



Dipartimento
di Economia e Finanza

Cattedra di Economia e Gestione degli Intermediari Finanziari (C.P.)

**MODELLI PER LA STIMA DELLA PROBABILITÀ DI DEFAULT:
EVIDENZE EMPIRICHE DELL'IMPATTO DELLA CRISI COVID SU
DIVERSI SETTORI DELL'ECONOMIA ITALIANA**

Prof. Domenico Curcio

RELATORE

Prof. Giancarlo Mazzoni

CORRELATORE

Gianmarco Troiani 224341

CANDIDATO

Anno accademico 2021/2022

*“Se devi alla banca centomila
dollari, la banca ti possiede.
Se devi alla banca cento milioni
di dollari, possiedi tu la banca.”*

David Graeber

INDICE

Introduzione	6
Capitolo 1: IL RISCHIO CREDITO	8
1.1 Definizione e tipologie di rischio credito	9
1.2 La perdita attesa come prodotto di PD, EAD e LGD	12
1.2.1 La <i>Loss Given Default</i> (LGD)	13
1.2.2 L' <i>Exposure At Default</i> (EAD)	18
1.3 La perdita inattesa e la volatilità delle perdite	19
1.3.1 Il legame tra probabilità di <i>default</i> e tasso di recupero	22
1.4 Analisi normativa: evoluzione dei requisiti patrimoniali negli Accordi di Basilea	23
1.4.1 L'accordo di Basilea I e la definizione di capitale regolamentare	24
1.4.2 I miglioramenti raggiunti con Basilea II	27
1.4.3 Le innovazioni di Basilea III	31
1.5 Il trattamento dei crediti deteriorati	34
Capitolo 2: MODELLI PER LA MISURAZIONE DELLA PROBABILITÀ DI <i>DEFAULT</i>	37
2.1 Modello di analisi discriminante lineare: determinazione degli <i>score</i> , delle soglie e delle PD	38
2.1.1 Il Lambda di Wilks e la scelta delle variabili	42
2.1.2 Il modello di Altman	43
2.2 Limiti del modello di analisi discriminante lineare e introduzione ai modelli di regressione	45
2.3 I modelli di natura induttiva: reti neurali e algoritmi genetici (cenni)	48
2.4 Limiti del modello di <i>scoring</i> e analisi fondata sul mercato dei capitali	51
2.4.1 Il modello basato sugli <i>spread</i> dei titoli obbligazionari	52
2.4.2 Il modello di Merton (<i>contingent claim</i>)	57
2.4.3 Il modello KMV	60

Capitolo 3: LA CRISI COVID E LA COSTRUZIONE DEI MODELLI DI SCORING	65
3.1 Panoramica generale sulla crisi Covid e conseguenze per il settore bancario	66
3.2 Scelta dei settori per l'analisi	69
3.3 Selezione del campione tramite il <i>database</i> AIDA	72
3.4 Costruzione del modello di analisi discriminante lineare per il 2018	75
3.4.1 Scelta delle variabili	77
3.4.2 Determinazione degli <i>score</i>	78
3.4.3 Dagli <i>score</i> alle probabilità di <i>default</i>	82
3.4.4 Analisi del Lambda di Wilks e debolezze del modello	82
3.5 Determinazione delle PD per l'anno 2018 attraverso i modelli di regressione	83
3.5.1 Implementazione del <i>linear probabilistic model</i> su Matlab	85
3.5.2 Implementazione del modello <i>logit</i> e <i>probit</i> su Matlab	86
Capitolo 4: IMPATTO DEL COVID-19 SULLE PD DELLE IMPRESE NEI DIVERSI SETTORI E IMPLICAZIONI PER GLI ISTITUTI BANCARI	88
4.1 Ricalcolo di <i>score</i> e PD mediante il modello di analisi discriminante lineare	89
4.2 Ricalcolo delle PD mediante i modelli di regressione e sintesi dei risultati	90
4.3 Analisi comparata dei settori: chi è stato maggiormente colpito?	92
4.4 Requisiti patrimoniali supplementari per contrastare l'incremento del rischio credito	93
4.4.1 Evidenze empiriche di correlazione negativa tra PD e tassi di recupero	93
4.4.2 Condizioni necessarie all'adozione di un sistema di <i>rating</i> interno	95
4.4.3 Calcolo del capitale minimo obbligatorio con il metodo dei <i>rating</i> interni	96
4.4.4 Incremento dei requisiti patrimoniali dal 2018 al 2020 per i tre settori analizzati	100
4.5 Cosa fare per contrastare la crisi: le misure adottate contro il rischio credito	101
Conclusioni	106

Appendice A	108
Appendice B	109
Appendice C	110
BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA	113
INDICE DELLE FIGURE	116

Introduzione

Una delle esigenze primarie di un istituto bancario risiede sicuramente nell'identificazione e gestione del rischio credito. Ciò risulta particolarmente vero nei periodi immediatamente successivi a una crisi economica. In tali occasioni, infatti, è molto probabile che i debitori sperimentino una marcata instabilità nella restituzione dei prestiti loro concessi. La crisi verificatasi a causa del Covid-19 ne costituisce un esempio significativo. La pandemia ha, infatti, colpito diverse imprese provocando un significativo aumento del rischio creditizio. L'elaborato ha come obiettivo principale quello di studiare l'impatto della crisi su diversi settori economici. L'analisi si concentrerà su quei settori che hanno risentito maggiormente del calo dei consumi e delle misure legate al contenimento del contagio. In particolare, si farà riferimento al comparto moda (tessile e abbigliamento), al settore dei servizi legati al turismo (alloggio e ristorazione) e, per finire, all'*automotive*. Mediante lo sviluppo di vari modelli di misurazione del rischio credito, si andrà a studiare l'incremento delle probabilità di *default* (PD), considerando campioni di mille imprese per ciascun settore coinvolto. In seguito, dopo aver approfondito la correlazione tra PD e tassi di recupero, la trattazione prenderà in considerazione il tema dei requisiti patrimoniali aggiuntivi richiesti a una banca per supportare le perdite maggiori che si verificheranno sul suo portafoglio prestiti in seguito alla pandemia. Tali requisiti verranno calcolati adottando l'approccio dei *rating* interni e lo scopo principale sarà quello di determinare l'aumento del capitale minimo obbligatorio che una banca dovrebbe prevedere per far fronte a eventuali svalutazioni del suo attivo, causate dal mancato incasso dei crediti.

L'elaborato è suddiviso in quattro capitoli, ognuno focalizzato su una tematica specifica. Innanzitutto, verranno fornite le definizioni generali di rischio credito, con un *focus* specifico sulle varie grandezze che concorrono alla determinazione delle perdite attese e inattese di una banca. Al termine del capitolo, verrà analizzata la normativa che dal 1988 ad oggi ha regolato il tema del rischio credito. Nel secondo capitolo verranno, invece, presentati i modelli teorici utilizzati per la misurazione della probabilità di *default*, analizzandone tutte le caratteristiche e principali limitazioni.

A questo punto la trattazione assumerà un taglio pratico. Nel terzo capitolo alcuni dei modelli presentati in precedenza verranno utilizzati per stimare le PD di diverse imprese nell'anno pre-pandemico, ovvero il 2018. Il quarto capitolo è, invece, diviso in due parti. Innanzitutto, verranno ricalcolate le PD per l'anno 2020, di modo tale da analizzare l'impatto della pandemia e capire quali siano i settori che hanno risentito maggiormente delle conseguenze negative della crisi. In seguito, verranno calcolati i requisiti patrimoniali aggiuntivi di cui una banca dovrebbe dotarsi per contrastare l'aumento della rischiosità del proprio portafoglio, supponendo che quest'ultima sia entrata in contatto con tutte le imprese considerate nei diversi campioni. La tesi si conclude con un ultimo

paragrafo dedicato all'analisi delle misure adottate dalle autorità europee per supportare le banche e sostenere l'economia reale.

Lo scopo ultimo della tesi è, dunque, duplice: per prima cosa, l'intento sarà quello di ordinare i settori dal più al meno colpito, verificando anche l'affidabilità dei modelli utilizzati per l'analisi (verrà operato, infatti, un confronto tra risultati attesi e risultati ottenuti per capire se i modelli utilizzati conducono a risultati attendibili o meno) e, in seconda battuta, si cercherà di capire quanto grave possa essere considerata la crisi pandemica sotto il profilo della rischiosità bancaria, focalizzandosi prevalentemente sulla probabilità di *default*, sul tasso di recupero e sulle implicazioni in termini di requisiti patrimoniali.

Capitolo 1: IL RISCHIO CREDITO

Volendo fornire una definizione generale, è possibile identificare il rischio credito come il rischio di perdita totale o parziale sui finanziamenti e prestiti concessi da un istituto bancario alla propria clientela. Tale rischio è presente in qualunque transazione finanziaria e, stando alla definizione dell'Associazione Nazionale Enciclopedia della Banca e della Borsa (ASSONEBB), «si manifesta ogni qualvolta che il creditore, in qualunque forma tecnica conceda il prestito, non si vede rimborsato tutto o parte dell'ammontare di risorse finanziarie impiegate nell'operazione».

Le misure più idonee alla gestione del rischio credito consistono, innanzitutto, in un'attenta valutazione dell'affidabilità della clientela richiedente prestiti. Per tale motivo, le banche hanno nel corso del tempo sviluppato una serie di modelli che permettono loro di determinare quali clienti sono effettivamente meritevoli di ricevere un finanziamento. Tali modelli verranno analizzati puntualmente all'interno del secondo capitolo di questo elaborato, ma dapprima si è ritenuto opportuno, in questa prima sezione, svolgere una panoramica sugli aspetti principali concernenti il rischio credito per un suo miglior inquadramento da un punto di vista gestionale, prudenziale e regolamentare.

Dopo aver fornito una definizione completa di rischio credito e averne messo in evidenza le diverse tipologie, si procederà distinguendo tra il concetto di perdita attesa e inattesa. Tale distinzione è fondamentale per comprendere la gestione di una banca dal punto di vista economico. Se, infatti, la perdita attesa viene coperta attraverso opportuni accantonamenti a riserva, la perdita inattesa influenza il patrimonio di vigilanza, ovvero la porzione di capitale che deve essere detenuta per soddisfare i requisiti di vigilanza prudenziale.

In seguito, il capitolo prenderà in considerazione le principali indicazioni di carattere normativo legate al rischio credito, svolgendo un'analisi approfondita dei tre Accordi di Basilea che, ad oggi, costituiscono la parte più importante dell'intero *framework* normativo relativo alla gestione dei rischi bancari.

Per concludere l'analisi, verrà infine preso in considerazione il tema del trattamento dei crediti finiti in *default* mediante un approfondimento delle indicazioni relative al quadro contabile IFRS9 e delle disposizioni della banca centrale europea (BCE) stabilite nel *calendar provision* del 2018.

1.1 Definizione e tipologie di rischio credito

Il rischio credito può essere definito come «la possibilità che una variazione inattesa del merito creditizio di una controparte generi una corrispondente variazione inattesa del valore corrente della relativa esposizione creditizia¹».

Questa semplice definizione contiene alcuni concetti che meritano di essere evidenziati:

- Si fa riferimento a una "corrispondente variazione inattesa del valore corrente della relativa esposizione creditizia", rimarcando il principio secondo il quale un peggioramento del merito di credito della controparte si traduce in un abbassamento del valore corrente dell'esposizione. Questo accade in quanto il tasso di sconto che si utilizza per determinare il valore attuale dei flussi futuri è dato, oltre che dal tasso *risk free*, anche da un ulteriore elemento comunemente denominato premio al rischio, che riflette, nel suo valore, la probabilità di insolvenza della controparte. Ciò che accade, dunque, è che all'aumentare del rischio associato a un'esposizione, aumenta il valore del premio al rischio e, di conseguenza, il tasso da applicare per scontare i flussi di cassa. A un maggior tasso corrisponde chiaramente un valore di mercato del prestito inferiore. In altri termini, si può affermare che il rischio credito non va inteso solo in senso dicotomico distinguendo tra insolvenza e non insolvenza, ma piuttosto deve essere ricondotto a un processo continuo di peggioramento di cui il *default* rappresenta unicamente l'evento più estremo. Si parla in tal senso di rischio di *downgrading* o migrazione che, anche se strettamente connesso, è da distinguersi rispetto al semplice concetto di insolvenza.
- Un ulteriore aspetto da evidenziare sta nella definizione di perdita come "inattesa". Nell'ambito della gestione del rischio rientrano solo quegli elementi che non possono essere previsti dall'istituto bancario. Infatti, se la banca possedesse tutti gli elementi necessari per prevedere un eventuale peggioramento del merito creditizio della controparte, includerebbe tale valutazione nel processo di *pricing*, ovvero di determinazione del tasso attivo. Come detto nella parte introduttiva al capitolo, inoltre, la perdita attesa ha un impatto sul conto economico in quanto si traduce in accantonamenti che riducono l'utile di esercizio dell'anno corrente. È invece la sola perdita inattesa ad incrementare la necessità di requisiti patrimoniali e a costituire, dunque, il vero e proprio concetto di rischio, ovvero la possibilità che le valutazioni della banca si rivelino a posteriori errate.

¹ Cfr. A. Resti, A. Sironi, "Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione" (2021).

- Nella definizione non ci si limita ad includere i classici impieghi di un istituto bancario, ovvero i titoli e prestiti in bilancio, ma si parla più genericamente di “esposizioni creditizie”. Questo avviene in quanto il rischio di credito finisce con l’inglobare anche le posizioni fuori bilancio e, in particolare, le garanzie prestate, gli strumenti derivati negoziati *over the counter* e le transazioni in titoli e valute per cui la liquidazione finale non è ancora stata completata. Oltre al così detto rischio di pre-regolamento o sostituzione che verrà specificato al meglio nel proseguo della trattazione, le posizioni fuori bilancio sono interessate anche dal rischio di regolamento che ha origine dalle differenze di fuso orario tra le parti. Tale rischio prende anche il nome di “rischio Herstatt” a causa del primo episodio in cui quest’ultimo si è manifestato in tutta la sua gravità. Il 26 giugno 1974 l’autorità bancaria tedesca ha posto la Herstatt Bank in liquidazione alle ore 16:30 europee che corrispondeva alle 10:30 newyorkesi. Il problema fu che un certo numero di banche aveva effettuato il pagamento di marchi tedeschi alla banca in quel di Francoforte in cambio di dollari USA che dovevano essere comprati a New York. Venute a conoscenza della notizia della chiusura, però, le banche americane sospesero i pagamenti che, a causa dell’orario prematuro, non erano ancora stati effettuati. Possiamo, dunque, dire che il rischio di regolamento è presente per un intervallo temporale molto breve, di solito non superiore ad alcune ore, essendo dovuto, di fatto, alle differenze di orario tra paesi².
In seguito alla crisi della banca tedesca, il così detto Gruppo dei dieci³ ha dato vita al Comitato di Basilea nel 1974.

È possibile suddividere il rischio credito in diverse tipologie. Nella sua accezione più semplice, esso prende le connotazioni di semplice rischio di insolvenza (anche a volte definito come rischio di controparte), connesso semplicemente all’incapacità totale o parziale della controparte di adempiere alle proprie posizioni debitorie. Quest’ultimo è strettamente collegato, come specificato anche in precedenza, al rischio di migrazione, ovvero alla possibilità che il merito creditizio della controparte possa deteriorarsi per qualche motivo legato o direttamente al debitore (ad esempio fallimento di un’impresa) o alla situazione economica in generale (ad esempio una crisi economico-finanziaria).

² Il rischio di pre-regolamento, invece, si estende per tutto l’arco temporale di durata del contratto.

³ Coalizione di 10 paesi industriali (Belgio, Canada, Francia, Germania, Giappone, Gran Bretagna, Italia, Paesi Bassi, Stati Uniti e Svezia) costituitasi nel 1962 con l’obiettivo di difendere le monete dei paesi membri e mettere a disposizione risorse valutarie al Fondo Monetario Internazionale. Nel 1984 i paesi membri divennero 11 con il subentro della Svizzera.

Sebbene il rischio di credito trovi la sua essenza principale nelle due categorie sopra descritte, la definizione incorpora anche ulteriori fattispecie che è necessario specificare e che vengono di seguito elencate.

- Rischio di *spread*: rappresenta il rischio che, a causa di eventi politici, catastrofi naturali o gravi fallimenti finanziari, il premio al rischio richiesto dagli investitori aumenti, nonostante la probabilità di *default* resti immutata. Questo fenomeno potrebbe verificarsi allorché l'avversione al rischio degli investitori aumenta per qualche ragione, rendendo di conseguenza più alto il rendimento richiesto e inferiore il valore dell'esposizione.
- Rischio di recupero: si tratta del rischio direttamente collegato alla così detta "*Loss Given Default*", finanziariamente definita come complemento a uno del tasso di recupero. Si sostanzia nella possibilità che, a causa di un allungamento della procedura di recupero o di un valore di realizzo inferiore a quanto preventivato, il creditore ottenga un ammontare più basso del previsto in seguito alla procedura di contenzioso nei confronti dei debitori insolventi.
- Rischio di esposizione: indica la possibilità che l'esposizione creditizia subisca un incremento nel periodo immediatamente precedente al *default*. Sostanzialmente, questa tipologia di rischio si manifesta in un aumento della così detta "*Exposure at Default*", grandezza che concorre, assieme alla *Loss Given Default* e alla *Probability of Default*, alla determinazione della perdita attesa per l'istituto bancario.
- Rischio di pre-regolamento o di sostituzione: nelle transazioni di derivati nei mercati *Over The Counter*, tale rischio fa riferimento alla possibilità che la controparte si riveli insolvente prima della scadenza del contratto (rischio di pre-regolamento). Se ciò dovesse accadere nascerebbe l'esigenza di sostituire lo strumento sul mercato mediante un nuovo contratto, il quale potrebbe essere caratterizzato da condizioni meno favorevoli rispetto a quello originale (rischio di sostituzione).
- Rischio Paese: rischio connesso all'interruzione dei pagamenti da parte di una controparte estera a causa di vincoli valutari o eventi di natura politico-legislativa che impediscono il rimborso del debito. Potrebbe anche riferirsi al rischio *default* di un governo estero su un prestito da quest'ultimo emesso o garantito⁴.

Dalla definizione e classificazione del rischio credito si capisce come sia fondamentale distinguere tra il concetto di perdita attesa e perdita inattesa, argomento a cui vengono riservati i due paragrafi seguenti dell'elaborato.

⁴ Definizione del Glossario Finanziario di Borsa Italiana.

1.2 La perdita attesa come prodotto di PD, EAD e LGD

Secondo un'accezione statistica, la perdita attesa è rappresentata dal valor medio della distribuzione delle perdite su un portafoglio prestiti. Come precedentemente ricordato, la perdita attesa (essendo per l'appunto "attesa") non costituisce una vera e propria misura di rischio, in quanto la banca, potendola prevedere, sarà in grado di coprirla attraverso il meccanismo di *pricing*, ovvero prevedendo un adeguato tasso da applicare al prestito. Chiaramente, maggiore è il rischio associato all'esposizione, maggiore sarà il tasso di interesse prefissato dall'istituto e imposto al cliente.

In termini di copertura, l'entità della perdita attesa determina l'ammontare di accantonamenti che la banca contabilizza nel proprio bilancio di esercizio. Al termine di quest'ultimo se la somma accantonata a conto economico si rivela maggiore della perdita effettiva si avrà una ripresa a conto economico; se al contrario la somma accantonata risulta inferiore della perdita effettiva, la differenza restituirà la perdita inattesa che costituisce il rischio.

Nel corso degli anni sono stati elaborati diversi modelli per stimare le tre componenti, il cui prodotto restituisce il valore della perdita attesa bancaria:

1. *Probability of Default* (PD): su questa grandezza si concentrerà la maggior parte di questo elaborato, specificando dapprima i modelli principali utilizzati per la sua stima (capitolo 2) e, in seguito, procedendo a un'analisi empirica del suo incremento dovuto alla situazione pandemica che ha colpito il mondo ormai da circa tre anni (capitoli 3 e 4).
2. *Loss Given Default* (LGD): definita come la percentuale di esposizione che la banca non riesce a recuperare in seguito alla procedura di recupero.
3. *Exposure At Default* (EAD): definita come l'esposizione complessiva dell'istituto bancario nei confronti della controparte e data dalla somma tra l'esposizione corrente e l'eventuale variazione nella dimensione del prestito che potrebbe verificarsi fino alla fine della procedura di recupero.

Dato che alle metodologie di determinazione della probabilità di *default* verrà dedicato l'intero secondo capitolo, di seguito ci si propone di definire al meglio le altre due grandezze e le rispettive procedure di calcolo. Dal prodotto tra *Loss Given Default* ed *Exposure At Default* è possibile ricavare la perdita assoluta sul portafoglio prestiti.

1.2.1 La *Loss Given Default* (LGD)

La *Loss Given Default* (LGD) è traducibile come perdita in caso di *default* e, sostanzialmente, si concretizza nel tasso di perdita che la banca (o più in generale qualsiasi istituto di credito) sostiene su un'esposizione rivelatasi insolvente.

Analiticamente è calcolabile come complemento a uno del tasso di recupero, alla cui determinazione sono riservate due diverse metodologie che analizzeremo a breve.

Innanzitutto, è importante specificare quali siano i fattori che influenzano il valore della LGD al fine di comprendere al meglio gli elementi che potrebbero determinare un incremento del rischio credito:

1. Le caratteristiche dell'esposizione: i crediti possono essere caratterizzati da un minore o maggiore grado di sicurezza e affidabilità che viene determinato, da un lato, dalla presenza di garanzie sul prestito stesso e, dall'altro, dal così detto livello di *seniority*, ovvero il diritto di priorità di rimborso in caso di insolvenza. La stabilità di un'esposizione è quindi maggiorata, in prima battuta, dalla presenza di garanzie reali (*collateral*), le quali possono essere costituite da attività finanziarie o da altri beni come immobili, scorte, impianti e così via. Un altro elemento che garantisce una maggiore affidabilità nei titoli obbligazionari sono le *covenants*, ovvero clausole restrittive che limitano gli emittenti sotto certi punti di vista, aumentando la loro capacità di rimborso. Ad esempio, le *covenants* potrebbero limitare il pagamento dei dividendi da parte del manager, porre un freno al livello di indebitamento o imporre un valore minimo di capitale circolante in bilancio. Infine, i crediti che godono di *seniority* sono più stabili rispetto agli altri perché, in caso di insolvenza, godono di priorità nella procedura di rimborso, diversamente dal debito così detto "subordinato".
2. Le caratteristiche del debitore: si fa riferimento, in particolare, al tipo di attività svolta dal debitore e al suo settore di appartenenza. Questo tema è direttamente collegato all'affidabilità delle garanzie di cui al punto precedente, in quanto se, ad esempio, il debitore opera in un settore ad alta obsolescenza tecnologica e le garanzie sono iscritte sui beni contenuti in magazzino, queste ultime potrebbero perdere valore portando a un tasso di recupero più basso. In questa sezione rientra anche la valutazione del paese d'origine del debitore, in quanto tale elemento potrebbe condizionare i tempi e l'efficacia delle procedure fallimentari.
3. Le caratteristiche della banca: in questa categoria rientrano in particolar modo la frequenza con la quale la banca attua accordi stragiudiziali per il risanamento del debito e il livello di efficienza dell'ufficio che si occupa del processo di recupero. Le banche sono, infatti, tipicamente dotate di strutture che si occupano di questa importante fase del rapporto creditizio. A volte è anche possibile che la banca si affidi a dei *services* esterni, ovvero a

società specializzate che si pongono come principale obiettivo quello di esigere il versamento delle somme dovute dai debitori.

4. I fattori esterni: si fa in questo caso riferimento allo stato del ciclo economico e all'andamento di variabili macroeconomiche e finanziarie, che potrebbe incidere sul valore degli *asset* posti a garanzia, così come al livello dei tassi di interesse, il cui possibile aumento si riflette in una riduzione del valore attuale dei possibili recuperi futuri.

Una volta compresi gli elementi che influiscono sul valore della LGD, è necessario analizzare i due principali approcci che vengono utilizzati per la sua quantificazione.

Il primo approccio fa riferimento al mercato (*market LGD*) in quanto sfrutta i prezzi delle esposizioni in *default* come stima del tasso di recupero. Ad esempio, supponendo che un'obbligazione emessa da una società insolvente venga scambiata a 30 centesimi per ogni euro di capitale nominale, si può dedurre che il mercato sta stimando una perdita dato il *default* pari al 70% (che corrisponde a un tasso di recupero del 30%). Ovviamente, affinché questo metodo sia applicabile, è necessario che l'obbligazione venga scambiata in un mercato secondario.

Una variante di questo approccio si basa sul fatto che, spesso, gli strumenti emessi da imprese che si trovano in condizioni prossime al *default* sono oggetto di operazioni di ristrutturazione del debito, ovvero vengono sostituiti da nuovi strumenti (di solito azioni o obbligazioni a lungo termine) il cui valore può essere utilizzato come stima del tasso di recupero e della LGD. Questa variante della *market LGD* prende il nome di *emergence LGD*.

Per finire, esiste anche una seconda variante che prevede di stimare la LGD a partire dagli *spread* dei titoli obbligazionari e che prende il nome di *implied market LGD*. Tali *spread* vengono in genere utilizzati per stimare la probabilità di *default* partendo da un'idea semplice: se a un'obbligazione viene applicato un tasso maggiore rispetto a un'altra, significa che probabilmente il suo emittente soffre di un rischio di *default* maggiore⁵. Tuttavia, una volta nota la PD, la quotazione dei titoli può essere utilizzata per ricavare anche la LGD partendo dalla consapevolezza che le due grandezze sono in qualche misura correlate tra loro.

Il secondo approccio di calcolo della LGD è definito *workout* e stima tale grandezza sulla base dei costi, degli ammontari e delle tempistiche legate alla procedura di recupero. Esso è in genere preferito al primo in quanto non necessita di dati di mercato, spesso disponibili solo per imprese di grandi dimensioni, ma si basa esclusivamente sulle esperienze di *default* passate che la banca ha dovuto affrontare. A partire da un *database* di esperienze di *workout*, la banca sarà in grado di stimare la

⁵ Per una trattazione completa della tematica si rinvia al paragrafo 2.4.1.

LGD dei *default* futuri attraverso la distribuzione empirica dei tassi di recupero passati. Per farlo non è possibile basarsi sulla semplice media della distribuzione poiché la LGD assume molto spesso valori prossimi agli estremi a seconda della forma tecnica dell'operazione di finanziamento. Ad esempio, alcune esposizioni, come il leasing o i mutui su edilizia residenziale, sono caratterizzati da tassi di recupero elevati, mentre altre, come gli scoperti in conto corrente di nuovi clienti privi di garanzie, hanno LGD prossime al 100%. In poche parole, la LGD segue una distribuzione per la quale il momento primo (ovvero la media) è molto poco significativo.

Per risolvere questo inconveniente si possono utilizzare due differenti metodologie.

1. L'approccio del *lookup table* prevede di scomporre il *database* sulla base delle forme tecniche, delle garanzie e delle tipologie di debitori. A ciascun *cluster* così formatosi verrà assegnata una LGD media che servirà come guida per prevedere i valori di perdita futuri.
2. L'approccio dei modelli multivariati (lineari o non lineari) prevede di costruire dei modelli statistici che spieghino la relazione tra il valore della perdita e le caratteristiche del singolo credito. In questo modo, una volta determinate le caratteristiche del nuovo credito in termini di forma tecnica, garanzie e tipologia di debitore, sarà sufficiente applicare le relazioni individuate per stimare il tasso di recupero futuro.

Per stimare le LGD future è, dunque, necessario possedere informazioni circa i livelli di perdita dei crediti finiti in *default* nel passato. In alternativa, l'approccio *workout* prevede l'applicazione di una semplice formula matematica che permette di ricavare i tassi di recupero a patto di possedere alcune informazioni. La riportiamo di seguito:

$$RR = \frac{RNS}{EAD} = \frac{RL - CA}{EAD} * (1 + i)^{-T} \quad [1.1]$$

Specifichiamo i termini che compongono la formula:

- *RR* è il tasso di recupero effettivo sull'esposizione in *default*.
- *RNS* sta per recupero netto scontato: netto in quanto si calcola come recupero lordo (*RL*) al netto dei costi amministrativi (*CA*) e scontato perché tale differenza viene poi attualizzata sulla base della durata del processo di recupero (*T*) a un certo tasso (*i*).
- *EAD* è l'esposizione al momento del *default*, grandezza che verrà approfondita nel paragrafo successivo. Essa potrebbe aumentare in seguito ad addebitamenti successivi sul conto del debitore dopo il momento del *default*.

È necessario ora compiere delle precisazioni che permettono di comprendere al meglio la formula. Innanzitutto, i recuperi includono tutte le commissioni che il debitore insolvente paga alla banca,

compresi gli interessi di mora, ovvero gli interessi di natura risarcitoria che vengono pagati a causa del ritardo nell'adempimento dell'obbligazione pecuniaria. Tali commissioni influenzano, tuttavia, anche il denominatore della formula in quanto incrementano l'EAD.

