/21.

Rossi, Fabrizio. Prevenire è meglio che curare: uno sguardo ai modelli di previsione delle insolvenze aziendali. 2017.

Serra, Leonardo. Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza pubblicato in Gazzetta. Decreto legislativo, 12/01/2019 n° 14, G.U. 14/02/2019. Altalex, 2019. Ultima visione 09/01/21.

Son, Hwijae, et al. Data analytic approach for bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications 138, 2019, 112816.

Sparisci, Daniele. Toyota e Nissan, nuovo maxi-richiamo. Motori.corriere.it, 2015. Ultima visione 23/10/2020.

Studio MaffeiAlberti. Posticipata al 1° settembre 2021 l'entrata in vigore del nuovo Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza. Studiomaaffeialberti.it, 2020. 15/01/21.

Taleb, Nassim N. Il cigno nero. Come l'improbabile governa la nostra vita. Vol. 77. Il saggiatore, 2009.

UNI. (Ente Italiano di Normazione). Gestione del rischio, Vocabolario, 2007. Norma UNI 11230:2007.

Upneja, Arun, and Michael C. Dalbor. "An examination of capital structure in the restaurant industry." International Journal of Contemporary Hospitality Management, 2001.

Valente, Piergiorgio, De Bortoli, Nerio. Coronavirus: profili di rischio per le imprese e approcci alla "clinica d'impresa". Il fisco, IPSOA, 2020.

Will, Kenton. Lehman Brothers Bankruptcy. Investopedia.com, 2020. Ultima visione 23/10/2020.

Zmijewski, Mark E. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting research, 1984.