I costi amministrativi ricomprendono tutte le spese che la banca sostiene durante l'intera procedura di recupero. Nel caso in cui la banca affidi tale procedura a una società esterna, l'entità dei costi amministrativi potrebbe coincidere con le tariffe applicate dalla società stessa.

Il tasso di sconto (i) che compare nella formula è solitamente un tasso *forward*. Questo in quanto la banca potrebbe anche utilizzare una media dei tassi vigenti sul mercato dal momento in cui si verifica il *default* alla fine della procedura di recupero, ma in tal modo compierebbe un'analisi di tipo *backward looking* che impedirebbe di tener conto delle condizioni di mercato correnti e future. Dato che l'interesse principale della banca è quello di stimare i tassi di perdita futuri, appare molto più sensato utilizzare come tasso di sconto una stima del futuro tasso a pronti. Alla luce di ciò, la banca utilizza solitamente tassi *forward* a un anno in quanto si presuppone che il *default* si verificherà una volta trascorso questo orizzonte temporale⁶. I tassi forward sono caratterizzati generalmente da due pedici; il primo indica l'orizzonte temporale che deve trascorrere prima che il tasso forward diventi valido, mentre il secondo indica l'orizzonte temporale per il quale il tasso stesso è applicabile. Ad esempio, il tasso ${}_1i_2$ indica che il tasso varrà tra un anno per un periodo temporale di due anni.

Per il calcolo della *workout LGD* il tasso forward da utilizzare sarà il tasso ${}_1iT$, ovvero valevole tra un anno per un periodo temporale di T anni.

L'ultima grandezza che deve essere approfondita è proprio l'orizzonte temporale (T). Per stimarlo è necessario calcolare la differenza tra la duration dei recuperi (D_R), ovvero delle somme recuperate dalla banca durante la procedura, e la duration dei caricamenti (D_C), ovvero degli addebiti sul conto del debitore successivi al *default*. In formule si avrà:

$$T = D_R - D_C = \frac{\sum_{t=0}^T t * F_t^+ (1 + i_2)^{-t}}{\sum_{t=0}^T F_t^+ (1 + i_2)^{-t}} - \frac{\sum_{t=0}^T t * F_t^- (1 + i_2)^{-t}}{\sum_{t=0}^T F_t^- (1 + i_2)^{-t}} \quad [1.2]$$

Chiaramente F_t^+ rappresenta le somme in entrate (i recuperi), mentre F_t^- rappresenta le somme in uscita (i caricamenti).

⁶ Dato che le PD vengono generalmente stimate su un orizzonte temporale annuale, anche per le LGD si applica la stessa convenzione.

Nella formula per il calcolo delle duration è chiaro che un ruolo fondamentale è rivestito dalla scelta del tasso di interesse da utilizzare⁷. Da un'analisi della letteratura, riproposta in un importante studio di Lucia Gibilaro e Gianluca Mattarocci⁸, si scopre che esistono diverse soluzioni utilizzabili:

1. Il tasso contrattuale applicato al cliente;
2. Il tasso *risk-free*;
3. Il tasso di rendimento corretto per il rischio stimato con un approccio mono fattoriale.

La prima alternativa prevede l'utilizzo del tasso contrattuale definito all'inizio del rapporto o dell'ultimo tasso contrattuale rinegoziato con il cliente. La scelta su quale dei due tassi utilizzare dipende dalla data di stipula del contratto. In particolare, se è trascorso molto tempo, appare più logico utilizzare l'ultimo tasso rinegoziato poiché le condizioni economico-finanziarie potrebbe essere mutate in modo non trascurabile. Tuttavia, se i rimborsi avvengono in orizzonti temporali ampi, ovvero se il processo di recupero si protrae a lungo, anche l'utilizzo dell'ultimo tasso contrattuale potrebbe essere fuorviante in quanto non in grado di catturare il reale costo opportunità di un mancato recupero del credito da parte dell'intermediario.

La seconda alternativa prevede di utilizzare come tasso di attualizzazione il tasso privo di rischio per motivi prevalentemente legati alla facilità di individuazione. Per utilizzare questo approccio sarà, infatti, sufficiente identificare il mercato di riferimento e la migliore *proxy* disponibile per il rendimento *risk-free*. Il problema, come intuibile, è che una simile soluzione tenderebbe a sottostimare il vero rischio intrinseco nell'operazione di recupero, comportando delle attualizzazioni superiori rispetto a quelle che si otterrebbero tenendo in considerazione l'incremento del rischio dovuto al *default*. Quando si verifica un'insolvenza, infatti, gli importi e le date dei recuperi diverranno incerti, inglobando una componente di rischio supplementare che non può essere incorporata nel solo tasso *risk-free*.

Per evitare che la banca sottostimi le sue perdite, il terzo approccio prevede di utilizzare un tasso di attualizzazione corretto per il rischio e calcolabile mediante la formula classica del CAPM:

$$r = r_f + \beta(r_m - r_f) \quad [1.3]$$

Quando si realizza un'analisi seguendo questo approccio, solitamente, l'indice di mercato viene approssimato da indicatori relativi all'andamento medio dei *default bonds* negoziati sul mercato

⁷ Si noti che questo tasso è stato definito i_2 per non creare confusione con il tasso i che compare nella formula [1.1].

⁸ Per un maggior approfondimento, v. Gibilaro L., Mattarocci G., "La selezione del tasso di attualizzazione nella stima della *loss given default*: un'applicazione al mercato italiano" (2006).

(Altman et al., 2002), mentre il parametro beta si calcola effettuando una regressione tra la serie storica dei rendimenti in eccesso del titolo e la serie storica dei rendimenti in eccesso del mercato. In altri termini, il beta sarebbe la variazione percentuale attesa del rendimento in eccesso del titolo per una variazione percentuale dell'1% del rendimento in eccesso del mercato e coincide con la pendenza della retta che interpola i dati.

Quando non vi è sufficiente profondità storica nella serie dei rendimenti dei *default bonds*, può essere ritenuto accettabile utilizzare nella regressione un indice sull'andamento generale dell'economia considerata come, ad esempio, il PIL. È stato, infatti, dimostrata l'esistenza di una relazione consistente tra andamento dell'economia e valori dei tassi di recupero. Essa è prevalentemente dovuta al maggior valore assunto dai beni escussi dopo il *default* in caso di andamento positivo del ciclo. La formula di cui sopra assumerebbe in tal caso la forma seguente:

$$r = r_f + \beta(PIL) \quad [1.4]$$

Una volta determinata la LGD, per calcolare il tasso di perdita attesa è necessario stimare un'ulteriore grandezza (*Exposure At Default*), alla quale il successivo paragrafo è dedicato.

1.2.2 L'*Exposure At Default* (EAD)

L'esposizione al momento del *default* costituisce una variabile il cui valore può essere deterministico o aleatorio a seconda della forma tecnica del finanziamento concesso al debitore.

Il caso più semplice in cui l'EAD è determinata senza aleatorietà è quello, ad esempio, di un mutuo erogato a un cliente. In questo caso tale grandezza coincide con il valore delle rate del mutuo ancora da pagare così come previsto dal piano di ammortamento.

Lo stesso fenomeno caratterizza un titolo obbligazionario che prevede il pagamento di un tasso fisso. In questo caso, infatti, l'esposizione è data semplicemente dai flussi di cassa residui definiti al momento dell'emissione.

Più complesso è, invece, il caso di un'apertura di credito in conto corrente in quanto tale forma tecnica è caratterizzata da una discrezionalità di utilizzo da parte del debitore. Per stimare l'EAD in questo caso è necessario tenere conto di due termini; il primo è la così detta *draw portion* (DP), ovvero la quota di fido già utilizzata, mentre il secondo è il prodotto tra la quota di fido non utilizzata, definita *undrawn portion* (UP), e la stima della percentuale di utilizzo da parte del debitore al momento del *default*, definita *credit conversion factor* (CCF). Chiaramente il valore di quest'ultimo termine sarà con buone probabilità tanto maggiore quanto più il debitore è vicino al *default*⁹; quindi, la banca deve

⁹ Tale rischio, come specificato in precedenza, è definito come rischio di esposizione.

essere in grado di dedurre, mediante una costante comunicazione, la situazione in cui si trova il debitore in quel momento.

Analiticamente, la formula di calcolo è la seguente:

$$EAD = DP + UP * CCF \quad [1.5]$$

Il maggior rischio derivante dal possibile utilizzo dell'*undrawn portion* dovrebbe essere coperto mediante l'applicazione di un tasso sul prestito più elevato. Tuttavia, molte imprese, soprattutto le migliori, utilizzano spesso una quota del fido modesta e presentano, quindi, un elevato rapporto tra UP e DP. Per tale motivo, una maggiorazione del tasso che incorpori l'intero rischio risulterebbe eccessiva e potrebbe spingere la banca fuori dal mercato. Di conseguenza, le banche adottano, in genere, soluzioni alternative: nei mercati anglosassoni viene applicata una commissione che prende il nome di *back-end fee* o *commitment fee* e che è proporzionale a UP, mentre in altri Paesi (tra cui l'Italia) si fa ampio utilizzo di affidamenti revocabili, che possono essere cancellati dalla banca in qualsiasi momento.

Un altro esempio in cui la stima della EAD è complessa è quello di uno strumento derivato negoziato in un mercato OTC, fattispecie in cui il valore dell'esposizione è incerto in quanto dipendente dall'andamento dei fattori di mercato sottostanti al contratto. In questo caso il valore dell'esposizione è scomponibile nella somma tra l'esposizione corrente e l'esposizione futura potenziale. Il primo termine è funzione del costo di sostituzione, ovvero della differenza tra prezzo contrattuale e prezzo di mercato, mentre il secondo dipende dal valore di mercato della posizione, che potrebbe aumentare in seguito a un incremento della sensibilità della posizione al prezzo (tasso) di mercato e della volatilità di quest'ultimo. Dalla somma delle due componenti si ritrova il così detto *loan equivalent exposure* (LEE) che potremmo tradurre come "equivalente creditizio del prestito". Una volta fissato questo valore, è come se la posizione sul derivato potesse essere approssimata da quella su un semplice prestito di importo certo e pari a LEE. Di conseguenza, sarà possibile confrontare l'esposizione sul derivato con quella di un normale prestito e determinare il margine di garanzia a tutela del rischio di insolvenza della controparte.

1.3 La perdita inattesa e la volatilità delle perdite

Come si è detto nei paragrafi precedenti, la perdita attesa non costituisce il vero e proprio rischio per la banca, essendo definita come il valore atteso della distribuzione delle perdite. Ciò che preoccupa maggiormente la sezione di *risk management* dell'istituto bancario è la possibilità che la perdita effettiva si discosti da quella attesa. Tale possibilità coincide con la definizione di perdita inattesa, essendo quest'ultima esprimibile come la variabilità della perdita attorno al suo valor medio.

Una prima importante differenza tra perdita attesa e inattesa è ravvisabile se si fa riferimento al concetto di portafoglio. Se, infatti, la perdita attesa di un portafoglio è esattamente pari alla somma delle perdite attese degli impieghi che lo compongono, la perdita inattesa è inferiore alla somma delle variabilità delle perdite sui singoli impieghi e se ne discosta tanto più quanto maggiore è il grado di diversificazione del portafoglio. Per definizione, un portafoglio è diversificato quando il grado di correlazione tra i singoli impieghi che lo compongono è basso. Mediante una diversificazione elevata si può eliminare, anche completamente, la variabilità delle perdite di portafoglio intorno al valor medio, ma non si potrà mai eliminare la perdita attesa, in quanto quest'ultima dipende da fattori che colpiscono in modo simultaneo tutte le posizioni. In altri termini, la perdita attesa dipende dal rischio sistematico – ovvero da quella particolare tipologia di rischio che deriva dalla constatazione dell'esistenza di pericoli e problemi che, interessando l'intera economia, rappresentano una minaccia per tutte le attività (una crisi finanziaria, ad esempio, costituisce un rischio sistematico, ovvero non diversificabile) – mentre la perdita inattesa fa riferimento al rischio specifico che riguarda i pericoli incombenti sul singolo *asset* considerato (l'andamento negativo di un solo settore causato da un qualche fenomeno esterno rappresenta, ad esempio, un rischio specifico, ovvero diversificabile)¹⁰. La differenza tra perdita attesa e inattesa può essere facilmente compresa analizzando la figura seguente:

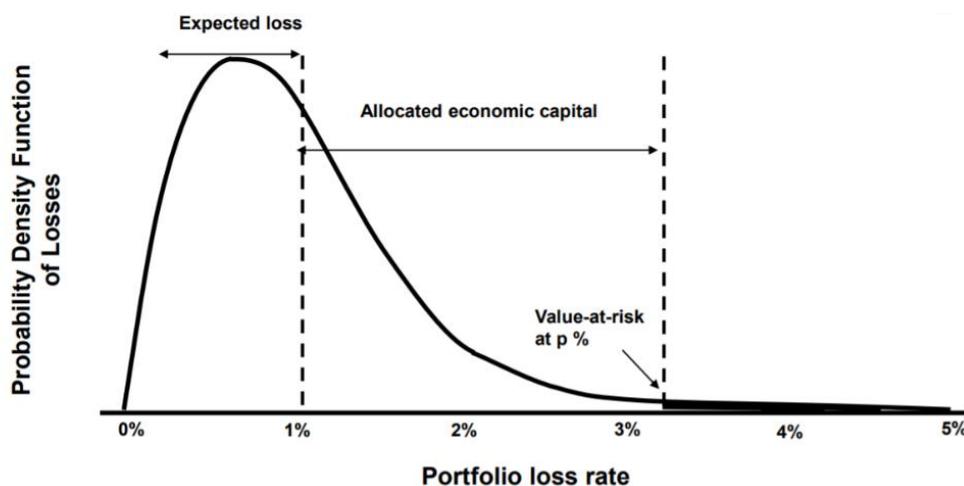


FIGURA 1
Distribuzione delle
perdite

Nel grafico è rappresentata una funzione di densità di probabilità riferita a delle perdite su un portafoglio bancario. Il tasso di perdita attesa è in questo caso pari all'1% e corrispondente al valor medio della distribuzione. Per trovare la perdita inattesa è necessario, invece, tagliare la distribuzione in corrispondenza di un certo percentile e sottrarre la perdita attesa al valore di perdita così individuato. Nella figura il percentile non è stato specificato ed è stato individuato semplicemente

¹⁰ La definizione di rischio sistematico e specifico fornita è stata ripresa dall'Associazione Nazionale Enciclopedia della Banca e della Borsa (ASSONEBB).

come p %. In corrispondenza di tale percentile, il valore del tasso di perdita è circa pari al 3,2% e, dunque, sottraendo il valor medio della distribuzione, si ritrova un tasso di perdita inattesa pari al 2,2% circa. Chiaramente, per ricavare il valore della perdita a partire dal tasso è sufficiente moltiplicare per il valore del portafoglio.

È necessario ora chiarire che la perdita inattesa coincide con il VaR (*Value at Risk*) del portafoglio, laddove il VaR rappresenta una misura di rischio definita come la massima perdita potenziale che il portafoglio potrebbe subire tale per cui vi sia una probabilità molto bassa che la perdita effettiva superi tale importo. La determinazione del VaR e, quindi, il valore assunto dalla perdita inattesa dipende dalla scelta dell'intervallo di confidenza, dalla quale discende anche il percentile selezionato per tagliare la distribuzione. Maggiore è l'intervallo di confidenza scelto e, quindi, il percentile selezionato, più la banca adotta un approccio prudente. Questo in quanto a un maggior percentile corrisponderà necessariamente un valore più alto di perdita inattesa e, di conseguenza, la determinazione di un requisito patrimoniale più elevato. In altri termini, se la banca si dotasse di una quantità di capitale esattamente pari al VaR, scegliendo di tagliare la distribuzione in corrispondenza di un percentile maggiore, si ridurrebbe la probabilità che la perdita effettiva superi il capitale.

La perdita inattesa può essere calcolata riprendendo due delle misure introdotte in precedenza: la PD e la LGD. In particolare, il suo valore dipenderà dalla natura della LGD che può essere deterministica o stocastica (aleatoria).

Nel primo approccio, che è il più semplice, possiamo immaginare uno scenario binario, in cui il *default* può verificarsi con una probabilità pari a PD o non verificarsi con una probabilità complementare, e una natura della LGD deterministica. Supporre LGD deterministica significa, di fatto, eliminare completamente il rischio di recupero. In questo caso, la perdita attesa (*expected loss*, *EL*) sarà data da:

$$EL = PD * LGD + (1 - PD) * 0 = PD * LGD \quad [1.6]$$

Mentre la perdita inattesa (*unexpected loss*, *UL*), ovvero la volatilità delle perdite attorno ad EL si calcolerà come segue:

$$UL = \sigma_L = LGD * \sqrt{PD * (1 - PD)} \quad [1.7]$$

Si noti che $PD * (1 - PD)$ è la varianza della variabile binaria (bernoulliana) che rappresenta il *default* e che assume valore 1 in caso di insolvenza e 0 altrimenti¹¹.

Se, invece, supponessimo una LGD stocastica con valore atteso LGD' e volatilità σ_{LGD} , ovvero introducessimo il rischio di recupero nel modello, avremmo:

$$UL = \sigma_L = \sqrt{PD * (1 - PD) * LGD'^2 + PD * \sigma_{LGD}^2} \quad [1.8]$$

Si noti che per ottenere questa formula dobbiamo supporre che la PD e la LGD siano variabili indipendenti tra loro¹².

Da un'attenta analisi delle due formule sopra riportate, possiamo facilmente accorgerci che, nel caso stocastico, la volatilità delle perdite è sicuramente maggiore in quanto, all'interno della radice, si aggiunge il termine $PD * \sigma_{LGD}^2$ che è per forza positivo. Tale valore è tanto più alto quanto maggiore è la volatilità delle perdite e la probabilità di *default* associata al cliente.

1.3.1 Il legame tra probabilità di *default* e tasso di recupero

Il modello che abbiamo appena analizzato per il calcolo della volatilità delle perdite, così come la maggior parte dei modelli per la gestione del rischio credito, considerano spesso la PD e la LGD come due variabili stocastiche indipendenti.

In effetti, a primo impatto potrebbe sembrare che l'assunzione non sia del tutto fuorviante dato che i tassi di *default* dipendono prevalentemente dalle condizioni economico-finanziarie in cui operano le imprese, mentre i tassi di recupero sono principalmente influenzati da fattori che riguardano le singole posizioni. In altri termini, la probabilità di *default* è influenzata da fattori specifici che riguardano le singole imprese – come la qualità del manager, la situazione relativa alla liquidità e redditività

¹¹ Per ottenere il risultato della [1.7] utilizziamo la definizione di deviazione standard di una variabile casuale x che può assumere solo due valori con le rispettive probabilità associate. In particolare, definendo p_1 e p_2 le probabilità dei due eventi x_1 e x_2 , avremo che $\sigma_x = \sqrt{(x_1 - \mu_x)^2 * p_1 + (x_2 - \mu_x)^2 * p_2}$. Nel nostro caso la variabile casuale è la perdita (*Loss*, L) e i valori che può assumere, dato il contesto binario, sono LGD con probabilità PD e 0 con probabilità $(1 - PD)$. Inoltre, il valor medio della distribuzione è la perdita attesa precedentemente calcolata. Pertanto, avremo che $\sigma_L = \sqrt{PD * (LGD - PD * LGD)^2 + (1 - PD) * (0 - PD * LGD)^2}$. Svolgendo i calcoli e le dovute semplificazioni si ritroverà la [1.7]. Per una dimostrazione completa, si veda **Appendice A**.

¹² Per ottenere il risultato della [1.8] utilizziamo la formula per la deviazione standard del prodotto di due variabili casuali indipendenti. In particolare, date x e y stocastiche e indipendenti e $z = xy$, si avrà: $\sigma_z^2 = \mu_x^2 \sigma_y^2 + \mu_y^2 \sigma_x^2 + \sigma_x^2 \sigma_y^2$. Nel nostro caso x è una bernoulliana che rappresenta il *default* con media PD e varianza $PD*(1 - PD)$ e y è la LGD. Sostituendo i termini e apportando le dovute semplificazioni matematiche si ritroverà la [1.8]. Per una dimostrazione completa, si veda **Appendice B**.

aziendale e il grado di leva finanziaria – e dalle condizioni attuali del settore in cui l’impresa opera, tra cui rientra il livello di concorrenza, la prospettiva di crescita, la normativa e l’eventuale presenza di barriere all’entrata. Al contrario, i tassi di recupero sono determinati dal livello di *seniority* del prestito o dal livello di copertura fornito dalle garanzie reali.

Tuttavia, da un’analisi più approfondita è facile notare come esistano diversi fattori che incidono contemporaneamente sui tassi di *default* e su quelli di recupero.

Per fare alcuni esempi, un primo fenomeno che si può citare è il così detto “effetto a catena”. In sostanza, se le imprese iniziano a fallire, esse non saranno più in grado di soddisfare i loro debiti verso altre imprese. Di conseguenza, i tassi di recupero si abbasseranno e sempre più imprese falliranno, innescando una spirale negativa.

Un discorso simile può essere sviluppato prendendo come riferimento le garanzie sul prestito. Quando i tassi di *default* aumentano a causa di un incremento dei tassi d’interesse, oltre all’effetto negativo legato a un aumento degli oneri finanziari per le imprese, è molto probabile che si verifichi una riduzione di valore delle attività finanziarie poste a garanzia con conseguente riduzione dei tassi di recupero. Analogamente, se le garanzie dovessero essere costituite da proprietà immobiliari, un aumento del tasso di *default* si rifletterebbe in una riduzione del valore degli immobili e, quindi, del tasso di recupero.

Infine, potrebbero verificarsi effetti settoriali allorquando l’aumento del *default* è legato all’obsolescenza di determinati prodotti (questo fenomeno è tipico dei settori altamente tecnologici e del settore farmaceutico). In questo caso, le garanzie costituite dagli impianti produttivi o dalle scorte perderanno valore, rendendo minore la quota recuperabile.

Nel quarto capitolo la relazione tra PD e LGD verrà ripresa e approfondita secondo un approccio pratico basato su evidenze empiriche. Questo processo sarà fondamentale per cercare di stimare l’aumento dei requisiti patrimoniali in seguito a un incremento delle probabilità di *default*.

1.4 Analisi normativa: evoluzione dei requisiti patrimoniali negli Accordi di Basilea

Da un punto di vista regolamentare, i rischi bancari sono stati gestiti da tre differenti Accordi che, attraverso una progressiva evoluzione, hanno cercato di tenerli sotto controllo alla luce degli avvenimenti sopraggiunti nel corso degli anni e, in particolare, delle crisi economico-finanziarie.

Gli Accordi iniziarono nel 1974 in seguito al fallimento della banca tedesca Herstatt di cui si è già disquisito nel paragrafo 1.1. In tale occasione, le banche centrali di dieci paesi industriali (Belgio, Canada, Francia, Germania, Giappone, Gran Bretagna, Italia, Paesi Bassi, Stati Uniti e Svezia) a cui successivamente si aggiunse la Svizzera (1984), istituirono il primo Comitato di Basilea operante in

seno alla Banca dei Regolamenti Internazionali (BRI) di Basilea¹³. Il principale obiettivo del Comitato è quello di evitare che da procedure differenziate all'interno dei singoli sistemi finanziari nazionali possano derivare conseguenze negative per il sistema finanziario globale.

Le disposizioni del comitato devono essere recepite nelle varie legislazioni nazionali, dato che quest'ultimo non possiede alcuna autorità sovranazionale. Ad oggi i paesi aderenti sono oltre 100, tra cui l'Italia.

Nel luglio del 1988 il Comitato di Basilea dà origine a un primo Accordo (conosciuto come «Accordo sul capitale» o «Basilea 1») con il principale obiettivo di rafforzare la stabilità del sistema bancario internazionale e creare un così detto “*level playing field*”, ossia ridurre le disuguaglianze competitive tra le banche internazionali, che avevano origine da regolamentazioni non uniformi.

Nel 1999 fu poi avviata una riforma tesa a risolvere alcune problematiche derivanti dal primo Accordo che verranno trattate più avanti in questo paragrafo. Così facendo, nel 2004 ebbe origine un secondo Accordo noto come Basilea II. In tale occasione, il Comitato ha cercato di sviluppare uno schema più articolato e realistico che desse anche maggior spazio ai modelli bancari interni di misurazione del rischio credito e operativo. Tale necessità era divenuta imprescindibile data la sempre maggior complessità dei portafogli bancari e, in particolare, degli istituti di grandi dimensioni che aveva reso impossibile l'applicazione di un unico schema normativo a tutte le banche.

In seguito alla Grande recessione del 2008, i cui effetti si sono protratti a lungo fino a oltre il 2010, il Comitato di Basilea ha, infine, rivisitato nuovamente la normativa dando vita al terzo Accordo con il principale obiettivo di rendere il sistema bancario più robusto, ma soprattutto rafforzare la capacità delle banche di assorbire *shock* derivanti da tensioni economico-finanziarie¹⁴.

Nei sotto paragrafi che seguono i tre Accordi verranno approfonditi, cercando in tal modo di fornire una visione unitaria e complessiva dei differenti interventi regolamentari che hanno interessato i rischi bancari e, in particolare, il rischio credito.

1.4.1 L'Accordo di Basilea I e la definizione di capitale regolamentare

Il primo Accordo del Comitato di Basilea fu stipulato nel 1987 ed è oggi semplicemente noto come Basilea I. Le motivazioni principali che portarono all'adozione del provvedimento risiedono nella

¹³ La Banca dei Regolamenti Internazionali è un istituto finanziario internazionale finalizzato principalmente a fornire assistenza finanziaria e concedere fondi con e senza garanzia collaterale alle banche centrali.

¹⁴ Cfr. Basilea 3 – *Schema di regolamentazione internazionale per il rafforzamento delle banche e dei sistemi bancari*, 2010.

progressiva riduzione del rapporto tra capitale e totale attivo che aveva caratterizzato i sistemi bancari più avanzati a partire dalla fine dell'800.

Grazie a tale Accordo venne introdotto per la prima volta il concetto di adeguatezza patrimoniale, ovvero il principio secondo il quale gli istituti di credito sono tenuti a detenere capitali adeguati e proporzionali al volume e alla rischiosità dell'attivo per far fronte a periodi di crisi economica. In particolare, le banche erano tenute a detenere un capitale di vigilanza pari almeno all'8% delle attività ponderate per il rischio. In formule, definendo con RC il capitale regolamentare, con A_i l'attività i -esima e con w_i la relativa ponderazione per il rischio, il requisito minimo patrimoniale può esprimersi come segue:

$$\frac{RC}{\sum_i A_i * w_i} \geq 8\% \quad [1.9]$$

Il patrimonio di vigilanza (RC) è scomponibile in due categorie: il patrimonio di base o *tier 1 capital* e il patrimonio supplementare o *tier 2 capital*. Tale definizione rimarrà invariata anche nei successivi Accordi ed è per questo importante chiarirla fin da subito.

Nel patrimonio di base rientrano le poste patrimoniali più sicure, ovvero quelle che meglio sono in grado di proteggere i terzi da eventuali effetti negativi causati da un accumulo di perdite da parte dell'istituto bancario. Esso è suddivisibile in *upper tier 1* e *lower tier 1*. Nella prima categoria rientrano il capitale azionario versato, le riserve palesi (tra cui la riserva per sovrapprezzo azioni¹⁵, la riserva legale e gli utili accantonati a riserva) e alcuni fondi generali (ovvero non legati alla copertura di perdite specifiche). Nel 1998 si aggiunsero al patrimonio di base anche gli strumenti innovativi di capitale (tra cui rientrano le azioni privilegiate¹⁶) che, però, per le loro caratteristiche, fanno parte del *lower tier 1*. Trattasi di strumenti ibridi possedenti caratteristiche intermedie tra azioni e obbligazioni dal punto di vista sia economico che giuridico, con lo specifico limite, tuttavia, di non poter eccedere il 15% (20% in Italia) del patrimonio di base complessivo (l'eventuale eccedenza rientrerebbe a far parte del capitale supplementare). Sommando il valore di queste poste e deducendo alcune voci previste dall'autorità di vigilanza, come l'avviamento, si ottiene il *tier 1 capital* complessivo.

Nel patrimonio supplementare (o *tier 2*) rientrano, invece, strumenti maggiormente assimilabili a debito tra cui:

¹⁵ La riserva sovrapprezzo azioni accoglie l'importo dato dall'eccedenza del prezzo di emissione delle azioni (o quote) rispetto al loro valore nominale.

¹⁶ Particolare tipologia di azioni che prevedono un pagamento dei dividendi anteriore rispetto ai dividendi delle azioni ordinarie, ma che, diversamente da quest'ultime, non forniscono diritto di voto alle assemblee ordinarie.

- Riserve occulte, ovvero una particolare categoria di riserve che possiedono la caratteristica di essere nascoste, ovvero di non emergere nei documenti pubblici, nonostante siano comunque considerate vere e proprie attività reali.
- Riserve di rivalutazione, ossia riserve legate alla rivalutazione di cespiti che originariamente erano stati contabilizzati al costo storico. Tali rivalutazioni possono essere già state evidenziate in bilancio oppure solo latenti, ma, in questo secondo caso, è prevista una decurtazione del 55% per tener conto delle eventuali fluttuazioni al ribasso dei prezzi di mercato e dell'imposizione fiscale che si applicherà al momento del realizzo.
- Gli accantonamenti e fondi generali per rischi sui crediti, ovvero voci create per far fronte a potenziali perdite future non ancora individuate. Esse, tuttavia, possono essere computate nel capitale supplementare per un importo non maggiore dell'1,25% dell'attivo ponderato per il rischio.
- Gli strumenti ibridi di patrimonializzazione, che sarebbero particolari voci con caratteristiche intermedie tra azioni e debito, definite dalle varie autorità di vigilanza nazionali, le cui caratteristiche variano da Paese a Paese.
- I prestiti subordinati ordinari, denominati in questo modo dato il fatto che il loro soddisfacimento è subordinato al totale rimborso degli altri creditori. Essi devono avere una durata originaria pari ad almeno cinque anni e il loro importo deve essere ridotto del 20% all'anno nell'ultimo quinquennio prima della scadenza per tener conto della crescente rischiosità dovuta al passaggio del tempo.

Come ultima annotazione, si deve specificare il fatto che il capitale supplementare non può mai superare il 50% del patrimonio complessivo, ovvero non può mai eccedere il patrimonio di base.

Al patrimonio di vigilanza, viene spesso affiancato il così detto *tier 3 capital*, formato dal debito subordinato a breve scadenza non rientrante in *tier 2* e utilizzabile per il solo computo del requisito patrimoniale relativo al rischio di mercato.

Per quanto riguarda i pesi da assegnare alle diverse poste dell'attivo, essi vengono classificati in quattro diverse categorie (da rischio nullo a rischio pieno) sulla base di tre diversi criteri. In particolare, si distingue a seconda:

1. Del grado di liquidità. Seguendo un ordine gerarchico di rischio crescente: cassa, titoli, prestiti e attività immobiliari.
2. Della natura dei debitori. Seguendo un ordine gerarchico di rischio crescente: governi, banche centrali, istituzioni sovranazionali, enti del settore pubblico, banche e imprese.

3. Dell'area geografica di residenza, ovvero stabilendo una suddivisione tra Paesi OCSE (Organizzazione per la Cooperazione e lo Sviluppo Economico) e non OCSE.

Chiaramente a un credito che presenta un livello di rischio maggiore è associato un peso più alto. Le ponderazioni vengono riportate rigorosamente nella seguente tabella:

Crediti verso governi, banche centrali e istituzioni dell'Unione Europea	0%
Enti pubblici e banche	20%
Mutui ipotecari finalizzati all'acquisto di immobili residenziali	50%
Settore privato	100%

Tabella 1.1 Ponderazioni utilizzate da Basilea I per il calcolo dei requisiti patrimoniali (elaborazione propria)

L'Accordo del 1988, nonostante abbia rappresentato un notevole passo in avanti nella gestione dei rischi bancari e sia riuscito ad incrementare la capitalizzazione delle banche, invertendo il *trend* negativo che si stava via via espandendo, presenta numerosi limiti che hanno spinto il Comitato ad implementare una profonda riforma, concretizzatasi negli Accordi successivi.

I principali punti di debolezza della normativa risiedono, innanzitutto, nell'eccessiva focalizzazione sul rischio credito che ha condotto inevitabilmente a porre una scarsa attenzione sul rischio tasso, mercato e operativo. Inoltre, vi era una scarsa differenziazione del rischio, nel senso che non si teneva conto né delle differenze tra le caratteristiche delle imprese, né del diverso livello di rischio associato a scadenze diverse.

Un altro limite risiedeva poi nel fatto che non si consideravano in alcun modo i vantaggi derivanti dalla diversificazione del portafoglio (ovvero del fatto che, frazionando il portafoglio crediti e detenendo esposizioni poco correlate tra loro, il rischio complessivo tende a ridursi) e gli strumenti di mitigazione del rischio, quali garanzie e derivati creditizi.

Per finire, veniva incoraggiato il *moral hazard*, nel senso che, non essendovi differenziazioni nella determinazione del requisito patrimoniale, le banche tendevano a preferire finanziamenti più rischiosi, ma più remunerativi a scapito di finanziamenti di miglior qualità, ma meno convenienti sotto il punto di vista reddituale.

1.4.2 I miglioramenti raggiunti con Basilea II

I limiti evidenziati del primo Accordo hanno spinto le autorità di vigilanza a dare avvio a una serie di riforme già a partire dal 1999. In seguito, è stato intrapreso un processo di consultazione accompagnato da simulazioni di carattere qualitativo sul possibile impatto della riforma. Ciò ha portato a delle bozze regolamentari nel 2001 e nel 2003 e, infine, alla vera e propria proposta di riforma, elaborata nel 2004. Il documento finale, noto come Basilea II, si basa su tre pilastri

fondamentali, di cui solo il primo riguarda il calcolo dei requisiti patrimoniali. Il secondo pilastro ha come tema centrale la supervisione delle banche da parte degli organi di vigilanza nazionali, chiamati a monitorare l'adeguatezza dei sistemi patrimoniali e a suggerire eventuali modifiche; mentre il terzo è incentrato sulla disciplina del mercato dei capitali, ovvero è teso a garantire standard informativi minimi per gli istituti bancari con lo scopo di garantire la massima trasparenza nei confronti degli investitori. In tal modo, a questi ultimi era assicurata la possibilità di punire gli istituti più rischiosi incrementando il costo del debito o, addirittura, rifiutando l'erogazione del finanziamento.

Al pari dell'Accordo precedente, anche Basilea II aveva carattere normativo obbligatorio per le sole banche con attività internazionale, salva la possibilità di applicazione, da parte delle autorità nazionali, anche alle banche domestiche. Per quanto riguarda l'Europa, la riforma ha assunto carattere vincolante in tutti i Paesi a seguito delle direttive 2006/48 e 2006/49.

La più grande innovazione rispetto alla normativa preesistente risiede nel calcolo dei requisiti patrimoniali e, in particolar modo, nella scelta dei fattori di ponderazione che vengono determinati non più considerando unicamente la categoria di controparte come avveniva nel primo Accordo, quanto piuttosto basandosi su diversi fattori quali l'affidabilità del soggetto garantito, la validità delle garanzie e le caratteristiche di rischio della specifica operazione. Il requisito patrimoniale viene poi computato, al pari di quanto previsto in precedenza, come l'8% delle attività ponderate per il rischio.

Più nello specifico, il rischio a cui si fa riferimento è suddiviso in tre categorie: rischio credito, rischio operativo e rischio mercato. Alla luce degli obiettivi di questo elaborato, porremo un'attenzione particolare al solo rischio credito, limitandoci a fornire solo una definizione delle altre due tipologie. Per rischio operativo si intende il rischio di perdite derivanti dall'inadeguatezza o dalla disfunzione di procedure, risorse umane e sistemi interni, oppure da eventi esogeni¹⁷. Il rischio di mercato ha invece origine nella possibilità che variazioni inattese delle condizioni di mercato (prezzi azionari, tassi di interesse, tassi di cambio e volatilità di tali variabili) possano condurre a variazioni del valore di mercato di uno strumento o di un portafoglio di strumenti finanziari¹⁸.

La rischiosità intrinseca dei prestiti, dalla quale discende la scelta del coefficiente di ponderazione per il rischio credito, può derivare o da una valutazione esterna alla banca, oppure da sistemi di *rating* interni alla banca stessa.

¹⁷ Definizione di Banca d'Italia presente nel documento "Recepimento della nuova regolamentazione prudenziale internazionale" (2006).

¹⁸ Definizione presente in A. Resti, A. Sironi, "Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione" (2021).

Nel primo caso si parla di approccio standardizzato e il *rating* viene assegnato ai diversi clienti da uno o più agenzie di valutazione esterna del merito creditizio (*external credit assessment institution*, ECAI) come, ad esempio, Standard & Poor's; mentre nel secondo caso è la banca stessa ad elaborare un proprio sistema di *rating* interno (approccio *internal rating based*, IRB) che, in seguito all'approvazione dell'Autorità di vigilanza nazionale, può essere utilizzato per valutare le controparti. La principale differenza tra i due approcci risiede nel fatto che le banche, nello sviluppo dei loro modelli di *rating*, adottano generalmente un approccio *point in time*, ovvero effettuano una valutazione di breve periodo con una probabilità elevata che il merito di credito delle controparti possa migliorare o peggiorare in seguito alle mutate condizioni del ciclo economico. Al contrario, le agenzie di *rating* adottano un approccio definito *through the cycle*, ovvero compiono valutazioni di medio-lungo periodo incorporando le aspettative sugli stati futuri dell'economia. In questo modo i *rating* assegnati rimangono maggiormente stabili, mostrando un minore margine di errore e, dunque, preservando la reputazione dell'agenzia stessa.

La seguente tabella riporta i coefficienti di ponderazione definiti da Standard & Poor's per l'approccio standardizzato. Essi sono suddivisi sulla base del *rating* assegnato e della tipologia di controparte.

Classificazione S&P	Imprese	Soggetti sovrani	Banche	Banche, in base al paese di residenza	Retail	Mutui ipotecari su immobili residenziali	Mutui ipotecari su immobili non residenziali
Da AAA a AA-	20%	0%	20%	20%	75%	35%	Da 50% a 100%
Da A+ a A-	50%	20%	50%	50%	75%	35%	Da 50% a 100%
Da BBB+ a BBB-	100%	50%	50%	100%	75%	35%	Da 50% a 100%
Da BB+ a BB-	100%	100%	100%	100%	75%	35%	Da 100% a 150%
Da B+ a B-	150%	100%	100%	100%	75%	35%	Da 100% a 150%
Inferiore a B-	150%	150%	150%	150%	75%	35%	Da 100% a 150%

Tabella 1.2 coefficienti di ponderazione dell'approccio standard in Basilea II (tabella ripresa da A. Resti, A. Sironi "Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione", 2021)

Si faccia attenzione al fatto che le esposizioni verso banche possono essere ponderate o sulla base della banca che riceve il prestito o sulla base del paese di appartenenza. Il trattamento scelto dall'autorità di vigilanza viene applicato in modo analogo a tutte le banche residenti nel paese.

Si noti, inoltre, che alla tabella dovrebbero essere aggiunte le esposizioni verso imprese prive di *rating*, che sono quelle per le quali nessuna ECAI ha emesso una valutazione, e i prestiti scaduti, ovvero tutti quei crediti per cui si è verificato un ritardo di almeno 90 giorni nel rimborso di una qualsiasi quota interessi o della quota capitale. Le esposizioni prive di *rating* sono ponderate al 100% per imprese, soggetti sovrani e banche in base al paese di residenza; al 50% per le banche; al 75% per i retail; al 35% per i mutui ipotecari su immobili residenziali e dal 50% al 100% per i mutui ipotecari su immobili non residenziali. I prestiti scaduti sono, invece ponderati al 100% nel caso dei mutui ipotecari su immobili residenziali e al 150% in tutti gli altri casi.

Un ultimo appunto necessario a una completa descrizione dell'Accordo riguarda la mitigazione del rischio, possibile grazie alla presenza di eventuali garanzie. Basilea II riconosce una gamma più ampia di garanzie rispetto all'Accordo precedente, distinguendo, in particolar modo, tra garanzie reali, garanzie personali e derivati sul credito. Senza entrare troppo nel dettaglio, è importante sottolineare che la presenza di garanzie, a determinate condizioni, riduce il valore finale della PD o della LGD, traducendosi in una valutazione migliore del merito creditizio.

Per quanto riguarda l'approccio dei *rating* interni (IRB) è fondamentale menzionare i sei *driver* che devono essere presi in considerazione per garantire un'accurata valutazione del rischio: la probabilità di *default* (PD), il rischio di recupero (misurato tramite la LGD), il rischio di esposizione (EAD), il rischio di *downgrading* che dipende dalla *maturity* (M) del finanziamento, la granularità delle esposizioni e il livello di correlazione tra i crediti presenti in portafoglio.

Le due ultime grandezze menzionate riguardano il così detto rischio di portafoglio e vengono fissate dall'Autorità di vigilanza, non potendo, dunque, in alcun modo, essere valutate dalle banche. Questo in quanto è stato ritenuto troppo complesso, per il singolo istituto, possedere dati di *input* affidabili, soprattutto con riferimento alla correlazione fra debitori.

Le banche, a patto di possedere un modello adeguato e un archivio di dati storici abbastanza significativo, sono invece libere di valutare le restanti quattro grandezze. In tal caso esse adottano un approccio avanzato (*advanced*) che richiede, tuttavia, una riprova del livello di efficacia e solidità per essere approvato. Alternativamente, i sistemi di *rating* interni possono essere sviluppati secondo un approccio di base (*foundation*) nel quale è richiesta la sola stima della PD dei debitori e viene, invece, lasciata all'autorità di vigilanza la determinazione di LGD, EAD e *maturity*.

Le caratteristiche specifiche dell'approccio di base e il passaggio dal sistema di *rating* al capitale minimo obbligatorio verranno ripresi e approfonditi nell'ultimo capitolo dell'elaborato seguendo un'impostazione pratica, ovvero dando applicazione alle disposizioni teoriche mediante esempi reali.

1.4.3 Le innovazioni di Basilea III

La crisi economico-finanziaria iniziata nel 2007 ha condotto a una necessità di innovazione da parte della normativa che, evolvendosi, ha dato origine nel 2011 allo schema normativo noto come Basilea III. Ad oggi, il documento rappresenta la versione più recente in vigore, dato che le modifiche apportate da Basilea IV, sebbene concordate nel 2017, entreranno in vigore solo nel 2023.

Gli obiettivi principali del nuovo trattato sono stati pensati con riferimento ai problemi manifestatisi durante la crisi e si basano su un miglioramento, in termini generali, nella gestione e *governance* delle banche, nonché sul rafforzamento della loro trasparenza e capacità informativa. Inoltre, ci si pone come scopo quello di implementare i regimi per la liquidazione delle banche internazionali a rilevanza sistemica.

La prima caratteristica centrale della crisi è stato l'eccessivo ricorso alla leva finanziaria da parte degli istituti di credito. Per fronteggiare tale problematica, il Comitato ha introdotto un coefficiente di leva finanziaria (*leverage ratio*) con l'obiettivo principale di evitare l'eccessivo indebitamento e ridurre il rischio di processi di *deleveraging* (riduzione della leva) destabilizzanti. Tale indicatore si calcola come rapporto tra il patrimonio di base (*tier 1*) e la misura complessiva dell'esposizione, ovvero un'approssimazione del totale attivo data dalla somma di esposizioni in bilancio, esposizioni in derivati, esposizioni per operazioni di finanziamento tramite titoli e poste fuori bilancio. Il livello minimo regolamentare è stato fissato al 3%.

La riforma ha previsto, poi, delle modifiche nella suddivisione del capitale presentata nel paragrafo 1.4.1. In particolare, il patrimonio di base deve essere ora costituito prevalentemente da azioni ordinarie e riserve di utili non distribuiti e, inoltre, gli strumenti ibridi innovativi di capitale con un incentivo al rimborso anticipato¹⁹ così come gli strumenti facenti parte del *Tier 3* devono essere progressivamente eliminati. Inoltre, è stato stabilito che il patrimonio di base non possa mai scendere al di sotto del 6% delle attività ponderate per il rischio, mentre il limite inferiore del patrimonio di vigilanza totale (patrimonio di base più patrimonio supplementare) rimane fissato all'8%.

¹⁹ Un esempio di tali strumenti sono le così dette clausole di *step-up*, ovvero clausole che prevedono un progressivo incremento della quota interessi calcolata su un'obbligazione. Dato che la quota interessi da pagare va ad incrementarsi con il trascorrere del tempo, è ovvio che nasca un forte incentivo a rimborsare anticipatamente il denaro preso a prestito.

Con Basilea III vi è stata poi l'introduzione di un elemento precauzionale, teso ad evitare che la banca stimi erroneamente i propri requisiti patrimoniali nel caso in cui adottasse modelli interni. In sostanza, si tratta di un limite inferiore che prende il nome di *output floor* (OF) e che prevede che in nessun caso le attività ponderate per il rischio (*Risk Weighted Asset*, RWA) calcolate mediante modelli interni possano essere inferiori a una certa percentuale (72,5%) del livello che verrebbe raggiunto adottando il metodo standardizzato. Ciò comporta il fatto che la banca, dopo aver calcolato i suoi RWA con il proprio modello interno, dovrebbe ripetere il calcolo seguendo il metodo standard, arrivando a definire un valore finale pari al massimo tra l'importo ottenuto con il modello interno e il 72,5% dell'importo ottenuto mediante il metodo standardizzato.

Secondo le disposizioni originarie, l'*output floor* sarebbe dovuto entrare in vigore a partire dal 1° gennaio 2022 in un periodo di 5 anni, tuttavia la pandemia Covid-19 ha imposto un ripensamento dei tempi previsti per la sua applicazione, prevedendo un rinvio di un anno. Ciò significa che, in linea teorica, il moltiplicatore dovrà aumentare gradualmente da un valore iniziale del 50% nel 2023 fino a raggiungere il suo valore finale pari al 72,5% nel 2028. Alcune disposizioni transitorie, tuttavia, prevedono che per alcune particolari tipologie di esposizione, come i prestiti verso imprese senza *rating*, i mutui ipotecari a basso rischio e i derivati, l'impatto dell'*output floor* debba essere distribuito su un periodo di 8 anni (anziché 5).

Un'ultima tematica relativa all'*output floor* concerne il dibattito creatosi tra i *policy-maker* europei riguardante la definizione dei soggetti a cui tale limite dovrebbe applicarsi. Da un lato, l'EBA raccomanda di applicare la soglia minima sia a livello di gruppo che di filiale di modo tale da seguire un approccio coerente con le precedenti disposizioni europee. Dall'altro lato, però, alcuni *stakeholder* di settore e figure di spicco della comunità di vigilanza ritengono che sia più opportuna un'applicazione a livello consolidato, perché altrimenti potrebbero crearsi incentivi perversi nelle banche, tesi a combinare attività ad alto e basso rischio nelle filiali per mitigare l'effetto dell'OF.

Procedendo oltre, per quel che riguarda la copertura dei rischi, sono stati previsti una serie di cambiamenti che innalzeranno i requisiti patrimoniali a fronte di esposizioni collegate al portafoglio di negoziazione o a cartolarizzazioni complesse. Inoltre, le banche hanno ora l'obbligo di valutare internamente tutte le esposizioni che riguardano cartolarizzazioni, anche se queste dovessero essere provviste di un *rating* esterno. Queste misure sono state sicuramente dettate dal fatto che, durante la crisi, proprio le cartolarizzazioni si sono rivelate lo strumento più pericoloso per la stabilità bancaria.

Un ulteriore aspetto critico evidenziato dalla crisi è stata sicuramente la pro-ciclicità dei requisiti patrimoniali. Da un punto di vista prudenziale, si dice che vi è pro-ciclicità quando a una fase di recessione segue un aumento dei requisiti patrimoniali, mentre al verificarsi di una fase espansiva

accade il contrario. Questo si riflette nell'offerta di credito all'economia, nel senso che a un aumento dei requisiti patrimoniali consegue una riduzione dell'offerta di credito, e viceversa. In altri termini, l'offerta di credito tende ad aumentare in fasi di espansione dell'economia e a ridursi in fase di recessione. Ciò è dovuto al fatto che in periodi di crisi le probabilità di *default* aumentano e le banche, dovendo mettere da parte un maggior numero di riserve per contrastare probabili fallimenti, possono erogare meno credito all'economia.

Per far fronte a tale problematica, il Comitato di Basilea ha previsto una serie di misure volte a rafforzare la solidità delle banche mediante l'introduzione di *buffer* di capitale anticiclici. In tal modo le banche sono costrette a detenere capitale supplementare nei periodi di maggiore espansione del credito, con la raccomandazione ulteriore di dotarsi di riserve patrimoniali in eccesso rispetto ai livelli minimi per tutelarsi da eventuali *shock* improvvisi.

In aggiunta, è stato previsto un ulteriore *buffer* di capitale per quelle banche che, per la loro rilevanza sistemica, possono comportare problematiche all'intero sistema economico-finanziario in seguito a un loro fallimento. Tale capitale supplementare deve essere raggiunto mediante requisiti ulteriori, strumenti di debito che hanno la possibilità di convertirsi in capitale al verificarsi di specifici eventi e partecipazione di alcune categorie di creditori alle perdite.

Per concludere, la normativa ha voluto concentrarsi sul tema della liquidità bancaria, altro argomento rilevante e sicuramente presente tra le principali cause delle crisi finanziarie. In merito a ciò, sono stati introdotti due nuovi indicatori di liquidità, uno riguardante il breve termine e uno con orizzonte di medio-lungo periodo.

Il primo indicatore prende il nome di *Liquidity Coverage Ratio* (LCR) ed è calcolabile, su un orizzonte temporale di 30 giorni, come rapporto tra attività liquide di elevata qualità e deflussi netti. I titoli al numeratore sono caratterizzati da un *haircut* espresso in percentuale. Ciò significa che non rientrano nel computo dell'indicatore per tutto il loro valore, ma solo per una percentuale calcolabile come prodotto tra il valore iniziale e il complemento a uno dell'*haircut*. Logicamente all'aumentare della qualità del titolo l'*haircut* da applicare diminuisce, migliorando l'indicatore.

Il denominatore è invece calcolato come differenza tra i deflussi e gli afflussi bancari, applicando a ciascuna posta considerata una ponderazione che riflette la maggiore o minore probabilità che la passività / attività possa determinare un'uscita / entrata di liquidità nel breve termine.

Nel calcolo dell'indicatore si deve sempre tener conto che esso non può mai assumere valore negativo e, dunque, il valore degli afflussi da inserire (indipendentemente dal loro valore reale) non può mai essere superiore al 75% dei deflussi.

Il secondo indicatore prende, invece, il nome di *Net Stable Funding Ratio* (NSFR) ed è calcolato su un orizzonte temporale annuale, come rapporto tra passivo ponderato per il suo grado di stabilità e attivo ponderato per il suo grado di immobilizzo. In questo caso, dunque, gli aggregati del passivo si trovano al numeratore e viene loro associata una ponderazione funzione del grado di stabilità delle poste di raccolta: tanto più è alta la ponderazione associata a una posta del passivo, tanto più la stessa è ritenuta stabile e tanto più l'indicatore migliora. Viceversa, al denominatore vi sono le poste dell'attivo ponderate in modo tale che all'aumentare del loro grado di immobilizzo (e quindi del rischio) aumenta il coefficiente da applicare, facendo peggiorare l'indicatore.

1.5 Il trattamento dei crediti deteriorati

Per completare la nostra analisi è necessario trattare il tema del deterioramento del credito al fine di comprendere l'importanza della sua gestione. La svalutazione di un credito nel portafoglio bancario può infatti comportare forti implicazioni sul profilo di solvibilità di una banca, in quanto le rettifiche che incidono sul conto economico potrebbero tramutarsi in perdite significative con conseguente assorbimento di patrimonio.

La definizione di *non performing loans* comprende le seguenti categorie:

1. **Sofferenze:** vi rientrano tutte le esposizioni per cassa e fuori bilancio per le quali è stato riscontrato lo stato di insolvenza del soggetto debitore (anche se non accertato giudizialmente), indipendentemente dalle previsioni di perdita formulate dalla banca. Sono escluse tutte le fattispecie attinenti alle anomalie riconducibili al rischio Paese.
2. **Inadempienze probabili (*unlikely to pay*):** sono ricomprese tutte le esposizioni per le quali, a giudizio della banca, si ritiene improbabile che il debitore possa adempiere integralmente alle sue obbligazioni creditizie sia con riferimento alla quota capitale che alla quota interessi, senza il ricorso all'escussione delle garanzie.
3. **Esposizioni scadute e/o sconfiniate:** in tale categoria sono presenti tutte le esposizioni per cassa escluse dalle due categorie precedenti, le quali, alla data di segnalazione, risultano scadute o sconfiniate da oltre 90 giorni.

In seguito alla crisi del 2007, le autorità di vigilanza hanno ritenuto opportuno rivedere i principi contabili alla base del trattamento dei crediti. Dalla loro analisi ha avuto origine un nuovo principio contabile definito IFRS9 che, dal gennaio 2018, ha sostituito il precedente IAS39. La novità più importante consiste nel fatto che il deterioramento del credito non viene più valutato sulla base della perdita effettivamente sostenuta (*incurred loss*), ma si devono prendere in considerazione i livelli di

perdita anche se solo attesi (*expected loss*). In sostanza, dunque, le banche devono effettuare accantonamenti non solo per i crediti già deteriorati, ma anche per quelli il cui deterioramento è previsto nel futuro.

Andando più nello specifico, il nuovo principio prevede una suddivisione dei crediti in tre differenti *stage*, che sono caratterizzati da un livello crescente di gravità. Nel primo *stage* sono presenti i crediti in *bonis*, ovvero quello il cui rischio è molto basso. In questo caso la perdita attesa è calcolata su un orizzonte temporale di 12 mesi. I crediti nello *stage 2* sono, invece, quelli caratterizzati da un rischio creditizio intermedio dato il verificarsi di uno o più dei seguenti eventi: inadempienza superiore a 30 giorni, peggioramento del *rating*, difficoltà economico-finanziarie evidenti. Differentemente dai crediti in *stage 1*, nel secondo *stage* la perdita attesa è calcolata sull'intero orizzonte temporale di vita dell'esposizione. Per entrambe le categorie il calcolo degli interessi avviene al lordo di qualsiasi perdita. I crediti in *stage 3*, invece, essendo caratterizzati da un livello di rischiosità maggiore, dovuto a eventi negativi come una serie di mancati pagamenti, prevedono un calcolo degli interessi effettuato sul nuovo costo ammortizzato, ovvero sul valore dello strumento al netto della perdita rilevata. La perdita attesa è anche in questo caso proporzionale alla vita residua dello strumento.

Chiaramente nel momento in cui il credito si deteriora, il suo valore deve essere rettificato a seconda della gravità della svalutazione. Prima del 2017 non esistevano, a tal proposito, normative vincolanti per gli istituti bancari e, dunque, nel marzo di tale anno la BCE ha deciso di intervenire pubblicando delle linee guida valide per le sole banche significative. Queste ultime sono state poi fonte d'ispirazione, nel gennaio 2018, per la Banca d'Italia, che ha elaborato un impianto normativo simile per le banche non significative nazionali. In particolare, tali disposizioni richiedevano alle banche di predisporre appositi piani di gestione di breve e medio/lungo periodo, con il fine di assicurare una gestione appropriata e tempestiva che potesse condurre a soluzioni in grado massimizzare il valore dei recuperi.

Il passaggio chiave, tuttavia, è avvenuto nel marzo 2018, periodo nel quale la BCE, con l'*addendum* alle linee guida sui crediti deteriorati, ha introdotto il così detto *calendar provision*. Esso introduce, per la prima volta, un set di indicazioni univoche in materia di copertura minima delle perdite sulle esposizioni, mediante l'applicazione di specifici fattori individuati in funzione del numero di anni successivi alla classificazione come deteriorato e in funzione della presenza o meno di garanzie.

Le disposizioni sono state però recepite e introdotte nel quadro normativo di vigilanza prudenziale solo nel 2019, in seguito al Regolamento 630 del Parlamento Europeo e al Consiglio del 17 aprile.

La seguente tabella riporta i fattori di ponderazione validi per i crediti erogati successivamente alla data del 26/04/2019, distinguendo tra crediti garantiti e non garantiti:

Anni	Non garantiti	Garantiti		
		A	B	C
0-1	0%	0%	0%	0%
1-2	0%	0%	0%	0%
2-3	35%	0%	0%	0%
3-4	100%	25%	25%	0%
4-5		35%	35%	0%
5-6		55%	55%	0%
6-7		70%	80%	0%
7-8		80%	100%	100%
8-9		85%		
9-10		100%		

Tabella 1.3 percentuali di svalutazione crediti previste da Consiglio e Parlamento Europeo a partire dal 26 aprile 2019.

I fattori riportati sono da applicarsi in funzione del periodo trascorso a partire dalla data di classificazione come esposizione deteriorata. Ad esempio, per i crediti non garantiti la ponderazione sarà nulla fino all'ultimo giorno del secondo anno, pari al 35% dal primo all'ultimo giorno del terzo anno e pari al 100% a partire dal primo giorno del quarto anno. I crediti garantiti sono suddivisi in tre categorie a cui corrispondono scale differenti di ponderazione a seconda della tipologia di garanzia: esposizioni garantite da immobili (A), esposizioni garantite da forme di protezione del credito di tipo personale e reale (B) ed esposizioni garantite da un'agenzia ufficiale per il credito all'esportazione²⁰ (C). Mentre tra le garanzie di tipo A e B non vi sono significative differenze, le garanzie di tipo C sono considerate le più sicure e, infatti, prevedono una rettifica nulla fino alla fine del settimo anno.

Per quanto riguarda i crediti erogati prima dell'entrata in vigore del *calendar provision*, la BCE, nel luglio 2018, ha previsto un percorso di graduale convergenza, mediante accantonamenti lineari, verso il livello di copertura massimo che dovrebbe essere raggiunto tra il 2023 e il 2026 a seconda dell'esistenza o meno di una garanzia e dell'incidenza del credito per il singolo istituto.

²⁰ Per agenzia di credito all'esportazione si intende un ente governativo o semi-governativo che offre prestiti, garanzie sui prestiti e assicurazioni alle società nazionali, con il fine di limitare il rischio di vendita di beni e servizi nei mercati esteri.

Capitolo 2: MODELLI PER LA MISURAZIONE DELLA PROBABILITÀ DI *DEFAULT*

Nel primo capitolo dell'elaborato ci si è focalizzati sugli aspetti centrali che riguardano il rischio credito per gli istituti bancari, provvedendo dapprima a fornirne una definizione generale e, in seguito, analizzandone le componenti e principali caratteristiche. Infine, si è svolta un'analisi normativa, partendo dagli Accordi di Basilea e concludendo con il trattamento dei crediti deteriorati.

Lo scopo è ora quello di approfondire i diversi modelli che nel tempo si sono sviluppati per la misurazione di questa tipologia di rischio. In particolare, verranno dapprima trattati i modelli di natura statistica, noti come modelli di *scoring*. Essi vanno, di fatto, ad attribuire un punteggio (*score*) a ciascuna impresa partendo da indici economico-finanziari che si possono ritrovare nei loro bilanci. Sulla base di tale punteggio, poi, mediante alcuni passaggi algebrici, si ricavano le probabilità di *default* associate a ciascun istituto.

Il modello di *scoring* più noto è quello di analisi discriminante lineare, così definito in quanto, per ricavare lo *score* delle imprese, utilizza una trasformazione lineare delle variabili economico-finanziarie selezionate. Tale modello presenta, tuttavia, numerosi limiti derivanti dalle ipotesi sottostanti al modello stesso. Per tale motivo, nel corso del tempo, sono state messe a punto metodologie differenti che rientrano sempre nell'ambito dei modelli di *scoring*, ma che, per determinare la rischiosità delle imprese, non si basano più su trasformazioni lineari dei parametri, quanto piuttosto su regressioni lineari e non lineari.

Inoltre, se i modelli di *scoring*, nella determinazione delle probabilità di insolvenza, si basano sostanzialmente su un processo di tipo deduttivo; altri modelli, definiti di natura induttiva, utilizzano un approccio empirico per determinare la rischiosità delle imprese. In questa categoria rientrano le reti neurali e gli algoritmi genetici che verranno analizzati brevemente nel terzo paragrafo.

Infine, il quarto e ultimo paragrafo sarà dedicato all'approfondimento dei principali limiti che riguardano i modelli di *scoring* nel loro complesso e alla trattazione di modelli alternativi, nati per risolvere le problematiche evidenziate. Questi ultimi partono dai dati del mercato dei capitali e, in particolar modo, dalle informazioni su azioni, obbligazioni e opzioni, per ricavare la probabilità di insolvenza della controparte. Il primo modello si fonda sull'analisi dello *spread* dei titoli obbligazionari, mentre gli altri due sono stati elaborati rispettivamente dall'economista statunitense Robert Merton e dalla società di *rating* KMV e si basano sulla teoria delle opzioni.

Di ciascun modello verranno evidenziate le limitazioni principali.

L'intera analisi che si è voluto svolgere per avere un quadro il quanto più possibile completo sul tema della misurazione del rischio credito, verrà poi ripresa solo in parte nei capitoli 3 e 4 per svolgere una ricerca empirica sugli effetti della pandemia in tre diversi settori dell'economia italiana.

In particolare, dato che i modelli basati sul mercato dei capitali necessitano che le imprese siano quotate, si è preferito utilizzare unicamente i modelli di *scoring* di natura deduttiva per permettere la selezione di un campione più ampio di modo tale da fornire maggiore robustezza statistica alla ricerca.

2.1 Modello di analisi discriminante lineare: determinazione degli *score*, delle soglie e delle PD

L'analisi discriminante lineare fu approfondita da Fisher nel 1936 e si basa sull'identificare la porzione di imprese sane e insolventi all'interno di un campione, mediante l'utilizzo di indici economico-finanziari. Tali indici vengono sfruttati per ricavare un punteggio (*score*) che viene attribuito a ciascuna impresa e, in seguito, confrontato con un valore soglia (*cut-off point*). Sulla base della relazione tra lo *score* e il *cut-off* un'impresa viene collocata nel gruppo delle sane o delle anomale. In seguito, è possibile sfruttare una relazione matematica per passare dagli *score* alle probabilità di *default* vere e proprie. La classificazione di un'impresa come anomala è fortemente legata al valore soglia che si decide di utilizzare per il confronto. Questa scelta dipende, di fatti, da quanta rigidità si vuole attribuire al modello.

La funzione discriminante è data da una combinazione lineare delle variabili indipendenti che sarebbero gli indicatori economico-finanziari. Nel modello si presuppone che tali variabili si distribuiscano in modo normale. Le imprese si distribuiscono idealmente in due ellissi sulla base della loro natura e, attraverso la funzione discriminante, si determina una curva che divide le imprese sane da quelle anomale. Logicamente il modello potrebbe compiere degli errori, ovvero classificare alcune imprese in modo errato. Il seguente grafico schematizza il modello, supponendo di prendere in considerazione solo due variabili indipendenti (X_1 e X_2).

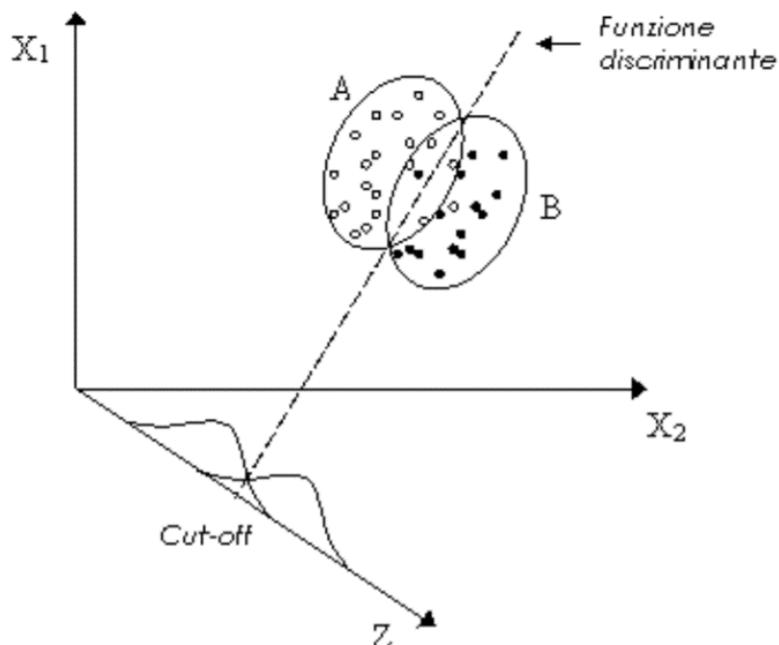


FIGURA 2
Sintesi grafica dell'analisi
discriminante lineare

Come si può osservare, gli assi delle ascisse e delle ordinate contengono le due variabili indipendenti, mentre sull'asse Z è rappresentato lo *score*, ottenuto combinando tra loro X_1 e X_2 . La funzione discriminante è, in questo caso, una retta che divide le due elissi a metà distinguendo tra imprese sane e anomale. Come si può osservare, il modello compie alcuni errori, in quanto non riesce a dividere perfettamente le forme vuote (bianche) da quelle piene (nere) che, idealmente, simboleggiano le due tipologie di imprese (sane e anomale). Chiaramente questo esempio può essere esteso a qualsiasi caso, indipendentemente dal numero di variabili scelto per l'analisi.

In termini generali, considerando n variabili indipendenti, lo *score* della i -esima impresa, si calcola mediante la seguente combinazione lineare:

$$z_i = \sum_{j=1}^n \gamma_j x_{i,j} \quad [2.1]$$

Per costruire la funzione discriminante si deve partire dalla determinazione dei pesi (γ) da attribuire alle variabili indipendenti. Per farlo si ricorre alla seguente formula che permette di massimizzare la distanza tra le medie degli *score* delle imprese sane e anomale (tali medie vengono definite centroidi):

$$\gamma = \Sigma^{-1}(x_A - x_B) \quad [2.2]$$

Nella formula appena riportata γ rappresenta il vettore dei pesi, Σ^{-1} è l'inversa della matrice di varianze-covarianze pesata, mentre x_A e x_B sono i vettori che contengono le medie delle n variabili indipendenti per il gruppo di imprese sane (A) e anomale (B). Per costruire la matrice Σ occorre, dapprima, determinare le matrici di varianze e covarianze valide per il gruppo di imprese sane (Σ_A) e per il gruppo di imprese anomale (Σ_B) e, in seguito, calcolare una media ponderata che tenga conto del numero di imprese sane (n_A) e anomale (n_B) presenti nel campione. In particolare, il calcolo da svolgere è il seguente:

$$\Sigma = \frac{n_A - 1}{n_A + n_B - 2} \Sigma_A + \frac{n_B - 1}{n_A + n_B - 2} \Sigma_B \quad [2.3]$$

È importante ora soffermarsi sul segno che viene assunto dai pesi attribuiti alle variabili. In particolare, se esso è negativo significa che quella variabile influisce negativamente sullo *score* dell'impresa, ovvero un valore maggiore indica una probabilità di *default* maggiore. Ragionamento opposto vale, ovviamente, in caso di segno positivo. Inoltre, maggiore è, in termini assoluti, il peso attribuito a una variabile, più questa è rilevante nella determinazione della natura dell'impresa.

Una volta determinati i pesi e gli *score* da attribuire alle diverse imprese, essi devono essere confrontati con un valore soglia (*cut-off point*) per distinguere tra imprese sane e anomale. Come detto a inizio paragrafo, tale soglia può essere determinata seguendo un approccio più o meno rigido. Chiaramente più è alto il valore della soglia, minore sarà la probabilità che un'impresa possa avere uno *score* superiore alla soglia stessa e, dunque, rientrare nella categoria delle imprese sane.

È necessario, a questo punto, precisare il fatto che i modelli di *scoring* vengono utilizzati dalle banche, oltre che per attribuire ai diversi debitori attuali una certa probabilità di *default*, anche per decidere se accontentare o meno le imprese che nel futuro richiederanno dei prestiti. Per tale motivo, maggiore è la rigidità dell'approccio adottato, più saranno i potenziali clienti respinti dalla banca perché non valutati sicuri dal modello. Un istituto che adotta un modello rigido determinerà sicuramente dei livelli di PD superiori per le sue controparti, ma, al tempo stesso, soffrirà di meno perdite sui prestiti concessi (LGD inferiori), perché presterà solo ai clienti veramente meritevoli.

Dato che il modello viene sviluppato per decidere se erogare o meno finanziamenti nel futuro, è importante che esso sappia riconoscere un'impresa insolvente non quando il dissesto è già palese, ma un certo numero di mesi prima. Per tale motivo, quando si raccolgono i dati per le imprese anomale, si prendono in genere in considerazione i bilanci dell'anno precedente al fallimento²¹.

Fatta questa premessa, torniamo al tema della determinazione della soglia. Un primo modo per stabilire tale valore è quello di calcolare semplicemente la semi-somma dei centroidi (per centroide si intende il valore medio dello *score*):

$$\alpha = \frac{z_A + z_B}{2} \quad [2.4]$$

Se utilizzassimo questo semplice metodo, adotteremmo un approccio basato esclusivamente sui dati definiti dal modello. È possibile, tuttavia, che una banca, nella determinazione della soglia, voglia considerare la qualità del suo portafoglio prestiti, ovvero della porzione di imprese sane e anomale a cui ha concesso prestiti in passato. In tal caso, la [2.4] deve essere modificata, aggiungendo un termine che tenga conto del numero di imprese anomale presenti all'interno del campione scelto per l'analisi. Possiamo definire con π_B il numero di imprese anomale sul totale di imprese considerate e definire la nuova soglia come mostrato di seguito:

²¹ Nel capitolo 3 e, in particolare, nella fase di raccolta dei dati per lo sviluppo di modelli reali, si terrà conto di questo aspetto, considerando, per le imprese anomale, i dati disponibili per l'ultimo anno di attività.

$$\alpha' = \alpha + \ln \frac{\pi_B}{1 - \pi_B} \quad [2.5]$$

In questo modo se la banca in passato ha negoziato con più clienti sani che anomali, ovvero se π_B è minore di 1/2, la soglia si abbassa rendendo il modello meno rigido. Al contrario se π_B assume valori superiori a 1/2, la soglia si alza e il numero di clienti a cui il credito verrà negato aumenta.

È necessario notare che, se π_B è esattamente pari a 1/2, le due soglie coincideranno ($\alpha = \alpha'$), in quanto la capacità della banca di selezionare tra imprese sane e anomale non aggiunge alcuna informazione al modello.

Per concludere, è anche possibile che, oltre alla sua capacità discriminante passata, la banca voglia tener conto del costo degli errori di I e II tipo. Un errore di I tipo viene compiuto quando la banca classifica un'impresa insolvente come sana, mentre un errore di II tipo si verifica ogni qualvolta un'impresa sana viene classificata insolvente. In una prospettiva di *risk management*, gli errori di I tipo sono, solitamente, ritenuti più gravi rispetto a quelli di II tipo, in quanto comportano il sostenimento di un maggior costo.

Più precisamente, se una banca concede un finanziamento a un'impresa che poi fallisce, sostiene una perdita pari alla LGD; mentre se non concede un finanziamento a un'impresa sana, rinuncia al margine di interesse che avrebbe potuto realizzare dall'operazione. È chiaro che la LGD è generalmente superiore rispetto al margine di interesse della banca e, dunque, compiere un errore di I tipo sarebbe più grave rispetto a compierne uno di II tipo. Alla luce di ciò, se la banca, nella determinazione della soglia, tiene conto del costo degli errori, il modello diventa automaticamente più rigido. Definendo con $C(A/B)$ il costo dell'errore di I tipo e con $C(B/A)$ il costo dell'errore di II tipo, la nuova soglia si calcola come segue:

$$\alpha'' = \alpha' + \ln \frac{C(A/B)}{C(B/A)} \quad [2.6]$$

L'ultimo passaggio da compiere è quello che, a partire dagli *score* assegnati e dalla soglia stabilita, ci permette di ricavare le probabilità di *default* delle controparti. A tal fine è sufficiente utilizzare la seguente formula, dove con z_i indichiamo lo *score* e con α la soglia selezionata:

$$PD = \frac{1}{1 + \frac{1 - \pi_B}{\pi_B} e^{z_i - \alpha}} \quad [2.7]$$

La [2.7] evidenzia chiaramente come la probabilità di *default* sia direttamente correlata alla proporzione di imprese anomale nel campione, nel senso che più alto è il valore assunto da π_B ,

maggiori saranno le PD derivanti dal modello. Tale aspetto si ricollega a quanto detto precedentemente in merito alla determinazione della soglia: all'aumentare dei casi in cui la banca è entrata a contatto con imprese insolventi, aumenta la rigidità del modello e, di conseguenza, il valore delle PD. Possiamo, inoltre, affermare che le probabilità di *default* saranno tanto più basse quanto maggiore è lo *score* e tanto più alte quanto maggiore è la soglia selezionata per la valutazione.

Diversi esempi pratici del procedimento appena esposto verranno forniti nel terzo capitolo dell'elaborato, laddove si andranno a costruire diverse funzioni discriminanti per valutare le probabilità di *default* di imprese collocate in settori differenti.

2.1.1 Il Lambda di Wilks e la scelta delle variabili

Per misurare l'affidabilità del modello si ricorre solitamente a un indice che prende il nome di Lambda di Wilks. Esso ha lo scopo di determinare quanta variabilità esiste all'interno dei due gruppi di imprese sane e anomale. Per tale motivo ciò che si va a calcolare è un rapporto che vede al numeratore la somma delle devianze degli *score* dei due gruppi e al denominatore la devianza totale del campione. Matematicamente, dunque, il Lambda di Wilks coincide con la seguente formulazione:

$$\Lambda = \frac{\sum_{i \in A} (z_i - z_A)^2 + \sum_{i \in B} (z_i - z_B)^2}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2} \quad [2.7]$$

Dove \bar{z} rappresenta la media degli *score* sull'intero campione di imprese sane e anomale.

Se il modello è perfetto, le devianze al numeratore sono nulle, ovvero tra gli *score* delle imprese sane e quelli delle imprese anomale non vi è variabilità. In tal caso l'indice assume un valore pari a zero. Al contrario, nel caso peggiore possibile, la variabilità tra gli *score* dei due gruppi è massima e il numeratore coincide con il denominatore rendendo il Lambda di Wilks pari a 1.

Laddove un modello dovesse risultare poco affidabile, ovvero dovesse presentare un valore elevato dell'indicatore, la soluzione migliore sarebbe quella di sostituire o aggiungere variabili indipendenti. La scelta delle variabili da considerare è sicuramente l'aspetto più delicato in un modello di analisi discriminante lineare e può essere compiuta seguendo un approccio diretto o un approccio così detto *stepwise*. Nel primo caso le variabili vengono selezionate in modo aprioristico sulla base di eventuali studi condotti in precedenza e i coefficienti della combinazione lineare che determina lo *score* sono stimati congiuntamente. Con il metodo *stepwise*, invece, si definisce una lista di possibili variabili da considerare e la selezione avviene sulla base del potere discriminante da ciascuna di esse dimostrato.

In particolare, è possibile procedere seguendo tre differenti approcci:

1. Si prendono inizialmente in considerazione tutte le variabili e si eliminano via via quelle con minor capacità discriminante (*backward elimination*).
2. Si parte considerando un'unica variabile e se ne aggiungono altre a patto che esse migliorino in modo significativo il potere discriminante del modello (*forward selection*).
3. Si procede mediante una combinazione dei due approcci suddetti, ovvero aggiungendo variabili ed eliminando quelle che, in seguito a nuove aggiunte, sono divenute superflue (*stepwise selection ibride*).

Per verificare se l'aggiunta, sostituzione o eliminazione di una variabile abbia migliorato o meno la situazione, si è soliti calcolare il Lambda di Wilks prima e dopo l'operazione. Chiaramente, quest'ultima ha senso solo se, in seguito, il valore dell'indicatore dovesse risultare più basso.

2.1.2 Il modello di Altman

Il modello di analisi discriminante più noto nella storia del *risk management* è lo *Z-score* di Altman. Esso è stato sviluppato nel 1968 dal celebre economista statunitense Edward Altman e ha avuto un successo incredibile dal punto di vista commerciale, grazie alla capacità di adattarsi a diversi settori e contesti geografici. L'obiettivo dell'economista era chiaramente quello di sviluppare una formula in grado di prevedere la stabilità di un'impresa dal punto di vista finanziario. L'esigenza di sviluppare un modello in grado di determinare la probabilità di *default* delle imprese si è manifestata, in particolar modo, in seguito alla Grande Depressione del 1929²². In tale periodo, infatti, i fallimenti delle imprese americane sono divenuti sempre più frequenti.

Nella sua formulazione base, pensata per le imprese manifatturiere pubbliche, il modello prevede di calcolare lo *score* utilizzando la formula seguente:

$$z_i = 1,2A + 1,4B + 3,3C + 0,6D + 1,0E \quad [2.8]$$

²² La Grande depressione fu una grave crisi economica finanziaria che ebbe inizio alla fine degli anni Venti. Sebbene le sue origini siano da ricondurre agli Stati Uniti d'America con il crollo della borsa di Wall Street il 24 ottobre 1929 (giovedì nero), la crisi ebbe ripercussioni negative su tutti i paesi del mondo, conducendo a drastici cali di produzioni, grave disoccupazione e deflazione acuta.

Gli indici economico finanziari che compaiono nella formula e il motivo del loro utilizzo sono schematizzati nella seguente tabella:

Indice	Formula di calcolo	Spiegazione del perché viene utilizzato
<i>A</i>	Capitale circolante / totale attivo	Misura la capacità dell'impresa di far fronte alle proprie obbligazioni di breve termine.
<i>B</i>	Utili non distribuiti / totale attivo	Misura la capacità dell'impresa di far fronte alle proprie spese in conto capitale mediante fonti proprie senza, dunque, dover ricorrere a indebitamento.
<i>C</i>	Utile ante interessi e imposte / totale attivo	Misura la capacità dell'azienda di generare profitti dalle sue attività, ovvero di rimanere redditizia e finanziare la sua crescita in futuro.
<i>D</i>	Valore di mercato del patrimonio / valore contabile delle passività verso terzi	Fornisce informazioni sul valore delle azioni societarie. Un basso valore di mercato del patrimonio rispetto alle passività sarebbe sintomo di una scarsa fiducia del mercato.
<i>E</i>	Fatturato (o vendite totali) / totale attivo	Misura la capacità dell'impresa di generare entrate di cassa, tenendo conto della dimensione del suo attivo.

Tabella 2.1: Indici economico-finanziari nel modello di Altman (elaborazione propria)

Sostituendo i dati si ritrova uno *Z-score* il cui valore è tanto più alto quanto più l'impresa può considerarsi sicura. A un valore basso dell'indicatore è, invece, associata un'alta probabilità che la società possa andare in bancarotta nel futuro prossimo. Altman ha individuato dei valori soglia che distinguono le imprese sane da quelle anomale. In particolare, se lo *Z-score* è maggiore di 2,99 l'impresa può considerarsi sicura, se è minore di 1,81 l'impresa è da considerarsi anomala, mentre valori compresi tra le due soglie caratterizzano casi in cui rischio di bancarotta è moderato. In quest'ultimo caso è come se l'impresa fosse in una sorta di area grigia e il modello non riuscisse a fornire risultati sufficientemente affidabili. Sarebbe allora necessario ricorrere a tecniche diverse, magari includendo nell'analisi variabili di tipo qualitativo che non vengono considerate nei modelli di *scoring*.

Nei due decenni successivi, il modello base è stato arricchito dallo stesso Altman per includere nell'analisi altre tipologie di società oltre alle imprese manifatturiere pubbliche. In particolar modo, sono state previste tre estensioni del modello:

1. Formulazione valide per le imprese private: $z_i = 0,72A + 0,85B + 3,11C + 0,42D + 1,0E$
In questo caso, la zona sicura si ha per valori dello *Z-score* superiori a 2,99, mentre la zona di stress si ha per valori inferiori a 1,23.
2. Formulazione valide per le imprese non manifatturiere: $z_i = 6,56A + 3,26B + 6,72C + 1,05D$. In questo caso, la zona sicura si ha per valori dello *Z-score* superiori a 2,6, mentre la zona di stress si ha per valori inferiori a 1,1.
3. Formulazione valide per le piccole imprese con patrimonio inferiore a un milione di dollari:
La formula e le soglie sono uguali al caso precedente, ma all'equazione dello *Z-score* si aggiunge un termine costante pari a 3,25.

Le formule di Altman hanno avuto molto successo e sono state utilizzate sia dagli investitori che dalle aziende. Tuttavia, molti esperti e studiosi valutano tale modello come meramente descrittivo e privo di qualsiasi capacità predittiva, preferendo affidare le loro stime su dati basati sul mercato, piuttosto che su valori contabili.

2.2 Limiti del modello di analisi discriminante lineare e introduzione ai modelli di regressione

I modelli di analisi discriminante lineare analizzati nel precedente paragrafo soffrono di due importanti limitazioni:

1. Prevedono delle matrici di varianze e covarianze uguali per il gruppo di imprese sane e anomale. Questa supposizione non si verifica praticamente mai nella realtà.
2. Per ricavare le probabilità di *default* si suppone che le variabili indipendenti si distribuiscano secondo una normale multivariata. Anche questa ipotesi è irrealistica, soprattutto considerando il fatto che, nella maggior parte dei casi, le variabili utilizzate sono indici economico-finanziari che, per loro natura, assumono valori compresi tra 0 e 100%.

Con il fine di risolvere queste problematiche, sono nate una serie di metodologie alternative che si basano sull'utilizzo di regressioni. La più semplice è il *linear probabilistic model*, un modello che utilizza una semplice regressione lineare per la stima dei coefficienti.

La prima fase è chiaramente la selezione del campione che deve contenere un numero sufficientemente elevato di imprese. Come nell'analisi discriminante lineare, esse vengono suddivise in due categorie a seconda della loro natura e identificate da una variabile binaria, y , che assume valore 1 se l'impresa è anomala e 0 se è sana.

In seguito, si scelgono le variabili indipendenti ($x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,j}, \dots, x_{i,m}$) che, come nel modello di analisi discriminante, sono di solito indici economico-finanziari misurati in anticipo rispetto all'eventuale *default* (generalmente un anno prima).

A questo punto si utilizza il metodo dei minimi quadrati²³ per ricavare i coefficienti (beta) della seguente regressione:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{i,j} + \varepsilon_i \quad [2.9]$$

Una volta ottenuti i coefficienti, è possibile calcolare la PD di una qualsiasi impresa che in futuro richiederà un prestito alla banca semplicemente venendo a conoscenza del valore dei suoi indici economico-finanziari e sostituendoli all'interno della regressione.

Il problema è che potrebbe capitare di ottenere valori di probabilità non compresi tra 0 e 1. Tale problematica ha interessato anche la nostra ricerca, in quanto si è manifestata nel corso dell'applicazione reale condotta nel quarto capitolo. Quando ciò accade, generalmente, si tronca la PD in corrispondenza degli estremi. Inoltre, la varianza dei residui risente di un problema di eteroschedasticità (varianza non costante) che rende le stime spesso distorte e imprecise.

Con l'intento di risolvere tali problematiche, sono stati sviluppati nel tempo modelli che correggono la relazione lineare applicando una qualche trasformazione dal codominio limitato nell'intervallo (0,1). Una prima soluzione è quella di utilizzare una funzione esponenziale, detta logistica, che dà origine al modello *logit*. In tal caso, la probabilità di *default* può essere calcolata come segue:

$$PD = f(w_i) = \frac{1}{1 + e^{-w_i}} \quad [2.10]$$

Dove w_i è data da una combinazione lineare delle variabili indipendenti in cui i coefficienti vengono determinati sulla base di una funzione di massima verosimiglianza (*maximum likelihood method*)²⁴. Definendo gamma (γ) i nuovi parametri, l'equazione in forma estesa apparirà come segue:

$$PD = \frac{1}{1 + e^{-(\gamma_0 + \sum_{h=1}^n \gamma_h x_{i,h})}} + \varepsilon_i \quad [2.11]$$

²³ Con il metodo dei minimi quadrati si cerca di stimare i coefficienti tali da minimizzare la distanza dei dati dalla retta di regressione. In altri termini, si cerca di minimizzare la somma degli errori al quadrato.

²⁴ Il metodo della massima verosimiglianza consiste nel dedurre i valori dei parametri dai dati del campione. In particolare, i parametri sono scelti in modo da massimizzare la probabilità di ottenere il campione che è stato effettivamente osservato.

La particolarità della funzione *logit* sta nel fatto che essa fa corrispondere a *score* maggiori probabilità di *default* maggiori. Solitamente, infatti, i modelli di *scoring* (compreso il modello di analisi discriminante) sono caratterizzati dalla proprietà opposta, ovvero valutano tanto più stabile una controparte quanto più essa presenta un punteggio elevato.

È anche possibile utilizzare funzioni alternative alla logistica purché il loro codominio rimanga compreso tra 0 e 1. Una metodologia differente molto utilizzata fa affidamento sulla classica funzione di densità di probabilità cumulata normale. In questo caso, il modello prende il nome di *probit* o *normit* e il valore della probabilità di *default* si ricava dal seguente integrale:

$$PD = \int_{-\infty}^{\delta_0 + \sum_{k=1}^q \delta_k x_{i,k}} \frac{1}{2\sqrt{\pi}} e^{-\frac{1}{2}t^2} dt \quad [2.12]$$

Anche in questo caso i coefficienti (δ) della regressione sono ricavabili mediante il metodo della massima verosimiglianza. Si noti che l'integrale riportato nella [2.12] non è risolvibile, ovvero non è possibile determinare alcuna primitiva. Proprio per questo esistono delle tabelle che è possibile consultare per ricavare i valori di probabilità cercati.

La variabile casuale logistica ha una distribuzione molto simile a quella di una normale standard; tuttavia, ha la caratteristica di essere leptocurtica, ovvero di possedere una massa di probabilità lungo le code maggiore rispetto alla normale. Ciò significa che la probabilità che si verifichino eventi estremi risulterà maggiore qualora si adottasse un modello *logit* anziché *probit*. Il seguente grafico ne fornisce una dimostrazione:

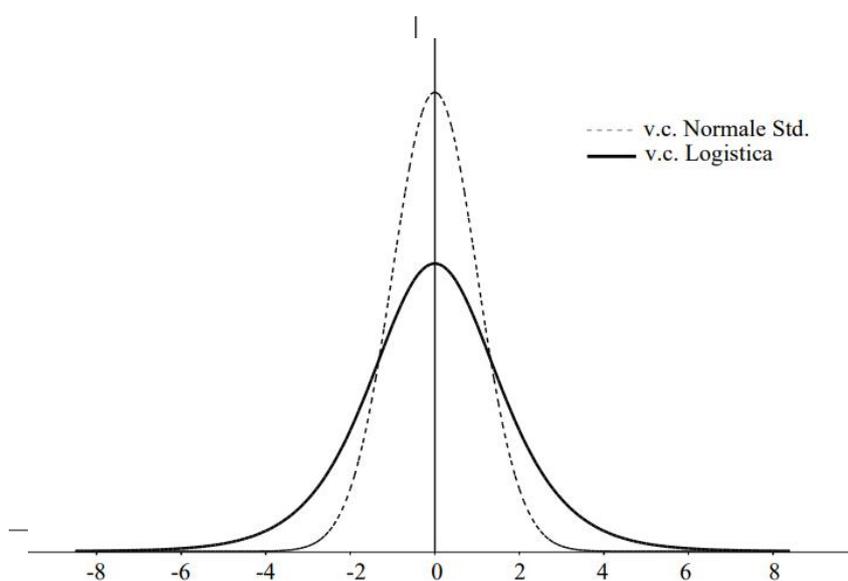


FIGURA 3
Funzione di densità normale standard e logistica a confronto

La scelta tra i due modelli dipende esclusivamente da motivazioni pratiche in quanto, sul piano teorico, non esistono sostanziali differenze. In particolare, il modello *logit* è spesso ritenuto più semplice dal punto di vista della complessità matematica e, per tale motivo, viene utilizzato più frequentemente.

Per completare la nostra analisi, è utile precisare un'importante differenza tra i modelli di analisi discriminante lineare e i modelli di regressione. I primi, infatti, avevano come obiettivo primario quello di suddividere le imprese in due grandi blocchi che vedevano da un lato le imprese sane e dall'altro le imprese anomale. Tale classificazione avveniva sulla base di uno *score* che veniva poi utilizzato per ricavare le probabilità di *default* associate alle controparti. Il fine ultimo dei modelli di regressione è, invece, solo quello di determinare lo stato di difficoltà economico-finanziaria in cui versa l'azienda e non tanto quello di effettuare una classificazione dicotomica. Per tale motivo, utilizzando le regressioni e gli opportuni aggiustamenti (funzione logistica e normale) si ritrovano immediatamente le probabilità di insolvenza stimate dal modello.

Nel capitolo 3 svilupperemo da un punto di vista pratico tutti i modelli fin qui presentati (analisi discriminante, regressione semplice, *logit* e *probit*). In tale sede, usufruiremo di alcune funzioni interne al *software* MATLAB per ricavare i vari parametri delle regressioni presentate in questo paragrafo e procederemo, mediante i modelli analizzati, a ricavare le probabilità di *default* per diversi campioni di imprese italiane.

Prima di procedere, però, si è ritenuto opportuno, al fine di rendere la trattazione più completa possibile, presentare anche gli altri modelli che vengono comunemente utilizzati per la stima della probabilità di *default*. A tale scopo sono riservati i paragrafi successivi di questo capitolo.

2.3 I modelli di natura induttiva: reti neurali e algoritmi genetici (cenni)

I modelli di natura induttiva si differenziano dai modelli di *scoring* finora analizzati per il fatto di adottare un approccio puramente induttivo. In altri termini, anziché partire da un modello strutturale-deduttivo, in cui le convinzioni di un'analista vengono confermate analizzando dei dati, si procede con lo studio di un campione di osservazioni dal quale si ricavano poi delle regole valide per la definizione del modello. In particolare, il processo avviene mediante la definizione di una struttura di base che viene man mano modificata e ricalibrata fino a quando non si raggiungono i risultati attesi. La principale differenza sta nel fatto che, mentre i modelli strutturali sono basati su algoritmi la cui validità è stata dimostrata teoricamente, i modelli induttivi sono spesso delle *black box*, nel senso che sono in grado di condurre ai risultati voluti, ma non si ha conoscenza della logica di fondo.

Questo può essere un bene per un eventuale istituto bancario che decidesse di adottarli, in quanto le imprese controparti, non potendo in alcun modo conoscere i meccanismi sottostanti al modello, non avranno la possibilità di modificare i loro bilanci per condizionarne i risultati.

Un primo modello che possiede una natura induttiva è quello delle reti neurali. Il suo obiettivo principale, che è anche la ragione per cui possiede questo nome, è quello di riprodurre i meccanismi di apprendimento della conoscenza umana. La nostra mente è formata da una serie di neuroni che sono collocati su diversi strati e comunicano tra loro mediante relazioni elementari definite sinapsi. Ciascun neurone riceve in *input* una serie di variabili e le rielabora producendo dei dati di *output* che vengono trasferiti agli strati più interni.

Al pari del processo appena descritto, un modello di rete neurale per la stima della rischiosità delle controparti è basato su una serie di funzioni matematiche che acquisiscono come *input* dati economico-finanziari ricavabili dai bilanci e, mediante opportuni coefficienti, li trasformano, per poi passarli alle funzioni più interne. Il processo si ripete fino all'ottenimento del risultato finale, che sarebbe lo *score* dell'impresa. Lo scopo è quello di ottenere un punteggio che sia prossimo a 1 per le imprese insolventi e prossimo a 0 per le imprese sane. Per rendere il modello efficace, è necessario individuare i coefficienti corretti, ovvero quelli che rendono i risultati quanto più simili a quelli desiderati. Per farlo si ricorre a un meccanismo di tipo iterativo fin quando l'*output* ricavato non risulta simile a quello della funzione ignota che si intende approssimare.

Una volta calibrato il modello (ovvero completata la fase di definizione dei coefficienti), quest'ultimo può essere utilizzato per valutare la convenienza della banca nell'emettere nuovi finanziamenti. Per fare ciò, è sufficiente immettere come *input* della rete i valori delle variabili selezionate con riferimento alle singole controparti e individuare, in questo modo, il loro *score*, attraverso cui verrà valutata l'affidabilità del prestito.

Un secondo modello che adotta un approccio induttivo è quello che si basa sull'utilizzo di algoritmi genetici. In questo caso il meccanismo di funzionamento prende ispirazione dalla teoria darwiniana di selezione naturale e sopravvivenza del più forte, illustrata nella famosa opera di Charles Darwin risalente al 1859: "*On the Origin of Species*". In sostanza, i modelli di valutazione delle PD vengono paragonati agli individui di una popolazione che combattono per la sopravvivenza.

Nella versione originale della teoria, solamente coloro che dimostrano di avere caratteristiche idonee per adattarsi ed interagire con l'ambiente esterno possono sopravvivere alla selezione naturale e riprodursi. Le generazioni successive saranno caratterizzate da un bagaglio genetico sempre migliore rispetto agli antenati e il processo si ripeterà fino al raggiungimento di un gruppo di individui praticamente perfetto.

Lo stesso principio è applicabile alla valutazione del rischio credito mediante l'utilizzo di algoritmi che valutano il livello di bontà (*fitness*) e, sulla base di quest'ultima, assegnano una certa probabilità di sopravvivenza ai vari modelli. In questo modo, a lungo andare, solo i modelli migliori resteranno in vita e avranno la possibilità di riprodursi dando origine a prole sempre migliori. Chiaramente, nel passaggio da una generazione di modelli all'altra, si andranno a modificare i coefficienti assegnati alle diverse variabili fino all'individuazione di un vettore formato da parametri quanto più affidabili possibile.

In tutto questo processo vi è anche la possibilità che i coefficienti mutino improvvisamente, anche se la probabilità che ciò accada è molto bassa. Ciò è coerente con la teoria originale di Darwin che ammetteva, appunto, la possibilità, seppur rara, di modifiche inaspettate dei geni.

Il processo di selezione e riproduzione si ripete fin quando non si riesce a individuare una soluzione considerata soddisfacente (ovvero che riesca a classificare in maniera corretta un numero sufficientemente alto di imprese), o fino a quando, nel passaggio da una generazione all'altra, non si notano più cambiamenti sostanziali.

Il seguente grafico mostra il funzionamento completo di un algoritmo genetico, chiarendone i passaggi centrali:

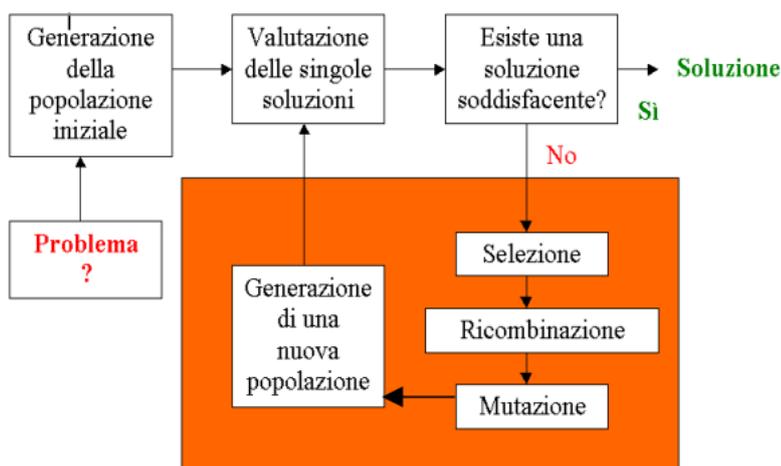


FIGURA 4
Struttura di un algoritmo genetico

Come si può constatare, sia le reti neurali che gli algoritmi genetici partono dalla formulazione di modelli randomici e, mediante metodologie di aggiustamento (funzioni elementari nel caso delle reti neurali e processo di selezione e ricombinazione nel caso degli algoritmi genetici), cercano di modificarli fino a raggiungere una soluzione che possa essere ritenuta accettabile. Nel caso della valutazione del rischio credito tale soluzione dovrebbe essere in grado di discriminare al meglio tra imprese sane e anomale, assegnando un punteggio basso alle prime (prossimo a 0) e alto alle seconde (prossimo a 1).

2.4 Limiti del modello di scoring e analisi fondata sul mercato dei capitali

Tutti i modelli di *scoring* che sono stati fin qui analizzati soffrono di alcuni problemi comuni.

In prima battuta, si hanno delle problematiche con riferimento alle variabili indipendenti che vengono selezionate per condurre l'analisi. L'importanza degli indicatori economico-finanziari potrebbe, infatti, mutare nel tempo per effetto del ciclo economico, della struttura dei mercati o per altre cause. Ciò significa che i pesi assegnati a una certa variabile in un determinato periodo potrebbero non essere applicabili per valutazioni in periodi successivi.

Inoltre, è possibile che una determinata variabile abbia buone capacità predittive del *default* in un determinato settore, ma scarse in un altro. Per tale motivo, sarebbe opportuno che le imprese selezionate nel campione appartenessero tutte allo stesso settore produttivo. Tuttavia, ciò è spesso impossibile data la difficoltà nel reperire i dati delle imprese insolventi. Si instaura, dunque, una sorta di *trade-off* tra la robustezza statistica del modello (un campione più numeroso conduce a un modello più robusto) e le differenze tra i diversi settori produttivi.

Come secondo aspetto, è necessario notare che gli indicatori che vengono utilizzati sono tutte variabili di tipo quantitativo ricavabili dai bilanci delle imprese. Alcuni esempi sono l'indice di leva finanziaria, il ROE, la proporzione di ricavi sul totale attivo, gli oneri finanziari che incidono sul fatturato e così via. Dall'analisi vengono, dunque, completamente escluse le informazioni di carattere qualitativo, nonostante queste ultime potrebbe essere parimenti determinanti per la valutazione dello stato di insolvenza. Alcuni esempi di variabili trascurate sono: le condizioni del ciclo economico, la qualità del management, le prospettive del settore, l'aggressività della concorrenza e così via. Introdurre tali determinanti all'interno di un modello di *scoring* richiederebbe di convertire una caratteristica qualitativa in un dato numerico, ma questa operazione appare spesso fuorviante in quanto lascia spazio a una discrezionalità eccessiva.

Infine, un'ultima problematica sta nel fatto che i campioni utilizzati per la stima potrebbero risultare sbilanciati, cioè potrebbero considerare un numero insufficiente di imprese anomale. Questo problema è riconducibile al fatto che, molto spesso, i dati di imprese insolventi non sono disponibili. Paradossalmente, sotto questo punto di vista, le banche che sono entrate in contatto con molti debitori insolventi sono avvantaggiate perché godono della possibilità di creare campioni di stima più robusti e meno sbilanciati, riuscendo, di conseguenza, a produrre modelli più affidabili.

Alla luce delle numerose problematiche evidenziate, un approccio alternativo ai modelli di *scoring* è quello che cerca di determinare le probabilità di insolvenza degli emittenti basandosi sull'analisi di

grandezze appartenenti al mercato dei capitali (obbligazioni, azioni e opzioni). Tale approccio è suddivisibile in tre diversi modelli che vengono di seguito presentati.

2.4.1 Il modello basato sugli *spread* dei titoli obbligazionari

Il modello basato sugli *spread* dei titoli obbligazionari si basa sul semplice concetto secondo il quale titoli obbligazionari più rischiosi sono, a parità di altre condizioni, caratterizzati da un premio al rischio (*spread*) maggiore rispetto ai titoli meno rischiosi. Seguendo tale logica, ci si ripropone di individuare la probabilità di *default* di una determinata controparte a partire dallo *spread* che caratterizza i titoli da quest'ultima emessi.

Per rendere ciò possibile è necessario partire da diverse assunzioni. Innanzitutto, si deve supporre di conoscere la curva per scadenza dei differenziali tra i rendimenti *zero-coupon*²⁵ dei titoli obbligazionari emessi dall'impresa e i rendimenti *zero-coupon* dei titoli *risk-free* (privi di rischio). Come approssimazione dei titoli *risk-free* vengono solitamente scelti i titoli di Stato. Inoltre, per ricavare la probabilità di *default* è necessario stimare il tasso di recupero e supporre che gli investitori siano neutrali al rischio, ossia totalmente indifferenti tra due investimenti, a prescindere dal loro rischio, a patto che essi abbiano lo stesso valore atteso.

Nel caso più semplice si prende in considerazione un periodo temporale di un anno e un tasso di recupero nullo. Sotto queste condizioni, adottando un regime di capitalizzazione continua, per un investitore neutrale al rischio sarà indifferente investire nel titolo *risk-free*, ottenendo un montante pari a e^i , o nel titolo rischioso, ottenendo un montante pari a e^{i+d} (dove con d indichiamo lo *spread*) ponderato per la probabilità che questo venga restituito. In formule avremo che:

$$e^i = (1 - p)e^{i+d} \quad [2.13]$$

Attraverso semplici passaggi algebrici, si ricava la probabilità di insolvenza (p):

$$p = 1 - e^{-d} \quad [2.14]$$

Un primo aspetto importante da sottolineare è che tale probabilità è direttamente correlata con lo *spread* (se d sale, allora PD sale e viceversa). Questo è logico poiché, come detto inizialmente, ad un maggior *spread* corrisponde una rischiosità maggiore e, quindi, una PD più alta. Per come è definito il modello, inoltre, la probabilità di *default* non dipende dal livello dei tassi, ma soltanto dalla loro differenza (che sarebbe, appunto, lo *spread*).

²⁵ Un titolo *zero-coupon* è caratterizzato da un unico flusso di cassa, consistente nel rimborso del capitale a scadenza e, dunque, non possiede cedole intermedie.

È possibile ora stimare un certo tasso di recupero (R) e inserirlo nel modello. Supponiamo, dunque, che i creditori non perdano tutto il finanziamento erogato ma, partecipando alla liquidazione della società, riescano a recuperarne una parte. In tal caso, la formula [2.13] subisce una leggera modifica per includere questa nuova informazione. In particolare, si avrà:

$$e^i = [(1 - p) + pR]e^{i+d} \quad [2.15]$$

Da cui:

$$p = \frac{1 - e^{-d}}{1 - R} = \frac{1 - e^{-d}}{LGD} \quad [2.16]$$

Dalla formula [2.16] è possibile trarre un'ulteriore conclusione: all'aumentare della LGD (e, quindi, al diminuire del tasso di recupero), la probabilità di *default* diminuisce. Ciò accade perché l'unica ragione per la quale un investitore dovrebbe richiedere un identico premio al rischio per un titolo con LGD maggiore è perché esso ha una PD più bassa (il fatto che, in caso di insolvenza, si perda di più è compensato dal fatto che la probabilità di insolvenza è minore).

Se anziché considerare un intervallo temporale annuale, si estendesse l'analisi a scadenza pluriennali, sarebbe possibile ricavare le PD a diversi orizzonti temporali, utilizzando i differenziali di rendimento a scadenze diverse.

Prima di vedere le formule, è però necessario chiarire la differenza tra probabilità di insolvenza marginale e cumulata. La prima fa riferimento alla possibilità che un'impresa fallisca in un determinato anno, dato che negli anni precedenti non è fallita; mentre la seconda è la probabilità di fallimento di un'impresa entro un determinato orizzonte temporale. Indicheremo con p'_T le probabilità marginali e con p_T le cumulate. Perciò, con la notazione p'_2 intendiamo, ad esempio, la probabilità che l'impresa fallisca nel secondo anno dato che nel primo non è fallita; mentre con p_2 intendiamo la probabilità che l'impresa fallisca tra oggi e la fine del secondo anno.

Nella determinazione della probabilità di *default* a diversi intervalli temporali, possiamo prendere in considerazione o i tassi annui *spot* (tassi di interesse vevoli da oggi fino alla fine del periodo considerato) o i tassi annui *forward* (tassi di interesse vevoli nel futuro da un certo periodo temporale per un arco temporale annuo). Nel primo caso determineremo dapprima le probabilità di *default* cumulate e, susseguentemente, le marginali; nel secondo caso dapprima le marginali e, susseguentemente, le cumulate.

Supponendo di partire dai tassi *spot* (i_T), possiamo determinare, innanzitutto, gli *spread* (d_T) come differenza tra rendimento sulle obbligazioni societarie rischiose e rendimento dei titoli privi di rischio

e, in seguito, sfruttare una rivisitazione della formula [2.15] per determinare le probabilità di insolvenza cumulate:

$$e^{i_T T} = [(1 - p_T) + p_T R] e^{(i_T + d_T) T} \quad [2.17]$$

Da cui:

$$p_T = \frac{1 - e^{-d_T T}}{1 - R} = \frac{1 - e^{-d_T T}}{LGD} \quad [2.18]$$

Per ricavare le probabilità di insolvenza marginali, occorre ora sfruttare la definizione di probabilità di sopravvivenza nelle sue due accezioni:

- Probabilità di sopravvivenza marginale: probabilità che il debitore sopravviva nel T -esimo anno condizionata alla sopravvivenza del debitore fino alla fine dell'anno $T - 1$. Si calcola come complemento a uno della probabilità di insolvenza marginale.
- Probabilità di sopravvivenza cumulata: probabilità che il debitore sopravviva da oggi fino alla fine del T -esimo anno. Si calcola come complemento a uno della probabilità di insolvenza cumulata.

Avendo calcolato le probabilità di *default* cumulate con la [2.18], possiamo facilmente ricavare le probabilità di sopravvivenza cumulate. In seguito, sfrutteremo il fatto che la probabilità di sopravvivenza cumulata può essere espressa come prodotto delle marginali. Ciò ci permetterà di esprimere la probabilità di sopravvivenza marginale dell'anno T come rapporto tra la probabilità cumulata dell'anno T e quella dell'anno $T - 1$. In formule si avrà:

$$1) s_T = 1 - p_T \quad [2.19]$$

$$2) s'_T = \frac{s_T}{s_{T-1}} \quad [2.20]$$

Di conseguenza, combinando le due equazioni e sfruttando la relazione complementare, troviamo subito:

$$p'_T = 1 - s'_T = 1 - \frac{s_T}{s_{T-1}} = 1 - \frac{1 - p_T}{1 - p_{T-1}} \quad [2.21]$$

Chiaramente, per il primo anno la probabilità di *default* marginale coinciderà con la cumulata.

È possibile anche partire dalla curva dei tassi *forward*, ricordando che la relazione che lega i tassi *spot* (i_T) ai *forward* (i_1^{T-1}) è la seguente:

$$i_1^{T-1} = i_T T - i_{T-1} (T - 1) \quad [2.22]$$

Si noti che con la denominazione i_1^{T-1} intendiamo che il tasso forward è valevole per un anno a partire dal periodo $T - 1$. La formula dimostra che i tassi *forward* sono contenuti implicitamente nella struttura (a termine) dei tassi spot (tassi a pronti), ovvero sono ricavabili da questi ultimi. Per tale motivo, i tassi *forward* vengono definiti anche “tassi impliciti”.

Utilizzando i tassi *forward* ricaviamo dapprima le probabilità di *default* marginali come segue:

$$e^{i_1^{T-1}} = [(1 - p'_T) + p'_T R] e^{i_1^{T-1} + d_1^{T-1}} \quad [2.23]$$

Da cui:

$$p'_T = \frac{1 - e^{-d_1^{T-1}}}{1 - R} = \frac{1 - e^{-d_1^{T-1}}}{LGD} \quad [2.24]$$

In seguito, ricorrendo al fatto che $p'_1 = p_1$, possiamo sfruttare la formula inversa della [2.21] per ricavare ricorsivamente le probabilità di *default* cumulate:

$$p_T = 1 - (1 - p'_T)(1 - p_{T-1}) \quad [2.25]$$

Alternativamente, ricordando che la probabilità di sopravvivenza cumulata è esprimibile come produttoria delle probabilità di sopravvivenza marginali precedenti, possiamo ricavare le PD cumulate direttamente come:

$$p_T = 1 - s_T = 1 - \prod_{t=1}^T s'_t = 1 - \prod_{t=1}^T (1 - p'_t) \quad [2.26]$$

Ricapitolando, il metodo basato sugli *spread* dei titoli obbligazionari permette di ricavare le probabilità di insolvenza marginali e cumulate sia partendo dai tassi *spot*, sia partendo dai tassi *forward*. La differenza sta unicamente nel fatto che, mentre i tassi *spot* sono tassi osservabili oggi, i tassi *forward* rappresentano i tassi attesi dal mercato per periodi futuri.

I due pregi principali dell'approccio risiedono nel fatto che, innanzitutto, esso utilizza dati di mercato che sono per loro natura oggettivi, ovvero non influenzati da alcuna valutazione da parte delle istituzioni finanziarie e, secondo poi, è un modello che guarda al futuro (*forward looking*), ovvero è in grado di stimare i tassi di *default* che si verificheranno in periodi successivi (le probabilità di *default* marginali e cumulate fanno riferimento a epoche future).

A fronte di queste caratteristiche positive, il modello soffre, tuttavia, di numerose limitazioni.

Per prima cosa, esso ipotizza che gli investitori siano neutrali al rischio, quando nella realtà, generalmente, si verificano fenomeni di avversione. Ciò significa che, a parità di rendimento,

normalmente, vengono preferite proposte di investimento che assicurano un livello di rischio minore. Per tale motivo, tra l'investire in un titolo *risk-free* (ad esempio, un titolo di Stato) o un *bond* rischioso, se il rendimento dei due titoli è lo stesso, molto spesso si preferisce la prima alternativa. Per rendere il titolo rischioso appetibile è allora necessario aggiungere un premio al rischio, ovvero incrementare il suo rendimento di un certo premio P . Se così è, la formula da cui siamo partiti, ossia la [2.15], deve essere rivisitata come segue:

$$e^i + P = [(1 - p) + pR]e^{i+d} \quad [2.27]$$

Ricalcolando la probabilità di *default* sotto queste condizioni, il valore che si ritrova (p_2) sarà più basso rispetto a quello che si era calcolato in precedenza (p).

$$p_2 = \frac{1 - e^{-d}}{1 - R} - \frac{P}{e^{i+d}(1 - R)} < \frac{1 - e^{-d}}{1 - R} = p \quad [2.28]$$

Possiamo, dunque, affermare che l'ipotesi di neutralità al rischio conduce a una sovrastima delle PD. Un secondo ordine di problemi risiede nella non considerazione delle preferenze per la liquidità. È, infatti, possibile che una parte dello *spread* dei titoli obbligazionari sia giustificato dal fatto che gli investitori preferiscono detenere liquidità piuttosto che intraprendere investimenti rischiosi. Questo è particolarmente vero per i titoli con scadenze più lontane. In altri termini, agli investitori dovrebbe essere offerto un premio che non solo compensi il rischio credito, ma che gli spinga anche a rinunciare alla liquidità che potenzialmente potrebbero mantenere se non investissero.

Infine, il modello risulta inapplicabile per le imprese non quotate e soffre spesso di una carenza di dati, soprattutto nella determinazione dei tassi di rendimento *zero-coupon* a diverse scadenze. Per poter determinare tali tassi è, infatti, necessario che l'impresa abbia emesso sufficienti titoli da coprire tutte le scadenze considerate. Se così fosse, sarebbe allora possibile determinare l'intera curva dei tassi *zero-coupon* o direttamente o attraverso il metodo del *bootstrapping*²⁶.

²⁶ Il metodo del *bootstrapping* permette di stimare la curva dei tassi *zero-coupon* a partire dai prezzi dei titoli con cedola, tenendo conto dei pagamenti intermedi. Più precisamente, si parte scontando le cedole mediante i tassi *zero-coupon* che si conoscono o che si sono ricavati. In seguito, si sottrae alla quotazione del titolo il valore attuale delle cedole, ottenendo, di fatto, uno ZCB dal cui valore è poi semplice determinare il livello del tasso (si utilizza la formula inversa della relazione che lega prezzo e rendimento).

2.4.2 Il modello di Merton (*contingent claim*)

Nel 1973 due economisti, Black e Scholes, svilupparono un modello per il *pricing* delle opzioni che fu, un anno più tardi, applicato da Robert Merton al rischio di insolvenza. Fu così che nacque l'approccio *contingent claim*, anche definito modello di Merton, per la determinazione della probabilità di *default* di un'impresa. Tale modello si basa su un'intuizione piuttosto semplice: l'insolvenza societaria si verifica nel momento in cui il valore delle attività dovesse risultare inferiore al valore del debito verso terzi. Gli azionisti godono, infatti, di responsabilità limitata, ovvero non sono tenuti a versare ulteriori capitali rispetto a quelli originariamente erogati. Per tale motivo, laddove il debito non potesse essere più coperto dal capitale proprio, gli azionisti potrebbero tranquillamente decidere di lasciare l'impresa in mano ai creditori, portandola al fallimento. In altri termini, è come se gli azionisti possedessero un'opzione che permette loro di condannare l'impresa a uno stato fallimentare. Tale opzione verrà esercitata quando l'attivo non è più in grado di coprire il debito. La probabilità di *default* viene, dunque, comparata alla probabilità di esercizio di tale opzione.

Il modello ipotizza, in modo semplicistico, che l'impresa abbia una sola passività, con valore di mercato pari a B , che prevede il rimborso del capitale F in un'unica soluzione alla scadenza T . L'insolvenza si verifica quando $V_T < F$, ovvero quando il valore dell'attivo è inferiore alla somma che l'impresa deve rimborsare. Non essendoci pagamenti intermedi, chi fa credito all'impresa viene a sapere dell'insolvenza della stessa solo nel momento in cui la passività scade e arriva il momento di rimborsarla. Il concetto è sintetizzato nel grafico seguente che descrive l'andamento dell'attivo di un'impresa (asse delle ordinate) in funzione del tempo (asse delle ascisse):

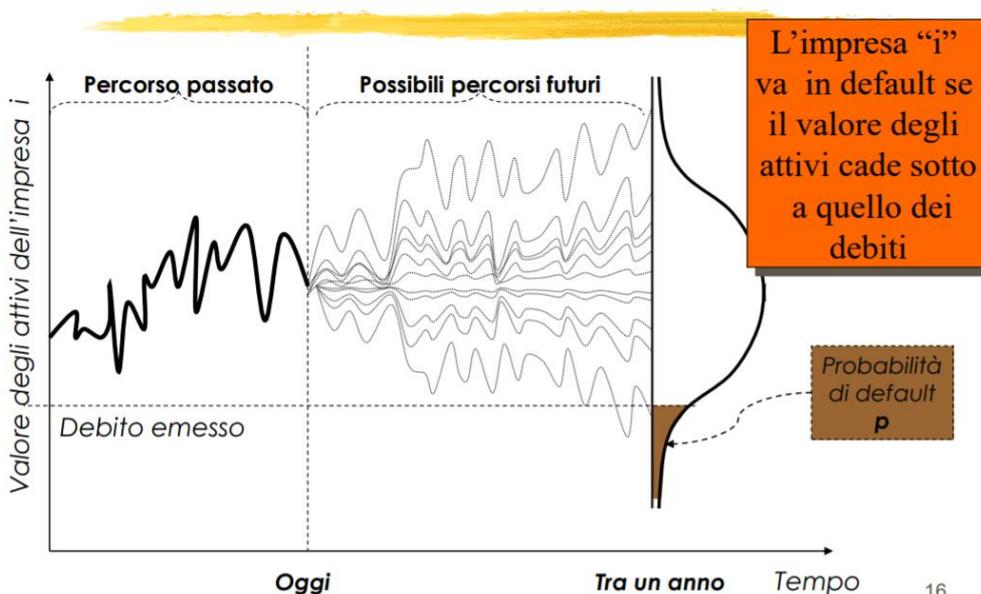


FIGURA 5
logica sottostante al
modello di Merton

A sinistra della data corrente (“Oggi”) si ha l'evoluzione dell'attivo della società nel passato (il percorso è unico, in quanto noto), mentre a destra sono rappresentati i possibili percorsi futuri. Le possibili traiettorie disegnano una distribuzione di valori dell'attivo (curva a campana) relativa all'anno successivo. Il *default* dell'impresa si verifica quando l'attivo è inferiore al debito: graficamente esso corrisponde all'area marrone della distribuzione di valori dell'attivo. Tale area è tanto maggiore quanto più il prestito risulta rischioso. Più precisamente, risulta vero che la PD è tanto maggiore quanto:

- Minore è il valore di mercato iniziale dell'attivo;
- Maggiore è il valore di rimborso del debito;
- Maggiore è la volatilità del valore di mercato dell'attivo;
- Maggiore è la scadenza del debito.

L'opzione che si prende in considerazione è di tipo *put*. Un'opzione *put* offre a chi la sottoscrive la possibilità di cedere, a un prezzo concordato, una certa attività sottostante in una data futura. Nel nostro caso il sottostante dell'opzione è il valore dell'attivo (V_T), il prezzo concordato (prezzo di esercizio o *strike price*) è il valore nominale di rimborso del debito (F) e la scadenza (T) è pari a quella del debito.

In effetti, è facile verificare che la banca potrebbe coprirsi dal rischio di credito acquistando un'opzione *put* analoga a quella appena descritta. Così facendo, si assicurerebbe un *pay-off* pari al valore di rimborso del debito. La seguente tabella dimostra questa affermazione (con P_0 si indica il prezzo della *put*):

Descrizione dell'operazione	Pay-off al tempo 0	Pay-off al tempo t	
		$V_T < F$	$V_T > F$
<i>Concessione prestito</i>	$-B_0$	V_T	F
<i>Acquisto put</i>	$-P_0$	$F - V_T$	0
Totale	$-(B_0 + P_0)$	F	F

Tabella 2.2: Pay-off al tempo 0 e al tempo T connessi alla concessione di un prestito e all'acquisto di un'opzione put (tabella ripresa da A. Resti, A. Sironi “Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione”, 2021)

Come si può notare dall'ultima riga della tabella, la banca può coprirsi completamente dal rischio di credito, ovvero può rendere il suo impiego privo di rischio, affiancando al prestito concesso un'opzione *put* sul valore dell'impresa. Ma allora, dato che l'operazione è priva di rischio, il suo valore al tempo 0 può essere eguagliato al valore attuale di un titolo *risk free* che a scadenza paga F .

In formule si avrà:

$$B_0 + P_0 = Fe^{-iT} \quad [2.29]$$

Ricorrendo ora alle formule di Black e Scholes, il prezzo dell'opzione *put* (P_0) può essere ricavato come segue:

$$P_0 = Fe^{-iT}N(-d_2) - N(-d_1)V_0 \quad [2.30]$$

Nella formula $N(x)$ rappresenta la funzione di ripartizione normale con media nulla e deviazione standard pari a 1, ossia la probabilità che una variabile normale standardizzata assuma valore inferiore a x .

I termini d_1 e d_2 sono invece calcolabili come segue:

$$d_1 = \frac{\ln(V_0/Fe^{-iT}) + 1/2 \sigma_V^2 T}{\sigma_V \sqrt{T}} = \frac{1/2 \sigma_V^2 T - \ln(L)}{\sigma_V \sqrt{T}} \quad [2.31]$$

$$d_2 = \frac{1/2 \sigma_V^2 T + \ln(L)}{\sigma_V \sqrt{T}} = d_1 - \sigma_V \sqrt{T} \quad [2.31 \text{ bis}]$$

Si noti che σ_V sarebbe la volatilità del valore di mercato dell'attivo, mentre L indica la leva finanziaria dell'impresa. Essendovi una sola passività, la leva è semplicemente data dal rapporto tra il valore attuale del debito (Fe^{-iT}) e il valore dell'attivo (V_0).

Combinando tra loro l'equazione [2.29] e [2.30], è possibile ricavare il valore di mercato corrente del prestito (B_0) e lo *spread* tra il rendimento che la banca dovrebbe richiedere sul prestito e il tasso privo di rischio.

Tuttavia, per i nostri fini, l'elemento che ci interessa analizzare è la probabilità di esercizio della *put* che, come specificato in precedenza, coincide con la probabilità di *default* dell'impresa. Secondo le formule di Black e Scholes tale valore è pari a:

$$PD = \text{prob}(V_T < F) = N(-d_2) = 1 - N(d_2) \quad [2.32]$$

L'ultima uguaglianza è vera per la proprietà di simmetria della normale.

Il modello di Merton è particolarmente apprezzato in quanto, per prima cosa, permette di ricavare la PD in modo oggettivo, chiaro e formalmente elegante e, secondo poi, identifica le variabili principali per la valutazione dello stato di salute dell'impresa. In particolar modo, il modello prende in considerazione sia il *business risk*, ovvero la volatilità del valore dell'attivo (σ_V), sia il *financial risk*, ovvero la leva finanziaria (L) dell'impresa.

Nonostante ciò, esattamente come l'approccio basato sugli *spread* obbligazionari, sono presenti limiti evidenti. Innanzitutto, l'ipotesi che l'impresa abbia un'unica passività priva di cedole è irrealistica, in quanto presuppone che essa possa diventare insolvente solo alla data di scadenza di tale passività. Tale assunzione non permette di considerare il rischio di migrazione, ovvero la possibilità che l'impresa possa migrare verso classi di merito creditizio peggiori.

Anche il fatto che l'attivo si distribuisca normalmente è una semplificazione di quanto accade nella realtà, così come l'ipotesi di tassi di interesse privi di rischio costanti.

Inoltre, il modello si basa su delle variabili di *input* che spesso non sono direttamente osservabili sul mercato. In particolar modo, il valore dell'*equity* è noto solo se l'impresa è quotata sul mercato, mentre il valore dell'attivo non è in alcun modo conoscibile, a meno che tutte le passività non siano scambiate attivamente su un mercato secondario (ipotesi poco plausibile). Problemi analoghi si hanno con la volatilità dell'attivo, anch'essa difficile da stimare.

Infine, dato che il modello si poggia sulle formule di Black e Scholes, esso presuppone implicitamente una logica di assenza di arbitraggio. Tuttavia, anche tale assunzione è lontana dal vero in quanto l'attivo di un'impresa non può essere, di norma, regolarmente negoziato sul mercato finanziario²⁷.

2.4.3 Il modello KMV

Alcuni limiti dell'approccio di Merton vengono affrontati e superati dal modello sviluppato da KMV, una società californiana fondata da Kealhofer, McQuown e Vasicek (l'acronimo deriva dalle iniziali dei cognomi dei tre soci fondatori) e recentemente rilevata da Moody's Investor Services.

L'intuizione su cui si fonda il modello è simile a quella che aveva avuto Merton: il valore del capitale azionario (E) è equivalente al valore di un'opzione *call* (e non *put*) iscritta sull'attivo dell'impresa (V_T), con scadenza pari alla vita residua del debito (T) e prezzo di esercizio (*strike price*) pari al valore nominale di rimborso del debito (F). In altri termini, la posizione di un'azionista è analoga a quella di un potenziale acquirente di un'opzione *call* sul valore dell'attivo dell'impresa.

²⁷ Per arbitraggio si intende la possibilità di ottenere un profitto certo senza incorrere in alcun tipo di rischio. Tale operazione risulta possibile se si sfruttano le differenze di prezzo tra due mercati in cui è possibile negoziare lo stesso bene. In altri termini, deve essere presente un'inefficienza di tipo informativo. Per aversi assenza di arbitraggio deve essere possibile scambiare l'attività sottostante al contratto di opzione in modo continuativo sul mercato. Ciò non è, però, possibile nel caso dell'opzione *put* considerata perché l'attività sottostante è rappresentata dagli attivi dell'impresa.

L'azionista paga E_0 le azioni che riceve e, a scadenza, ottiene:

- Zero se il valore dell'attivo è inferiore al valore del debito (l'impresa ripaga parte delle proprie obbligazioni esaurendo il capitale).
- La differenza tra il valore dell'attivo e quello del prestito in caso contrario.

Lo stesso *pay-off* è ottenuto alla scadenza T da un potenziale acquirente di un'opzione *call* che paga C_0 (prezzo della *call*) al tempo zero. La seguente tabella riepiloga le due posizioni, confermando quanto appena detto:

Soggetto	Pay-off al tempo 0	Pay-off al tempo t	
		$V_T < F$	$V_T > F$
<i>Azionista</i>	$-E_0$	0	$V_T - F$
<i>Acquirente di un'opzione call</i>	$-C_0$	0	$V_T - F$

Tabella 2.2: Pay-off al tempo 0 e al tempo T connessi alla concessione di un prestito e all'acquisto di un'opzione put (tabella ripresa da A. Resti, A. Sironi "Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione", 2021)

Dato che le due posizioni sono caratterizzate da prestazioni future analoghe, per la legge del prezzo unico, hanno anche lo stesso costo iniziale. Di conseguenza, ricorrendo alle formule di Black e Scholes per il *pricing* delle opzioni *call*, è possibile scrivere quanto segue:

$$E_0 = C_0 = N(d_1)V_0 - Fe^{-iT}N(d_2) \quad [2.33]$$

L'equazione appena riportata non è risolvibile da sola perché presenta due incognite: il valore dell'attivo (V_0) e la sua volatilità (σ_V) che compare implicitamente all'interno dei termini d_1 e d_2 .

Per poter trovare una soluzione unica è necessario disporre di un'ulteriore equazione, di modo tale da ottenere un sistema di due equazioni in due incognite. In particolar modo, si ricorre a una nota relazione tra il valore di mercato del capitale (E_0) e la sua volatilità (σ_E) che prende il nome di lemma di Ito:

$$\sigma_E = \frac{V_0}{E_0} N(d_1) \sigma_V \quad [2.34]$$

Dato che la volatilità dell'*equity* può essere stimata empiricamente, ad esempio calcolando la deviazione standard dei rendimenti passati del titolo azionario, e che il valore del capitale è una grandezza nota dal mercato, è possibile combinare la [2.33] e la [2.34], ottenendo un sistema risolvibile mediante una procedura iterativa. Ciò significa che è necessario assegnare due valori di

partenza alle incognite e modificarli gradualmente fino a quando le due equazioni non restituiscono i valori di E_0 e σ_E empiricamente osservati sul mercato.

Così facendo le due incognite V_0 e σ_V verranno determinate univocamente. A questo punto sarebbe possibile ricorrere nuovamente alle equazioni di Merton per determinare le probabilità di *default*. Tuttavia, KMV segue una procedura diversa che permette di rimuovere l'ipotesi di distribuzione normale dei rendimenti dell'attivo e di tassi di interesse privi di rischio costanti, risolvendo così due delle limitazioni del modello precedente. In particolare, viene inizialmente calcolato un indice di rischio, chiamato *Distance to Default* che assumerà un valore tanto più alto quanto più l'impresa è sicura. Susseguentemente, tale indicatore viene trasformato in una PD mediante una legge empirica basata sull'esperienza passata.

Il valore della *Distance to Default* (DD) viene determinato mediante un rapporto che vede al numeratore la differenza tra il valore attuale dell'attivo dell'impresa (V_0) e il così detto *Default Point* (DP). Nel determinare quest'ultima grandezza, KMV apporta un ulteriore miglioramento al modello di Merton. Se, infatti, in precedenza, si assumeva l'esistenza di un'unica passività, ora i debiti dell'impresa vengono suddivisi tra breve (*Short Term Debt, STD*) e lungo termine (*Long Term Debt, LTD*). Il *Default Point* sarà pertanto una combinazione lineare tra le due categorie di debito, in cui viene dato un peso maggiore alle passività di breve periodo in quanto considerate più urgenti.

In formule si avrà:

$$DP = STD + \frac{1}{2}LTD \quad [2.35]$$

$$DD = \frac{V_0 - DP}{V_0 * \sigma_V} \quad [2.36]$$

Si noti che la distanza dal punto di insolvenza dipende negativamente dal *default point* e positivamente dal valore dell'attivo aziendale. Il termine DP compare, infatti, al numeratore con segno negativo, mentre il valore dell'attivo (V_0), pur comparando sia al numeratore che al denominatore, è ponderato in modo tale che la dipendenza positiva sia maggiore rispetto a quella negativa (al numeratore compare per l'intero suo valore, mentre al denominatore è moltiplicato per σ_V che è un numero sicuramente compreso tra 0 e 1). Per quanto riguarda la volatilità dell'attivo, essa è caratterizzata da una correlazione negativa: al suo aumentare è più probabile che l'attivo possa assumere valori tali da non riuscire più a coprire il debito.

Per trasformare la *Distance to Default* in una *Expected Default Frequency* (frequenza di *default* attesa, EDF), il modello KMV assume un approccio empirico, ovvero si basa sulla corrispondenza tra valori di DD e tassi di *default* che si è verificata in passato. Più nello specifico, vengono costruite delle fasce nelle quali collocare un vasto campione costituito da imprese, in parte terminate in *default*, sulla base del valore assunto dalla loro DD. Successivamente, si calcola, per ogni gruppo, il numero di imprese fallite e, rapportando tale valore al totale di imprese contenute nella fascia, si determina la frequenza di *default* attesa. In questo modo sarà possibile valutare la PD di qualsiasi impresa si rivolgerà in futuro alla banca. Ad esempio, se in passato delle 10.000 società che avevano la DD più bassa (approssimativamente pari a 1), 2.000 sono fallite, alla prima fascia viene associata una frequenza di *default* del 20%. Di conseguenza, qualsiasi impresa che in futuro verrà classificata in quella fascia, avrà un PD pari al 20%.

In sostanza, l'approccio KMV porta alla determinazione di un vero e proprio sistema di *rating* che, però, si differenzia rispetto a quelli elaborati dalle agenzie quali Moody's o Standard & Poor's per due ragioni fondamentali che costituiscono anche i due pregi principali del modello:

1. Le EDF si adeguano rapidamente alle mutevoli condizioni economico-finanziarie delle imprese oggetto di valutazione, mentre i *rating* assegnati dalle agenzie tendono a essere modificati con significativo ritardo. Questo è chiaro se si pensa al fatto che le EDF si basano su dati di mercato (E_0 e σ_E) che sono, per loro natura, fortemente *forward looking*.
2. Le EDF assegnate alle varie fasce non subiscono variazioni significative al variare del ciclo economico, mentre i tassi di insolvenza assegnati dalle agenzie di *rating* alle diverse classi mutano in continuazione.

Le due affermazioni potrebbero inizialmente sembrare in contrasto tra loro, ma in realtà non lo sono. Ciò diventa chiaro riprendendo il discorso affrontato nel paragrafo 1.4.2 relativo alla differenza tra approccio *through the cycle* (adottato dalle agenzie) e *point in time* (adottato dai sistemi di valutazione interni alle banche e dall'approccio KMV). Le agenzie di *rating* sono, in sostanza, preoccupate per la loro reputazione e, quindi, tendono a sviluppare sistemi di *rating* in cui la probabilità di migrazione da una classe all'altra è molto bassa. Di conseguenza, quando il ciclo economico diventa più instabile, tutte le imprese peggiorano il loro merito creditizio e, data la quasi inesistenza del processo traslativo, le PD associate alle varie classi aumentano. Nel modello KMV, invece, la probabilità di migrazione è elevata, quindi, sebbene tutte le PD peggiorino, la traslazione fa sì che la PD complessiva della singola classe rimanga invariata.

Nonostante sotto questo punto di vista il modello KMV risulti particolarmente apprezzabile, vi sono ancora due forti limitazioni che impediscono di considerarlo un modello perfetto.

Per prima cosa, esso, così come i due modelli precedenti, è inapplicabile per imprese non quotate in quanto non sarebbe possibile stabilire, in alcun modo, il valore di mercato e la volatilità del capitale azionario. Secondariamente, quando queste ultime due grandezze vengono utilizzate per stimare V_0 e σ_V si assume implicitamente che il mercato azionario sia completamente efficiente. Questo, purtroppo, non sempre corrisponde al vero, in quanto potrebbero esistere alcuni mercati incapaci di trasmettere in modo affidabile le informazioni richieste.

Capitolo 3: LA CRISI COVID E LA COSTRUZIONE DEI MODELLI DI *SCORING*

Il primo e secondo capitolo di questo elaborato hanno avuto come scopo principale quello di affrontare il tema del rischio credito seguendo un approccio prettamente teorico. Nella prima parte sono state fornite le definizioni necessarie alla comprensione del tema e si è proceduto mediante un'analisi normativa e regolamentare, approfondendo i tre fondamentali trattati di Basilea e le disposizioni riguardanti il trattamento del credito deteriorato. Nel secondo capitolo si è passati, invece, all'analisi dei principali modelli con cui le banche stimano nel concreto il rischio credito delle loro controparti, cercando di individuare la rischiosità dei prestiti concessi.

A questo punto si cercherà di arricchire la trattazione mediante un taglio pratico. Nello specifico, ci si ripropone di analizzare l'impatto che la crisi Covid-19 ha avuto sulla rischiosità intrinseca degli istituti bancari. Per farlo ripartiremo dai modelli analizzati nel capitolo 2 e li utilizzeremo per calcolare le PD relative alle imprese italiane in tre diversi settori: alloggio e ristorazione, automobilistico e tessile/abbigliamento. Come verrà accuratamente dimostrato nel secondo paragrafo di questo capitolo, infatti, questi tre settori sono stati colpiti dalla crisi in misura accentuata e si è, dunque, ritenuto opportuno considerarli all'interno dell'analisi.

È però, innanzitutto, necessario specificare che l'economia italiana è caratterizzata prevalentemente da imprese di medio-piccole dimensioni, molto spesso non quotate nei mercati azionari. Per tale ragione appare alquanto complicato utilizzare i modelli che si fondano sull'analisi del mercato dei capitali. Conseguentemente, si è preferito prendere in considerazione i modelli statistici di natura deduttiva, ovvero il modello di analisi discriminante lineare (modello di *scoring*), il modello di regressione lineare e i modelli *logit* e *probit*.

Per valutare gli effetti della pandemia è necessario confrontare l'ultimo anno che ha potuto beneficiare della sua assenza e l'anno immediatamente successivo alla sua venuta. Dato che la nuova situazione di instabilità ha avuto inizio al termine del 2019, si è deciso di confrontare i dati relativi alle imprese per l'anno 2018 con quelli relativi alla fine del 2020. Si è preferito evitare il 2019 in quanto anno di mezzo tra l'inizio dell'epidemia e la sua completa realizzazione. Alla luce di ciò, il presente capitolo spiegherà come sono stati costruiti i modelli di analisi per l'anno 2018, mentre nel prossimo si presenteranno i dati relativi al 2020 al fine di quantificare l'impatto pandemico.

Prima di procedere alla spiegazione dei modelli, è però necessario svolgere una panoramica generale sugli effetti della pandemia, spiegando come da una crisi inizialmente sanitaria si sia velocemente

passati a una vera e propria crisi economica. Verrà, inoltre, approfondito l'impatto sugli istituti bancari. A tutte queste tematiche è dedicato il prossimo paragrafo.

3.1 Panoramica generale sulla crisi Covid e conseguenze per il settore bancario italiano

A cavallo tra il 2019 e il 2020 ha inizio la pandemia Covid-19, scoppiata a Wuhan in Cina e rapidamente diffusasi nel resto del mondo. La malattia si inserisce nel ceppo delle patologie respiratorie, unendosi alle già conosciute SARS (sindrome respiratoria acuta e severa), MERS-CoV (sindrome respiratoria del Medio Oriente) e virus H1N1 (meglio conosciuto come influenza suina). La situazione è apparsa fin da subito preoccupante, soprattutto a causa dell'alto tasso di morbilità (tasso di diffusione del contagio) e del numero di morti. Di fronte a tali evidenze, la soluzione migliore, nonché l'unica possibile, è stata quella del distanziamento sociale, concretizzatosi in una serie di restrizioni che, partendo dalla semplice sospensione dei voli da e verso la Cina, sono poi sfociate nella chiusura di scuole, fabbriche e diverse attività produttive ritenute non essenziali. Si è arrivati poi a colpire direttamente la libertà di circolazione, forzando tutti i cittadini a rimanere chiusi nelle loro abitazioni (cosiddetto *lockdown*).

Ovviamente, se da un lato le misure restrittive decise dai Governi hanno attenuato le conseguenze dal punto di vista sanitario (aspetto che, per ovvi motivi, ha costituito fin da subito la preoccupazione principale), dall'altro l'obbligo di non movimento ha comportato conseguenze pesanti nella maggior parte dei settori produttivi. Basti pensare che, secondo le stime del FMI, il PIL mondiale nel 2020 è diminuito del 3,3%, subendo la più grave contrazione dopo la Seconda guerra mondiale. Il commercio ha subito una recessione ancor più grave in termini numerici, riducendosi dell'8,9%.

Nei limiti del possibile si è cercato di porre rimedio alle ricadute economiche implementando le modalità di lavoro e istruzione a distanza (*smart working* e DAD), ma chiaramente per molti settori ciò non ha potuto condurre ai miglioramenti sperati. Le ripercussioni sui settori produttivi sono state, di fatti, eterogenee e hanno colpito, in particolar modo, tutti quei servizi che prevedono un contatto diretto con il pubblico (alloggio, ristorazione, abbigliamento, cinema, teatri e così via).

D'altro canto, alcune attività hanno addirittura beneficiato delle conseguenze del *lockdown*. Si pensi, ad esempio, alle telecomunicazioni – caratterizzate da un incremento sostanziale del traffico dati – alle società che sviluppano applicazioni per videochiamate – necessarie sia in ambito lavorativo che sociale – o alle società che sviluppano servizi di *streaming* per serie TV e film. Da non dimenticare, poi, l'impatto positivo che ha riguardato il settore farmaceutico e quello dell'*high tech*, entrambi attivi nella ricerca di soluzioni per il contenimento del contagio.

Una pandemia a livello globale che colpisce indistintamente tutte le fasce della popolazione – anche se con effetti la cui gravità dipende fortemente dall'età e dal quadro clinico del singolo – implica, senza ombra di dubbio, effetti destabilizzanti sia dal lato dell'offerta che da quello della domanda.

Per quanto riguarda gli *shock* negativi dell'offerta, questi hanno carattere diretto, nel senso che l'interruzione delle attività, dovuta alle necessità di rimanere chiusi in casa, ha come effetto immediato la chiusura di impianti e stabilimenti, oltre che l'impossibilità di erogare servizi al pubblico.

Dal lato della domanda gli effetti sono, invece, maggiormente indiretti, in quanto legati a sentimenti di instabilità e paura per il futuro.

Più nello specifico, si può, innanzitutto, parlare di un calo dei consumi, dovuto chiaramente alle limitazioni della mobilità individuale, che riguarda particolarmente i settori del turismo, del commercio al dettaglio, dei trasporti e dell'intrattenimento.

A questo si affianca poi il così detto effetto ricchezza, legato alla perdita di valore delle attività finanziarie detenute dagli individui a causa dell'andamento negativo dei mercati.

Un ulteriore problema riguarda l'incertezza sulla durata della crisi e i suoi sviluppi, che, da un punto di vista psicologico, causa un effetto paralizzante nei consumi individuali e un rafforzamento del risparmio precauzionale. Anche le imprese vengono colpite da tale preoccupazione, come dimostrato dall'interruzione dei piani di accumulazione e dalla riduzione degli investimenti fissi lordi del 9,1%. Infine, l'effetto più grave è sicuramente l'effetto reddito, direttamente interconnesso al tema dell'abbassamento delle retribuzioni o, addirittura, della perdita del posto di lavoro. Questo effetto è anche il più persistente, in quanto, il fallimento progressivo delle imprese e l'incremento costante del tasso di disoccupazione comportano una riduzione duratura dei consumi e una contrazione permanente del reddito.

Un'ulteriore preoccupazione legata alla crisi è constatabile se si fa riferimento al sistema finanziario. Le conseguenze economiche si ripercuotono, infatti, sui mercati finanziari, colpendo principalmente i titoli in circolazione. L'incertezza legata al futuro delle finanze pubbliche si riflette su un incremento del rendimento dei titoli di Stato con conseguente riduzione del loro valore. A ciò si sommano effetti negativi sull'andamento dei titoli azionari e obbligazionari e una maggiore incertezza sulla stabilità dei crediti erogati. Tutti questi effetti colpiscono in modo diretto le banche minandone la stabilità dal punto di vista della raccolta (attività di *funding*).

Fortunatamente gli istituti bancari, memori della crisi finanziari del 2008, si erano dotati di una struttura patrimoniale che ha permesso loro di affrontare la pandemia in una condizione iniziale più

stabile rispetto a quella antecedente le crisi passate. In particolare, erano migliorati i coefficienti di solvibilità con una percentuale media di *common equity tier 1* che, a dicembre 2019, era pari al 13,9% delle attività ponderate per il rischio, quasi il doppio rispetto il livello di fine 2007. Inoltre, era aumentata di gran lunga la qualità dell'attivo, grazie a una miglior gestione dei crediti deteriorati che, a fine 2019, erano pari a solo 3,2% del totale, quantità di gran lunga inferiore al picco del 9,8% registrato a fine 2015.

Nonostante ciò, la forte contrazione dell'attività economica e le conseguenti crisi di liquidità, accompagnate da incrementi dei tassi di insolvenza, hanno condotto a un forte deterioramento della qualità del credito bancario, che si è inevitabilmente riflesso in una necessità di requisiti patrimoniali maggiori. Le perdite attese sono aumentate e questo ha inevitabilmente portato le banche a dover prevedere maggiori accantonamenti che hanno ridotto la loro redditività. Nel proseguo della trattazione cercheremo di approfondire questa affermazione mediante un approccio pratico, investigando l'incremento delle probabilità di *default* in termini numerici.

Il quadro complessivo non è, tuttavia, del tutto pessimistico. Le banche hanno comunque mantenuto attivi i servizi di finanziamento alle imprese, principalmente grazie alle garanzie pubbliche sui prestiti e alla possibilità di rifinanziamento presso l'Eurosistema. Tali provvedimenti, unitamente alle limitazioni sulla distribuzione dei dividendi consigliate dalle autorità di vigilanza, hanno permesso di mantenere stabile anche la qualità del patrimonio, aspetto fondamentale nella gestione del deterioramento del credito. Nemmeno lo smaltimento dei crediti deteriorati ha subito particolari rallentamenti; anzi, la percentuale di prestiti deteriorati sul totale ha visto una riduzione dell'1,1%. Tuttavia, molte posizioni che prima erano in *bonis* sono passate nel secondo *stage* a causa dell'incremento del rischio associato. Nel dettaglio, la percentuale di transizione è stata del 40% per le banche significative e del 27% per quelle non significative.

Entrando più nello specifico all'interno del *core business* dell'attività bancaria, è possibile affermare che l'offerta di credito è stata oggetto di un processo di differenziazione. In particolare, sono diminuiti i prestiti alle famiglie (principalmente a causa del calo dei consumi di cui si è già discusso) e aumentati quelli alle imprese, le quali hanno richiesto sempre più liquidità sia in via precauzionale, sia in contropartita al calo delle entrate. L'erogazione del credito è stata particolarmente evidente per i settori manifatturieri e dei servizi, che sono stati, non a caso, anche i più colpiti dalla crisi. Ciò che ha spinto le banche a concedere così tanti finanziamenti, nonostante la destabilizzazione provocata dalla pandemia, sono stati, sicuramente, gli incentivi statali che si sono concretizzati in vere e proprie garanzie sui prestiti a medio-lungo termine. La conseguenza diretta è stata ovviamente un incremento

dei finanziamenti di lungo periodo (dal 52 al 62 per cento) e una riduzione delle linee di credito a breve (dal 31,5 al 21,5 per cento).

L'aumento dei finanziamenti rende chiara la necessità per le banche di monitorare sempre più accuratamente il rischio di insolvenza delle proprie controparti. Questo in quanto le garanzie statali non potranno durare per sempre e sarà, dunque, necessario che, al termine della crisi pandemica, si siano messi da parte requisiti patrimoniali sufficienti a coprire le perdite future. Appare, dunque, chiara l'importanza dell'analisi che verrà sviluppata da qui in avanti, tesa a determinare la quantità di requisito supplementare necessario al contrasto della pandemia.

3.2 Scelta dei settori per l'analisi

La pandemia Covid non ha colpito in modo omogeneo i diversi settori economici. Al contrario, si sono rilevate profonde differenze nell'impatto della crisi sui vari segmenti produttivi.

Sulla base di un'approfondita analisi riguardante tale tematica, sono stati selezionati i settori da cui partire per condurre l'indagine pratica che verrà sviluppata nel proseguo della trattazione. In particolare, il criterio che si è deciso di seguire è stato quello di concentrarsi sulle attività che hanno subito le ricadute più profonde in seguito alla pandemia.

Innanzitutto, il primo settore analizzato è anche quello che ha riportato le conseguenze più gravi, ovvero il settore del turismo. Più nello specifico, ci si è concentrati sul ramo relativo all'alloggio e ristorazione.

Nel rapporto della banca d'Italia del 28 settembre 2021, intitolato *“Il settore turistico e la pandemia di Covid 19”* a cura di Cristina Demma, viene chiaramente affermato che: «La crisi pandemica si è riflessa in un deterioramento delle condizioni occupazionali e in una contrazione del fatturato del settore turistico maggiore rispetto agli altri comparti. Le imprese turistiche hanno fronteggiato il maggior fabbisogno di liquidità che ne è derivato facendo ampio ricorso ai finanziamenti erogati da banche e società finanziarie; il ricorso alle moratorie e alle garanzie previste dagli interventi pubblici è stato più intenso rispetto agli altri settori in tutte le aree del Paese».

Chiaramente, effetti così gravi sono dovuti principalmente alle restrizioni sulla mobilità, che hanno ridotto i flussi turistici, e all'impossibilità di adottare tecniche di lavoro alternative (ad esempio *smart working*), data l'imprescindibile relazione tra attività del settore e contatto con il pubblico. Sotto questo punto di vista solo i ristoranti sono stati parzialmente risparmiati, grazie ai servizi di consegna a domicilio.

La flessione dei flussi turistici ha raggiunto percentuali pari al 52,3 per cento, interessando la componente nazionale (-33,8%), ma soprattutto quella estera (-70,3%). L'impatto territoriale è stato

disomogeneo, in quanto le aree settentrionali hanno potuto beneficiare di una maggior percentuale di presenza straniera, correlata alla necessità di compiere viaggi per scopi lavorativi. Di convesso, le aree centro-meridionali hanno affrontato conseguenze più gravi, data la drastica riduzione dei viaggi in località balneari, montane e rurali.

Alla luce di quanto affermato, diventa chiara la necessità per le banche di porre un'attenzione particolare alla concessione di prestiti verso imprese correlate al ramo turistico. Necessità che diventa ancora più marcata se si tiene in considerazione il fatto che, diversamente da altri settori, la crescita dei prestiti, già alla vigilia della pandemia, aveva interessato imprese con requisiti di bilancio poco solidi. In particolare, tali imprese erano caratterizzate da un basso livello di liquidità e un alto indebitamento, il che le rendeva più esposte agli impatti di una potenziale crisi, abbassandone il grado di resilienza.

Anche guardando i dati relativi al peggioramento dell'occupazione, i risultati più severi riguardano le imprese del settore turistico. A livello nazionale, infatti, il numero di occupati ha subito una riduzione dell'11,4%; percentuale che, da sola, riveste i due quinti del calo complessivo del totale dei settori.

Come se ciò non bastasse, bisogna anche considerare il fatto che, nel decennio precedente la pandemia (anni 2010-2019), il miglioramento delle condizioni del settore turistico è stato meno pronunciato rispetto a tutti gli altri settori. Tale circostanza riguarda sia gli indici di redditività che la disponibilità di risorse liquide delle imprese. Inoltre, sono stati rilevati riduzioni minori del livello del *leverage* rispetto ad altre attività economiche. Per quanto riguarda le condizioni di bilancio, è stata stimata una percentuale di imprese fragili maggiore di quattro punti percentuali rispetto al livello medio degli altri settori.

Le ripercussioni della pandemia sulle attività del comparto turistico si sono manifestate in tutta la loro evidenza nei dati riguardanti il fatturato e la redditività. Il *Rapporto sulla stabilità finanziaria* del 2021 di Banca d'Italia mette in luce una riduzione del fatturato complessiva del 40 per cento, pari a circa quattro volte la riduzione media registrata dal complesso delle imprese italiane.

Le banche, pienamente consapevoli dei rischi fin qui esposti, hanno incrementato, più che in altri settori, la percentuale dei prestiti retrocessi dalla classificazione *in bonis* allo *stage 2*.

Dall'analisi che condurremo ci aspettiamo, dunque, che gli incrementi della probabilità di *default* più marcati riguarderanno le imprese che si occupano dei servizi di ristorazione e alloggio.

Gli altri due settori che si è deciso di prendere in considerazione sono quelli legati alla filiera della moda (tessile, abbigliamento e pelle) e all'*automotive*. Secondo un *report* di Confindustria sarebbero, infatti, questi ultimi i settori manifatturieri più penalizzati con un calo della produttività compreso tra il 20 e il 30 per cento circa. La seguente immagine, basata sull'elaborazione del *Centro Studi Confindustria* di dati ISTAT, riporta il calo della produttività per varie aree manifatturiere, confrontandolo con la media settoriale (colonna arancione):

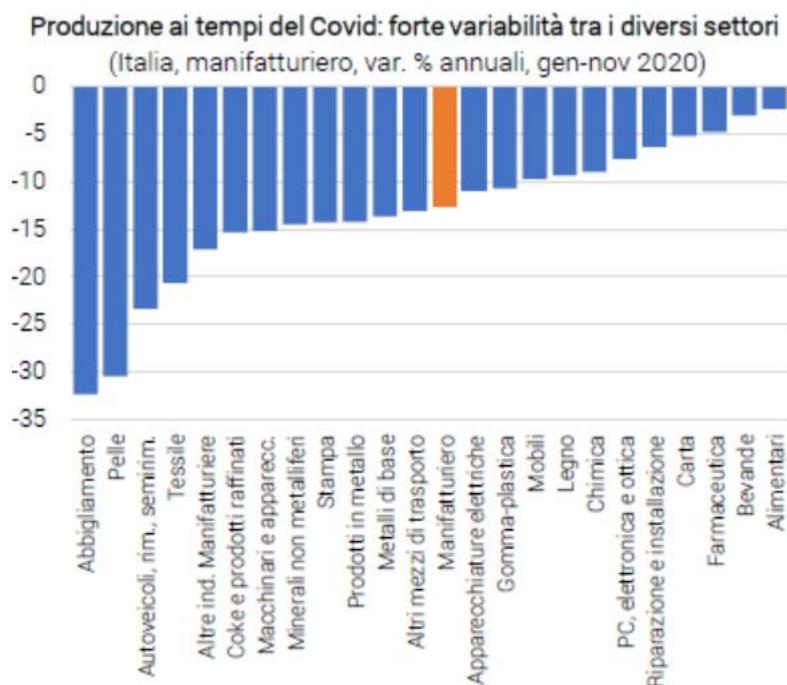


FIGURA 6
Variabilità nella produzione dei settori nell'anno 2020

Per analizzare l'impatto della pandemia nei due settori di nostro interesse ci baseremo su uno studio condotto congiuntamente dalla Luiss Business School, Ernst & Young (EY) e Cassa Depositi e Prestiti (cdp).

Il settore *automotive* è uno dei più importanti nel contesto italiano con un fatturato di circa 52 miliardi di euro, che raggiunge i 106 miliardi se si considerano anche le attività indirette²⁸. L'eccellenza produttiva di autoveicoli ad alta gamma e la grande specializzazione, soprattutto nella produzione di componentistica, rendono la filiera produttiva una tra le prime in Italia in termini di valore aggiunto. Nonostante questi dati positivi, il settore è stato uno dei più impattati dalla crisi pandemica con un crollo delle vendite dell'85% su base mensile e del 98% nel mese di aprile (tali percentuali equivalgono a circa 165mila e 171mila unità rispettivamente). Il calo complessivo del mercato di riferimento è stato pari, in due mesi (marzo e aprile), al 18% rispetto al totale delle auto vendute nel 2019.

²⁸ Fonte: ANFIA (2019), *Focus Italia produzione industriale settore automotive*.

Alcuni studi condotti nel 2020 dall'OICA (Organizzazione internazionale di costruttori di veicoli a motore) hanno stimato un crollo della produzione complessivo del 20% e un tempo di tre anni necessario per ritornare ai livelli precrisi.

È anche necessario tener conto del fatto che la pandemia Covid si è inserita all'interno di uno scenario per il settore automobilistico poco roseo. Nel biennio precedente (2018-2019), infatti, il comparto aveva già dovuto affrontare una contrazione del 4% dovuta principalmente alla concorrenza di veicoli ibridi/elettrici, che aveva causato una crisi delle motorizzazioni diesel, e a una nuova concezione da parte dei consumatori, che avevano cominciato ad avvicinarsi al settore automobilistico con un mero scopo utilitaristico.

Anche in termini di occupazione gli effetti della crisi sono stati molto severi a causa del *lockdown* che ha portato al blocco delle attività con più di 70 mila lavoratori coinvolti. Le imprese più colpite dalla mancanza prolungata di liquidità sono state quelle di piccole-medie dimensioni, che caratterizzano la maggior parte della *supply chain* e della rete commerciale del settore. Il blocco delle attività e il conseguente rischio di disoccupazione sono stati prevalentemente dovuti non tanto all'impossibilità di lavorare da remoto (come dimostrato da un indice sulla praticabilità del lavoro a distanza, elaborato dall'Istituto Nazionale per l'Analisi delle Politiche Pubbliche), quanto piuttosto al forte calo dei consumi, stimato pari al 25% nel 2020 rispetto all'anno precedente²⁹.

Per quanto riguarda il settore della moda e, in particolare, quello dell'abbigliamento, è possibile affermare che esso è stato, senza ombra di dubbio, il più colpito dalla pandemia subito dopo il comparto turistico³⁰. Conseguenze così gravi sono state dovute principalmente alla chiusura di tutte le sedi commerciali fisiche e al solo mantenimento dei servizi di vendita online. A ciò si è poi aggiunta la riduzione del turismo che ha chiaramente portato a un decremento ancora maggiore del tasso di consumo.

Per quanto riguarda i servizi online, se da un lato l'*e-commerce* è stato l'unico punto di forza del settore e ha permesso di mantenere attiva almeno una parte della produzione e della vendita, dall'altro lato esso ha rappresentato uno dei motivi principali della riduzione dell'occupazione nel mercato *retail*. Le vendite online sono indubbiamente aumentate nel corso della pandemia e ciò si è riflesso in un forte rialzo delle quotazioni azionarie di noti *brand* legati all'*e-commerce* come, ad esempio, Zalando. Accanto a questi, anche piattaforme che mettono in collegamento imprese e consumatori, offrendo la possibilità di commercializzare prodotti via internet (cosiddetti *marketplace*), come Farfetch, hanno ricevuto una forte spinta al rialzo. La vendita dematerializzata ha, tuttavia, come

²⁹ Fonte: Cerved Industry Forecast, *L'impatto del Covid 19 sui settori e sul territorio*, marzo 2020.

³⁰ Fonte: Banca d'Italia, *Relazione Annuale – Anno 2019*.

diretta conseguenza l'incremento del tasso di disoccupazione. Basti pensare che, nei 5 anni precedenti la pandemia, oltre 45mila imprese tradizionali sono state costrette a cessare la loro attività a causa del mancato adattamento ai nuovi servizi digitali.

Tralasciando l'online, il settore ha subito, nel suo complesso, una grave battuta d'arresto che si è manifestata in un crollo della produzione di tessile, abbigliamento, pelle e accessori per una percentuale pari a 81% su base annua³¹. La chiusura dei canali commerciali ha, inoltre, causato un crollo delle vendite che, nel solo mese di aprile, ha raggiunto un valore pari all'83%³².

Anche in termini occupazionali la situazione appare disastrosa. L'aumento della disoccupazione, in seguito alla chiusura del 10/15% dei negozi, è stato stimato compreso tra il 30,4 e il 38,3 per cento. Gli addetti coinvolti sono tra i 30 e i 45mila³³.

I dati fin qui analizzati contribuiranno alla ricerca empirica che verrà sviluppata nei prossimi paragrafi in termini di risultati attesi. In particolare, ci aspettiamo che il settore che mostrerà un maggior incremento delle probabilità di *default* tra l'anno 2018 e 2020 sarà quello del turismo (alloggio e ristorazione), subito seguito dal comparto moda (tessile e abbigliamento, incluse pellicce) e, infine, dall'*automotive* (fabbricazione di autoveicoli, rimorchi e semirimorchi)³⁴.

3.3 Selezione del campione tramite il *database AIDA*

Per svolgere l'analisi degli effetti pandemici nei tre settori selezionati è stato, innanzitutto, necessario individuare, per ciascuno di essi, un campione formato da imprese sane e anomale. Al fine di fornire robustezza statistica ai modelli sviluppati, si è ritenuto opportuno inserire mille imprese all'interno di ciascun *sample*. Tra queste, il 30% sono società ad oggi fallite, per le quali la selezione dei dati si è basata sull'ultimo bilancio disponibile, ovvero sul bilancio dell'ultimo anno di attività³⁵. Per quanto riguarda le imprese sane, invece, sono stati dapprima individuati gli indicatori economico finanziari con riferimento all'anno 2018, che hanno concorso, assieme ai dati sulle imprese anomale, all'individuazione degli *score* e delle PD iniziali. In seguito, sono stati raccolti gli stessi valori per l'anno 2020 con riferimento alle sole imprese sane e, a partire da questi ultimi, sono stati ricalcolati

³¹ Fonte: ISTAT, *Produzione industriale*, 11 giugno 2020.

³² Fonte: ISTAT, *Commercio al dettaglio*, 5 giugno 2020.

³³ La stima sulla percentuale di chiusura dei negozi e gli addetti coinvolti sono state elaborate da Federmoda, una delle principali associazioni di settore; mentre le stime sull'aumento della disoccupazione fanno riferimento agli studi condotti da Luiss Business School, EY e cdp.

³⁴ La classificazione tra parentesi fa riferimento ai codici ATECO 2007.

³⁵ Si veda nota 21 del capitolo 2

gli *score* e le PD per capire l'impatto che la pandemia ha avuto sulla rischiosità delle imprese in ciascun settore³⁶.

Il *software* utilizzato per la selezione è AIDA (Analisi Informatizzata delle Aziende Italiane), una banca dati realizzata e distribuita da Bureau van Dijk S.p.A., che contiene i bilanci e i dati anagrafici e merceologici di oltre 500.000 società di capitale italiane attive e fallite (ad esclusione di Banche, Assicurazione ed Enti pubblici). Per ciascuna società sono stati selezionati dei dati di bilancio, che sono stati poi successivamente esportati su un foglio di calcolo Excel, al fine di sviluppare in modo agevole il modello di analisi discriminante lineare (modello di *scoring*). Gli stessi dati sono stati poi rielaborati e utilizzati all'interno del *software* Matlab per la costruzione dei modelli di regressione (*linear probabilistic model*, *logit* e *probit*).

Il *database* di Bureau van Dijk permette di suddividere le imprese a seconda del loro settore merceologico che segue la classificazione delle attività economiche Ateco 2007. I codici Ateco sono sostanzialmente delle combinazioni alfa numeriche che identificano le attività economiche. Ogni lettera (da A fino a U) corrisponde a un macrosettore economico di appartenenza, mentre i numeri, che sono composti da un minimo di due fino a un massimo di sei cifre, individuano le categorie o sottocategorie di settore. In questo modo è stato possibile costruire tre *sample* di imprese distinte sulla base del settore di appartenenza:

- Settore alloggio e ristorazione: codici 10 e 11 della classificazione Ateco;
- Settore autoveicoli, rimorchi e semirimorchi: codice 29 della classificazione Ateco;
- Settore tessile e abbigliamento (inclusi articoli in pelle e pellicce): codici 13, 14 e 15 della classificazione Ateco.

Per ciascun settore sono stati sviluppati modelli di *scoring* e di regressione differenti. Questo in quanto sarebbe sempre preferibile avere campioni di stima formati da imprese appartenenti alla medesima categoria produttiva. Come puntualizzato nel paragrafo 2.4, infatti, gli indici economico-finanziari potrebbero avere valori medi dissimili e una diversa valenza nel determinare il *default* delle imprese sulla base del settore preso in considerazione.

Mediante l'utilizzo del *software* è, inoltre, possibile suddividere le imprese sulla base del loro *status* giuridico che, in particolare, distingue tra società attive e inattive. Dalle società attive sono però state escluse quelle in stato di insolvenza e quelle sotto amministrazione controllata. In questo modo è stato

³⁶ I risultati dell'impatto pandemico sono presentati nel quarto capitolo.

possibile costruire campioni formati sia da imprese sane che anomale in linea con le disposizioni teoriche dei modelli.

3.4 Costruzione del modello di analisi discriminante lineare per il 2018

Il primo modello utilizzato per il calcolo delle probabilità di *default* è il modello di analisi discriminante lineare che è stato presentato nel paragrafo 2.1. Partendo da indicatori di bilancio, il modello ha come scopo principale quello di assegnare a ciascuna impresa uno *score* (punteggio), dal quale, poi, verranno ricavate le PD. Il punteggio ottenuto viene, inoltre, confrontato con un valore soglia e, sulla base di tale comparazione, viene determinata la natura dell'impresa (sana o insolvente), che è strettamente correlata al suo grado di rischiosità.

Il primo passo da compiere è quello di scegliere le variabili da utilizzare per calibrare il modello; in seguito, devono essere determinati gli *score* e, infine, le probabilità di *default*. Per compiere tutti questi passaggi è stato utilizzato un foglio di calcolo Excel nel quale, inizialmente, sono stati importati i dati raccolti grazie al *software* AIDA.

Una volta calcolati i vari punteggi, questi devono essere confrontati con un valore soglia che, come visto nel paragrafo 2.1 può essere determinato in vari modi. La procedura di base prevederebbe di calcolare tale valore (α) come semisomma dei centroidi, ovvero calcolando lo *score* medio per il gruppo di imprese sane e per il gruppo di imprese anomale e computandone la semisomma, così come mostrato nella formula [2.4]. Si potrebbe poi dotare il modello di informazioni aggiuntive riguardanti la capacità che l'impresa ha avuto, nel passato, di selezionare imprese sane per la concessione dei suoi prestiti. In tal senso andrebbe utilizzata la soglia (α') calcolata con la formula [2.5] in cui con π_B viene indicata la proporzione di imprese anomale presenti nel campione. In questo modo maggiore è il numero di imprese sane nel campione, meno il modello sarà rigido. Ciò significa, sostanzialmente, che se la banca in passato è riuscita a selezionare con successo le imprese a cui concedere un finanziamento, le probabilità di *default* finali risultanti dal modello saranno più basse (mentre gli *score* saranno più alti). Infine, sarebbe possibile individuare la soglia (α'') utilizzando la formula [2.6] che tiene conto del costo degli errori. In particolare, tali errori si suddividono in primo e secondo tipo. Un errore di primo tipo viene compiuto da una banca ogni qualvolta essa classifica come sana un'impresa che in realtà è insolvente; mentre un errore di secondo tipo fa riferimento alla fattispecie opposta. Se si decidesse di utilizzare tale soglia, il modello diventerebbe più o meno rigido a seconda di quale errore costa di più alla banca. Diventa, dunque, necessario capire quali valori assumere per il costo degli errori prima di sviluppare il modello.

Il costo dell'errore di primo tipo coincide fondamentalmente con la *Loss Given Default* perché, se una banca finanzia un'impresa che si rivela insolvente, essa perde l'intero importo prestato al netto del tasso di recupero. Dato che il modello che stiamo sviluppando riguarda il 2018, ovvero l'anno immediatamente precedente alla pandemia, si farà affidamento alle indicazioni riportate nelle "Note di stabilità finanziaria e vigilanza" di Banca d'Italia pubblicate a dicembre 2019 con riferimento all'anno precedente. In tale documento viene chiaramente riportato quanto segue: «sono cresciuti sia i tassi di recupero delle posizioni in sofferenza cedute (dal 26% al 30%) sia quelli delle sofferenze chiuse mediante procedure ordinarie (dal 44% al 46%); il differenziale nei recuperi tra cessioni e procedure ordinarie si mantiene elevato. Nonostante la quota delle cessioni sul mercato sia aumentata (86% del totale contro 76% nel 2017), il tasso di recupero totale è cresciuto al 33% (30% nel 2017)». Alla luce di ciò si è deciso di utilizzare come costo dell'errore del primo tipo la percentuale complementare al 33%, ossia 67%³⁷.

Il costo dell'errore di secondo tipo coincide, invece, con il margine di interesse bancario perché se una banca classifica come insolvente un'impresa che in realtà è sana, perde l'opportunità di finanziarla. Per ottenere i valori dei tassi attivi e passivi applicati dalle banche si è consultato il "Bollettino Statistico" rilasciato da Banca d'Italia per l'ultimo anno disponibile, che sarebbe il 2017. Il valore del tasso passivo medio per le società non finanziarie nel marzo di quell'anno era pari allo 0,09%; mentre i tassi attivi sono riportati nella tabella seguente:

SETTORE	TIPOLOGIA DI OPERAZIONE			
	Autoliquidante	A scadenza fino a 5 anni	A scadenza oltre 5 anni	A revoca
Industria manifatturiera	3,30%	1,90%	2,83%	6,94%
Attività dei servizi di alloggio e ristorazione	3,17%	2,42%	3,66%	6,73%

Tabella 3.1: Tassi attivi per diverse tipologie di operazioni: settore manifatturiero e alloggio-ristorazione (rielaborazione propria dei dati riportati su Bollettino Statistico 2017, Banca d'Italia). Valori in percentuale.

³⁷ La *Loss Given Default* sarebbe il complemento a uno del tasso di recupero (si veda paragrafo 1.2.1).

L'industria manifatturiera, secondo la classificazione ISTAT, racchiude sia il tessile/abbigliamento, che l'*automotive*; per tale motivo utilizzeremo i dati riportati in tabella per entrambi i settori. Ipotizzando che una generica banca abbia uguale probabilità di adottare una delle quattro tipologie di operazioni indicate in tabella nei rapporti con la clientela, utilizzeremo un tasso attivo calcolato come semplice media aritmetica dei quattro tassi sopra indicati. Il risultato è pari a 3,74% per il settore manifatturiero e 3,99% per il settore alloggio e ristorazione.

Sottraendo il tasso passivo (0,09%) ai tassi attivi medi appena calcolati, possiamo concludere che il margine di interesse della banca e, quindi, il suo costo di errore di secondo tipo, è pari a 3,65% per il settore manifatturiero (tessile/abbigliamento e *automotive*) e 3,90% per il settore alloggio e ristorazione.

Le percentuali ottenute in questa sezione verranno utilizzate per l'individuazione del valore soglia α'' , seguendo i calcoli indicati in formula [2.6]. Chiarito tale aspetto, procediamo nei seguenti paragrafi con una spiegazione dettagliata di come il modello di *scoring* è stato sviluppato per ricavare le probabilità di *default* delle imprese presenti nei vari campioni.

3.4.1 Scelta delle variabili

Prima di procedere con l'illustrazione del modello di analisi discriminante lineare, è importante spiegare come sono state scelte le variabili che verranno utilizzate per determinare gli *score* e, conseguentemente, le probabilità di *default* delle imprese all'interno di ciascun campione. La metodologia di selezione si è basata, da un lato, sui dati reperibili mediante il *software* AIDA e, dall'altro, sulle disposizioni teoriche previste dal modello di Altman. Richiamando il paragrafo 2.1.2, ricordiamo che l'economista statunitense aveva individuato un grande potere predittivo nei seguenti indici economico-finanziari:

1. Capitale circolante / totale attivo
2. Utili non distribuiti / totale attivo
3. EBIT³⁸ / totale attivo
4. Valore di mercato del patrimonio / valore contabile delle passività verso terzi
5. Fatturato / totale attivo

³⁸ EBIT sta per *Earnings Before Interest and Taxes*, ovvero sarebbe il risultato operativo che la società conseguirebbe in un determinato anno se non si considerassero gli oneri finanziari e le imposte.

L'utilizzo del *database* AIDA per la raccolta dei dati ha imposto delle leggere modifiche alle variabili appena elencate. Innanzitutto, si deve tener conto del fatto che la maggior parte delle imprese italiane presenti all'interno dei nostri campioni non sono quotate in borsa. Per tale motivo è stato impossibile utilizzare la quarta variabile che vede al numeratore il valore di mercato del patrimonio. Per quanto riguarda gli altri indicatori scelti (denominati X_1 , X_2 , X_3 ed X_4), si è deciso di procedere come segue:

- $X_1 = \text{Patrimonio netto} / \text{totale passivo}$: l'indice di patrimonializzazione è un indicatore ricavabile come complemento a uno della leva finanziaria. Nelle fasi in prossimità del *default* la tendenza è quella di indebitarsi maggiormente perché si ha, indubbiamente, un maggior bisogno di liquidità. Per tale motivo, questo indicatore è stato ritenuto opportuno per l'individuazione dello stato di salute delle imprese.
- $X_2 = \text{Ricavi} / \text{totale attivo}$: anziché considerare il fatturato sono stati considerati i ricavi che, comunque, forniscono informazioni rilevanti sulla capacità dell'impresa di generare reddito grazie alla sua attività operativa (vendita di beni o servizi).
- $X_3 = \text{Capitale circolante} / \text{totale attivo}$: questa variabile del modello di Altman è rimasta immutata, grazie alla possibilità di ottenere informazioni sul capitale circolante delle varie imprese.
- $X_4 = \text{EBITDA} / \text{totale attivo}$: anziché considerare l'EBIT (dato non disponibile su AIDA), si è preso in considerazione un indicatore molto simile. L'EBITDA, infatti, è ottenibile direttamente a partire dall'EBIT risommando gli ammortamenti e i deprezzamenti. Tale indice è anche conosciuto come Margine Operativo Lordo (MOL) ed esprime sostanzialmente la redditività operativa di una società, ovvero la sua capacità di generare reddito attraverso il *business* aziendale in senso stretto.

Queste quattro variabili sono state utilizzati per tutti e tre i settori oggetto di analisi. Passiamo ora alla fase di descrizione del modello.

3.4.2 Determinazione degli *score*

Il primo passaggio per la determinazione delle probabilità di *default* consiste nell'individuazione degli *score*. Innanzitutto, è stato necessario importare i dati di bilancio delle imprese nei vari campioni su un foglio di calcolo Excel. In seguito, sono stati calcolati gli indici elencati nel precedente paragrafo. Si è poi proceduto calcolando la media di ciascun indice con riferimento al gruppo di imprese sane e al gruppo di imprese anomale.

Di seguito si riportano i risultati ottenuti:

μ	$X_1 = \text{PN} / \text{totale passivo}$	$X_2 = \text{Ricavi} / \text{totale attivo}$	$X_3 = \text{Capitale circolante} / \text{totale attivo}$	$X_4 = \text{EBITDA} / \text{totale attivo}$
Imprese sane (gruppo A)	0,31	1,68	0,03	0,13
Imprese anomale (gruppo B)	0,09	2,02	-0,09	0,01

Tabella 3.2: medie degli indici economico-finanziarie per il settore alloggio e ristorazione

μ	$X_1 = \text{PN} / \text{totale passivo}$	$X_2 = \text{Ricavi} / \text{totale attivo}$	$X_3 = \text{Capitale circolante} / \text{totale attivo}$	$X_4 = \text{EBITDA} / \text{totale attivo}$
Imprese sane (gruppo A)	0,33	1,28	0,23	0,10
Imprese anomale (gruppo B)	-0,02	1,94	-0,10	-0,04

Tabella 3.3: medie degli indici economico-finanziarie per il settore *automotive*

μ	$X_1 = \text{PN} / \text{totale passivo}$	$X_2 = \text{Ricavi} / \text{totale attivo}$	$X_3 = \text{Capitale circolante} / \text{totale attivo}$	$X_4 = \text{EBITDA} / \text{totale attivo}$
Imprese sane (gruppo A)	0,28	1,37	0,22	0,09
Imprese anomale (gruppo B)	-0,21	1,45	-0,24	-0,18

Tabella 3.4: medie degli indici economico-finanziarie per il settore tessile e abbigliamento

È importante notare come nella maggioranza dei casi i valori medi delle variabili per le imprese anomale sono negativi e minori rispetto ai valori per le imprese sane. Questo è normale considerando il fatto che tutti gli indici sono correlati allo stato di salute dell'impresa secondo una relazione diretta: un loro maggior valore implica una maggiore stabilità. L'unica variabile che fa eccezione in tutti e tre i casi è X_2 , ovvero il rapporto tra ricavi e totale attivo. Questo rappresenta una prima anomalia del modello.

Dopo aver calcolato le medie, sono state determinate le matrici di varianze-covarianze distinguendo ancora una volta tra imprese sane e anomale. In seguito, tenendo conto del fatto che ogni campione è formato per il 30% da imprese anomale e per il 70% da imprese sane, è stata ricavata la matrice di varianze e covarianze pesata tramite la formula [2.3]. Dal prodotto tra quest'ultima e il vettore differenza tra le medie dei due gruppi (vettore che contiene la differenza tra i valori medi degli indici per le imprese sane e anomale riportati nelle precedenti tre tabelle) si è poi giunti alla determinazione dei pesi (γ), che riportiamo di seguito:

Coefficienti gamma	
γ_1 (PN / totale passivo)	1,40
γ_2 (Ricavi / totale attivo)	-0,04
γ_3 (Capitale circ. / totale attivo)	-0,41
γ_4 (EBITDA / totale attivo)	1,93

Tabella 3.5: vettore dei pesi per il settore alloggio e ristorazione

Coefficienti gamma	
γ_1 (PN / totale passivo)	0,21
γ_2 (Ricavi / totale attivo)	0,02
γ_3 (Capitale circ. / totale attivo)	0,31
γ_4 (EBITDA / totale attivo)	3,98

Tabella 3.6: vettore dei pesi per il settore *automotive*

Coefficienti gamma	
γ_1 (PN / totale passivo)	0,60
γ_2 (Ricavi / totale attivo)	0,01
γ_3 (Capitale circ. / totale attivo)	0,44
γ_4 (EBITDA / totale attivo)	2,06

Tabella 3.7: vettore dei pesi per il settore tessile e abbigliamento

Le variabili sono quasi tutte caratterizzate da pesi positivi. Ciò significa che, tendenzialmente, all'aumentare del valore assunto dagli indici, gli *score* delle imprese aumentano e le probabilità di *default* si riducono. Fanno eccezione solo le variabili X_2 e X_3 con riferimento al settore alloggio e ristorazione e questo non è del tutto normale perché le variabili considerate dovrebbero essere tutte

positivamente correlate alla stabilità dell'impresa³⁹. Da notare, infine, come la variabile che sembra avere un maggior potere discriminante, ovvero quella caratterizzata da un peso maggiore, è in tutti e tre i casi il rapporto tra EBITDA e totale attivo.

A questo punto è possibile calcolare gli *score* utilizzando la formula [2.1] e, comparando i valori ottenuti con le soglie (α , α' e α''), classificare le imprese in sane e insolventi. A prescindere dal valore soglia utilizzato, tutti i modelli sono caratterizzati da una certa percentuale di correttezza che è stata ricavata semplicemente rapportando il numero di volte in cui le imprese sono state classificate correttamente al totale dei casi (1000). Le seguenti tabelle mostrano tali percentuali con riferimento a ciascun settore, distinguendo sulla base della soglia utilizzata:

Valore soglia utilizzato	Percentuale di correttezza
α	65,60%
α'	74,50%
α''	30,00%

Tabella 3.8: percentuali di correttezza a seconda della soglia utilizzata, settore alloggio e ristorazione

Valore soglia utilizzato	Percentuale di correttezza
α	76,70%
α'	75,30%
α''	29,90%

Tabella 3.9: percentuali di correttezza a seconda della soglia utilizzata, settore *automotive*

Valore soglia utilizzato	Percentuale di correttezza
α	81,40%
α'	76,70%
α''	30,20%

Tabella 3.10: percentuali di correttezza a seconda della soglia utilizzata, settore tessile e abbigliamento

Come si può notare, se tra α e α' non vi sono particolari differenze, la soglia che risulta meno affidabile è α'' . Questo è dovuto al fatto che il costo di compiere errori di primo tipo (67%) è decisamente più alto rispetto al costo di compiere errori di secondo tipo (3,65% e 3,90%). Di

³⁹ Questo tema verrà ripreso nel paragrafo successivo che analizzerà l'affidabilità del modello.

conseguenza, utilizzando α'' come soglia, il modello classifica quasi tutte le imprese come anomale, dimostrando un eccessivo grado di severità.

Per la nostra analisi si è ritenuto opportuno utilizzare α come soglia, in quanto il numero di imprese anomale è stato arbitrariamente scelto durante la costruzione del campione. In altri termini, l'intento è quello di non influenzare l'analisi con ulteriori scelte personali.

3.4.3 Dagli score alle probabilità di default

Il passaggio successivo da compiere è quello di sfruttare la formula [2.7] per passare dagli *score* alle probabilità di *default* (PD). Le seguenti tabelle mostrano le medie delle due grandezze distinguendo tra imprese sane e anomale; viene, inoltre, indicato il valore assunto da α :

Gruppo di imprese	Score	PD	Valore soglia (α)
Sane	0,60	25,84%	0,34
Anomale	0,09	35,59%	

Tabella 3.11: *score* e PD per il settore alloggio e ristorazione

Gruppo di imprese	Score	PD	Valore soglia (α)
Sane	0,56	23,67%	0,19
Anomale	-0,18	37,07%	

Tabella 3.12: *score* e PD per il settore *automotive*

Gruppo di imprese	Score	PD	Valore soglia (α)
Sane	0,47	20,79%	-0,06
Anomale	-0,58	38,25%	

Tabella 3.13: *score* e PD per il settore tessile e abbigliamento

In linea con i risultati attesi, le probabilità di *default* medie delle imprese anomali sono maggiori rispetto a quelle delle imprese sane in tutti e tre i settori. Le imprese sane più in difficoltà risultano essere quelle appartenenti al comparto alloggio e ristorazione; di seguito l'*automotive* e, per finire, il tessile e l'abbigliamento.

3.4.4 Analisi del Lambda di Wilks e debolezze del modello

Per concludere dobbiamo capire quanto sicura possa essere considerata l'analisi che abbiamo appena sviluppato. Come ricordato nel paragrafo 2.1.1, la grandezza migliore per valutare l'affidabilità del

modello di analisi discriminante lineare è il così detto Lambda di Wilks, un indicatore che assume valori compresi tra 0 e 1. Trattasi, in particolar modo, di un rapporto in cui al numeratore compare la somma delle devianze degli *score* all'interno delle imprese sane e anomale e al denominatore la devianza totale del campione. Un modello è tanto più affidabile quanto meno variabilità vi è all'interno dei due gruppi, ovvero, in altri termini, quanto più il Lambda di Wilks si avvicina allo zero. Purtroppo, i risultati ottenuti per i tre settori non sono soddisfacenti. L'indicatore, infatti, è sempre troppo vicino all'unità:

Settore	Valore assunto dal Lambda di Wilks
Alloggio e ristorazione	90,41%
Automotive	86,59%
Tessile e abbigliamento	81,86%

Tabella 3.14: valori assunti dal Lambda di Wilks per i diversi settori oggetti di analisi

Valori così alti non permettono di far completo affidamento sul modello di analisi discriminante lineare. Bisogna, inoltre, tenere in considerazione che due dei gamma trovati assumono valori negativi (si veda tabella 3.5). Questo non è normale in quanto, come ricordato in precedenza, la correlazione tra le variabili considerate e la stabilità dell'impresa dovrebbe essere positiva e, dunque, nessun coefficiente dovrebbe risultare negativo. Infine, riprendendo le tabelle 3.5 – 3.7, possiamo accorgerci del fatto che il valore del coefficiente relativo al rapporto ricavi / totale attivo è molto vicino allo zero per tutti i settori, come se tale variabile non fosse significativa per l'analisi dello stato di salute dell'impresa. D'altronde, come osservato in precedenza, tale rapporto era l'unico che presentava valori maggiori per le imprese anomale.

Tutte queste ragioni rendono il modello sviluppato non del tutto affidabile. Per tale motivo, nei prossimi paragrafi verranno sviluppati modelli di regressione aggiuntivi per verificare l'attendibilità dei risultati raggiunti.

3.5 Determinazione delle PD per l'anno 2018 attraverso i modelli di regressione

Come specificato nel paragrafo 2.2 un'alternativa all'analisi discriminante lineare è costituita da una famiglia di modelli che prevedono di calcolare la probabilità di *default* mediante l'utilizzo di regressioni. L'alternativa più semplice è quella di utilizzare una regressione lineare in cui i coefficienti beta vengono, dapprima, stimati sulla base delle osservazioni passate e, in seguito, utilizzati per ricavare le PD. Tuttavia, questa soluzione dimostra di avere alcune limitazioni perché, innanzitutto, non è garantita la costanza della varianza dei residui e, poi, le probabilità risultanti

potrebbero non essere comprese tra 0 e 1. Per ovviare a questi problemi la prassi comune è stata quella di ricorrere ad altri due modelli che eliminano la relazione lineare, trasformandola in una funzione esponenziale (logistica) o di densità di probabilità normale. Tali modelli prendono rispettivamente il nome di *logit* e *probit*.

Per la nostra analisi si è ritenuto opportuno ricorrere a tutti e tre i modelli e non limitarsi alla semplice regressione lineare, soprattutto alla luce del fatto che, come vedremo più avanti, essa è stata caratterizzata da valori di R^2 troppo bassi. L' R^2 o coefficiente di determinazione è una misura statistica che indica la proporzione di variabile dipendente spiegata dalle variabili indipendenti. Nel nostro caso, dunque, significa verificare il potere predittivo degli indicatori economico-finanziari sul *default* della società. Tale grandezza si calcola come rapporto tra la devianza spiegata e la devianza totale della variabile dipendente. Nella sua formulazione più generica, è espressa come complemento a uno della devianza non spiegata dal modello:

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad [3.1]$$

Il termine al numeratore del rapporto (*RSS*) è la devianza residua, mentre il termine al denominatore (*TSS*) è la devianza totale. Con y_i si indicano i dati osservati, con \bar{y} la loro media e con \hat{y}_i i dati stimati dal modello.

Il coefficiente di determinazione definito in questo modo viene in genere utilizzato per le regressioni univariate, ovvero quelle caratterizzate da un unico regressore. Quando il numero di regressori aumenta, l' R^2 tende ad aumentare. Per tener conto del maggior numero di variabili esplicative, dunque, si utilizza spesso una variante dell' R^2 che prende il nome di R^2 aggiustato. La formula per calcolarlo è la seguente:

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-k-1} * \frac{RSS}{TSS} \quad [3.2]$$

Per come è definito risulterà sempre vero che $\bar{R}^2 \leq R^2$. Il termine n indica il numero di osservazioni (nel nostro caso n è pari al numero di imprese, ovvero 1000), mentre k è il numero di regressori (nel nostro caso k è pari al numero di indici economico-finanziari considerati, ovvero 4).

Per sviluppare i modelli di regressione si è utilizzato Matlab, un ambiente di programmazione e calcolo numerico utilizzato prevalentemente per l'analisi di dati, lo sviluppo di algoritmi e la creazione di modelli. Nei paragrafi seguenti verranno analizzati i codici che hanno permesso di

ricavare le probabilità di *default* mediante i modelli di regressione semplice (*linear probabilistic model*), *logit* e *probit*. Per un maggior approfondimento, le linee di codice complete sono riportate all'interno dell'appendice C.

3.5.1 Implementazione del *linear probabilistic model* su Matlab

Per sviluppare il *linear probabilistic model* è stato anzitutto necessario importare gli indicatori di bilancio, contenuti all'interno di fogli di calcolo Excel, su Matlab. Tali indicatori sono gli stessi utilizzati per il modello di analisi discriminante lineare. In seguito, tutti i dati sono stati trasformati in matrici attraverso la funzione *table2array* di modo tale da agevolare lo sviluppo successivo del codice⁴⁰.

A questo punto sono stati calcolati i coefficienti della regressione mediante la formula che permette di minimizzare la somma dei quadrati dei residui (applicazione del metodo dei minimi quadrati).

In particolare, sia X la matrice contenente le variabili indipendenti (ossia gli indicatori economico finanziari) e Y il vettore della variabile dipendente (ossia un vettore dicotomico che riporta il valore 0 per le imprese anomale e 1 per le imprese sane), l'espressione che permette di ricavare i coefficienti è la seguente:

$$\beta = (X'X)^{-1}(X'Y) \quad [3.3]$$

Ottenuti i valori dei beta, è stato possibile applicare la regressione per ricavare le probabilità di *default* delle imprese anomale e delle imprese sane:

$$y = PD = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 \quad [3.4]$$

In seguito, si è proceduto al calcolo delle medie mediante la funzione *mean*. I risultati per le imprese sane così ottenuti vengono mostrati nella seguente tabella:

Settore	Probabilità di <i>default</i> media imprese sane
Alloggio e ristorazione	27,12%
<i>Automotive</i>	25,98%
Tessile e abbigliamento	24,55%

Tabella 3.15: PD media 2018 dei diversi settori calcolata mediante modello di regressione lineare.

⁴⁰ Matlab lavora prevalentemente su matrici, quindi questo passaggio è stato necessario per facilitare i calcoli successivi.

Ancora una volta il settore più in crisi è quello dell'alloggio e ristorazione, seguito dall'*automotive* e, per finire, dal tessile e abbigliamento.

Per quanto riguarda la probabilità di *default* delle imprese anomale, essa è risultata maggiore rispetto a quella delle imprese sane per tutti e tre i settori oggetti di analisi. In particolare, seguendo l'ordine della tabella 3.15, i risultati medi ottenuti sono rispettivamente: 36,71%, 39,38% e 42,70%.

Per concludere, è stato calcolato l' R^2 e l' R^2 aggiustato. Per farlo, è stata innanzitutto definita la devianza non spiegata come somma degli errori al quadrato. In seguito, una volta specificati il numero di osservazioni ($n = 1000$) e il numero di regressori ($k = 4$), sono state applicate le formule [3.1] e [3.2]. Per ricavare la devianza totale è stata moltiplicata la varianza della variabile dipendente (ricavata mediante la funzione *var*) per il numero di osservazioni. I risultati sono riportati nella seguente tabella:

Settore	R^2	$R^2_{\text{aggiustato}}$
Alloggio e ristorazione	0,0968	0,0931
<i>Automotive</i>	0,1349	0,1314
Tessile e abbigliamento	0,1823	0,1790

Tabella 3.16: coefficiente di determinazione semplice e aggiustato per i diversi settori

Come accennato in precedenza, i valori ricavati sono troppo bassi per fidarsi completamente del modello. Inoltre, molte probabilità ricavate sono risultate non comprese tra 0 e 1. Per risolvere tali limitazioni sono stati sviluppati anche i modelli *logit* e *probit* che verranno analizzati nel paragrafo successivo.

3.5.2 Implementazione del modello *logit* e *probit* su Matlab

Nei modelli *logit* e *probit* i coefficienti delle regressioni vengono stimati con il metodo della massima verosimiglianza. Su Matlab viene utilizzata la funzione *glmfit* che restituisce come output il vettore dei regressori stimati. A seconda del modello che si vuole analizzare è necessario specificare *logit* o *probit* come input della funzione. Bisogna prestare attenzione al fatto che, diversamente dalla formula per il calcolo dei coefficienti della regressione semplice multivariata, la matrice X , contenente le variabili indipendenti da inserire all'interno di *glmfit*, non deve includere il termine costante, ovvero deve essere priva della colonna di uno.

Tenuto conto di queste accortezze, è possibile eseguire il codice e ottenere i coefficienti delle regressioni desiderate. A questo punto, per calcolare gli *score* e le probabilità di *default* di tutte le imprese sane e anomale è stato settato un ciclo *for*. Le PD del modello *logit* sono state stimate

ricorrendo alla formula [2.11], mentre per il modello *probit* è stata utilizzata la funzione *normcdf* di Matlab, che restituisce come *output* il valore della distribuzione di probabilità cumulata normale standard valutata nel punto corrispondente allo *score* (si veda la formula [2.12]).

Infine, tramite la funzione *mean* si sono calcolate le medie delle PD, i cui valori sono riportati nella tabella che segue:

Settore	PD modello logit imprese sane	PD modello probit imprese sane
Alloggio e ristorazione	26,37%	26,77%
<i>Automotive</i>	23,99%	24,53%
Tessile e abbigliamento	20,34%	21,08%

Tabella 3.17: probabilità di *default* media 2018 dei diversi settori calcolata mediante modelli *logit* e *probit*.

Coerentemente con le conclusioni raggiunte mediante i due modelli precedenti, anche in questo caso l'alloggio e ristorazione si conferma il settore più a rischio, mentre il comparto più stabile risulta essere il tessile e abbigliamento.

Le probabilità di *default* medie delle imprese anomale risultano in ogni caso maggiori rispetto a quelle delle imprese sane. Nello specifico, mantenendo l'ordine dell'ultima tabella, le PD medie settoriali sono risultate pari rispettivamente a 38,46%, 44,03% e 52,53% per il modello *logit* e a 42,42%, 46,61% e 52,79% per il modello *probit*. Tuttavia, il nostro principale scopo è quello di analizzare l'incremento delle PD per le imprese non fallite. A tale argomento è dedicata la parte iniziale del prossimo capitolo che è anche l'ultimo dell'elaborato.

Capitolo 4: IMPATTO DEL COVID-19 SULLA PD DELLE IMPRESE NEI DIVERSI SETTORI E IMPLICAZIONI PER GLI ISTITUTI BANCARI

I quattro modelli utilizzati nel capitolo precedente hanno fornito risultati simili per quanto riguarda le probabilità di *default* delle società prese in considerazione. In tutti i casi, infatti, il settore con la più alta pericolosità è risultato essere quello dell'alloggio e ristorazione, subito seguito dall'*automotive* e, infine, dal tessile e abbigliamento. Nella seguente tabella riportiamo i risultati medi ottenuti per le imprese sane considerando tutti e quattro i modelli di analisi:

Settore	PD media modello di <i>scoring</i>	PD media modello di regressione	PD media modello <i>logit</i>	PD media modello <i>probit</i>
Alloggio e ristorazione	25,84%	27,12%	26,37%	26,77%
<i>Automotive</i>	23,67%	25,98%	23,99%	24,53%
Tessile e abbigliamento	20,79%	24,55%	20,34%	21,08%

Tabella 4.1: Probabilità di *default* medie per le imprese sane nell'anno 2018

Calcolando le medie per riga otteniamo che la PD media del settore alloggio e ristorazione è pari al 26,52%, quella del settore *automotive* è pari al 24,41% e, infine, quella del comparto moda (tessile e abbigliamento) è pari al 23,74%.

Una volta individuate le condizioni di partenza, il nostro intento è ora però quello di capire quale sia stata l'intensità dell'impatto che la crisi ha avuto sulle PD dei settori considerati. Per farlo riutilizzeremo tutti e quattro i modelli prendendo in considerazione i dati delle imprese sane per l'anno 2020 e ricalcolando le probabilità di *default* sulla base dei coefficienti ottenuti per l'anno 2018. Completata l'analisi, trarremo le conclusioni nel paragrafo 3, confrontando i risultati ottenuti con quelli attesi (si veda paragrafo 3.3).

Nel paragrafo 4 passeremo alle implicazioni pratiche dell'incremento delle PD, calcolando i requisiti patrimoniali aggiuntivi che un'ipotetica banca dovrebbe possedere in seguito alla crisi se adottasse l'approccio dei *rating* interni esposto nel paragrafo 1.4.2. Per farlo sarà necessaria un'analisi più approfondita della correlazione tra incremento delle PD e diminuzione del tasso di recupero che verrà svolta riprendendo le considerazioni elaborate nel paragrafo 1.3.1.

Per concludere, l'ultimo paragrafo sarà dedicato alle misure adottate dalle autorità di regolamentazione e vigilanza europee contro la crisi e il conseguente incremento del rischio credito.

4.1 Ricalcolo di *score* e PD mediante il modello di analisi discriminante lineare

Al fine di determinare gli *score* e le PD del 2020 mediante il modello di analisi discriminante lineare, si è utilizzato lo stesso foglio di calcolo Excel sviluppato in precedenza in cui sono state inizialmente ricalcolate le variabili indipendenti per tutte le imprese sane nei tre settori con riferimento all'anno post-pandemico. Per ottenere il valore delle poste in bilancio necessarie a costruire gli indicatori si è fatto sempre affidamento al *database* AIDA. In seguito, sono stati copiati i valori dei coefficienti validi per il 2018 necessari per determinare i nuovi *score*. In particolare, le formule utilizzate per calcolare il punteggio della *i*-esima impresa nei vari settori sono le seguenti:

1. Settore alloggio e ristorazione: $Score_i = 1,35X_{i,1} - 0,07X_{i,2} - 0,42X_{i,3} + 1,87X_{i,4}$
2. Settore *automotive*: $Score_i = 0,21X_{i,1} + 0,02X_{i,2} + 0,31X_{i,3} + 3,98X_{i,4}$
3. Settore tessile e abbigliamento: $Score_i = 0,60X_{i,1} + 0,01X_{i,2} + 0,44X_{i,3} + 2,06X_{i,4}$

Sostituendo i valori assunti dagli indicatori (gli indicatori, chiaramente, sono gli stessi utilizzati per il 2018) e calcolando le medie, sono stati ottenuti i risultati che, nella seguente tabella, vengono messi a confronto con i valori relativi al 2018:

Settore	Score medio 2018	Score medio 2020
Alloggio e ristorazione	0,60	0,39
<i>Automotive</i>	0,56	0,48
Tessile e abbigliamento	0,47	0,39

Tabella 4.2: *score* medi dei tre settori a confronto

Come si può subito notare, tutti i valori sono diminuiti in seguito alla pandemia. Dato che maggiore è lo *score* dell'impresa, maggiore è la probabilità che essa venga classificata come sana, questo dato costituisce chiaramente un campanello d'allarme.

A rinforzo di ciò, sono state calcolate il numero di imprese che tra il 2018 e il 2020 hanno cambiato il loro *status*, ovvero sono passate da sane ad anomale e viceversa. Il modello, infatti, compieva degli errori, ovvero classificava alcune imprese sane come anomale. Il nostro intento è, pertanto, quello di capire quante imprese che nel 2018 erano considerate sane sono passate allo *status* di anomale e viceversa. I risultati in percentuale⁴¹ mostrati nella tabella seguente mettono subito in evidenza il fatto

⁴¹ Tali percentuali sono state calcolate rapportando il numero di imprese che hanno cambiato il loro *status* al numero totale di imprese sane prese in considerazione in ciascun sample (700).

che la transazione da sana ad anomala è stata molto più marcata rispetto alla transazione da anomala a sana:

Settore	% di imprese passate da sane ad anomale	% di imprese passate da anomale a sane
Alloggio e ristorazione	21,00%	3,86%
<i>Automotive</i>	10,86%	5,14%
Tessile e abbigliamento	8,14%	2,29%

Tabella 4.3: percentuali di imprese che hanno modificato il loro *status*

Per determinare la classificazione è stata utilizzata sempre α come soglia.

L'ultimo passaggio consiste ora nel riutilizzare la formula [2.7] per determinare le PD del 2020 e confrontarle con quelle del 2018. I risultati medi così ottenuti sono riportati di seguito:

Settore	PD medie 2018	PD medie 2020
Alloggio e ristorazione	25,84%	29,99%
<i>Automotive</i>	23,67%	25,09%
Tessile e abbigliamento	20,79%	22,22%

Tabella 4.4: Incremento delle PD dal 2018 al 2020 utilizzando il modello di analisi discriminante lineare

Si constata facilmente come tutti e tre i settori siano stati caratterizzati da un incremento della rischiosità che, in particolare, appare più spiccato per l'alloggio e ristorazione.

4.2 Ricalcolo delle PD mediante i modelli di regressione e sintesi dei risultati

Per completare l'analisi sono state ricalcolate le probabilità di *default* mediante gli altri tre modelli: regressione lineare, *logit* e *probit*. Per farlo, sono stati innanzitutto caricati i dati contenenti il valore degli indicatori per l'anno 2020 su Matlab. In seguito, per il modello di regressione lineare, sono state determinate nuovamente le PD mediante la regressione, utilizzando i beta validi per l'anno 2018; mentre per gli altri due modelli sono stati settati altri due cicli *for* che hanno permesso di ricalcolare gli *score* e le PD per i tre settori. Le formule a cui si è ricorso sono state nuovamente la [2.11] per il modello *logit* e la [2.12] per il modello *probit*. Per calcolare l'integrale previsto da quest'ultima è stata nuovamente utilizzata la funzione *normcdf* di Matlab. I codici completi sono riportati in appendice C.

Per tutti i settori sono state poi calcolate le PD medie che vengono mostrate nella seguente tabella:

Settore	PD medie 2020 con modello di regr. lineare	PD medie 2020 con modello <i>logit</i>	PD medie 2020 con modello <i>probit</i>
Alloggio e ristorazione	30,27%	31,54%	31,36%
<i>Automotive</i>	27,48%	24,00%	24,52%
Tessile e abbigliamento	25,99%	23,17%	23,17%

Tabella 4.5: PD medie 2020 calcolate con i tre modelli di regressione per ciascun settore

Confrontando i risultati con quelli delle tabelle 3.15 e 3.17 relative all'anno 2018, si rileva un incremento della pericolosità media indipendente dal modello utilizzato e dal settore preso in considerazione. Fanno eccezione solo i modelli *logit* e *probit* applicati al settore *automotive* (le PD medie risultano sostanzialmente invariate dal 2018 al 2020). Per svolgere un'analisi comparata e capire quale settore è stato maggiormente colpito, è però necessario sintetizzare e confrontare i risultati a cui si è giunti. La tabella seguente è, dunque, la più importante di tutta la trattazione in quanto riporta la media dei risultati ottenuta unificando i quattro modelli di valutazione per l'anno 2018 e per l'anno 2020. Nell'ultima colonna viene calcolato il dato più significativo, ovvero l'incremento delle PD medie:

Settore	PD medie complessive 2018	PD medie complessive 2020	Incremento delle PD
Alloggio e ristorazione	26,52%	30,79%	4,27%
<i>Automotive</i>	24,54%	25,27%	0,73%
Tessile e abbigliamento	21,69%	23,74%	2,05%

Tabella 4.6: Incremento delle PD a seguito della crisi Covid

Il seguente paragrafo è dedicato alle argomentazioni conclusive e alla comparazione tra risultati ottenuti e risultati attesi.

4.3 Analisi comparata dei settori: chi è stato maggiormente colpito?

Riassumendo le argomentazioni già esposte nel paragrafo 3.2 relative alla scelta dei settori per l'analisi, possiamo sintetizzare i risultati che ci attendevamo di ottenere nei seguenti punti:

1. Il settore più colpito in assoluto sarebbe dovuto essere quello dell'alloggio e ristorazione. La crisi pandemica, infatti, si sarebbe riflessa in una contrazione del fatturato e in un peggioramento del tasso di disoccupazione maggiore rispetto agli altri comparti. Le ragioni principali di un impatto così potente sono da ricondurre principalmente alle restrizioni sulla mobilità e alla riduzione dei flussi turistici che hanno comportato un generale decremento del tasso di consumo. Essendo un settore che prevede un diretto contatto con il pubblico, non è stato, inoltre, possibile applicare alcuna tecnica di lavoro alternativa e l'unica attività rimasta parzialmente in funzione è stata quella delle consegne a domicilio per alcuni ristoranti. La crisi si è, tra l'altro, inserita in un contesto già difficile, in quanto la stabilità dei bilanci delle imprese, già nel decennio prima della crisi, non era delle più confortanti a causa dello scarso miglioramento dei principali indicatori di redditività e liquidità rispetto al passato.
2. Il settore tessile, abbigliamento, pelli e calzatura avrebbe dovuto risentire degli effetti pandemici con un'intensità seconda solo al comparto turistico. Questo almeno è quanto affermato nella Relazione Annuale di Banca d'Italia del 2019 in riferimento alle variazioni previste per il fatturato nel I semestre del 2020. La ragione principale che ha portato al blocco delle attività e a una conseguente riduzione della redditività delle aziende è stata la chiusura delle sedi commerciali fisiche e la riduzione del turismo. Lo sviluppo dell'*e-commerce* è stato, da un lato, l'unico mezzo attraverso il quale far proseguire le attività; ma, dall'altro, ha provocato un'ulteriore riduzione dell'occupazione.
3. Il settore meno colpito dei tre analizzati, infine, sarebbe dovuto essere quello automobilistico, sebbene studi condotti dall'Organizzazione internazionale di costruttori di veicoli a motore (OICA) avrebbero comunque previsto un crollo della produzione non indifferente (20%) e un tempo di tre anni per tornare ai livelli precrisi. Tutto ciò è stato causato non tanto dall'impossibilità di lavorare da remoto, quanto piuttosto dal forte calo dei consumi. Le imprese più colpite dall'assenza prolungata di liquidità sono state quelle di piccola-media dimensione. La differenza nell'incremento delle PD tra il settore *automotive* e quello tessile/abbigliamento sarebbe dovuto, ad ogni modo, essere meno marcata rispetto alla differenza tra quest'ultimo e il settore turistico.

Analizzando la tabella 4.6, è facile rendersi conto che i risultati attesi sono stati pienamente confermati dall'analisi sperimentale. Quest'ultima ha, infatti, evidenziato una differenza di

incremento delle PD medie pari all'1,3% circa tra *automotive* e tessile/abbigliamento e pari al 2,2% circa tra tessile/abbigliamento e comparto turistico. Questo costituisce un grande punto di forza della nostra analisi, rendendola in linea con gli studi condotti in precedenza.

4.4 Requisiti patrimoniali supplementari per contrastare l'incremento del rischio credito

Quando la probabilità di *default* aumenta, le banche sono tenute a dotarsi di requisiti patrimoniali aggiuntivi per fronteggiare l'aumento della pericolosità delle loro controparti. Inoltre, sappiamo che esiste una correlazione negativa tra PD e tassi di recupero nel senso che, in seguito a periodi di andamento negativo del ciclo economico, l'incremento delle PD è accompagnato sempre da una diminuzione delle somme recuperate e, quindi, da un incremento della LGD. Ne consegue che, quando la banca ricalcola i suoi requisiti patrimoniali, deve tener conto anche di questo ulteriore aspetto, al fine di dotarsi di risorse sufficienti per affrontare, da un lato, la mancata restituzione dei prestiti e, dall'altro, la minor probabilità di recuperare, mediante le garanzie, le somme concesse.

In questo paragrafo approfondiremo, dapprima, la relazione tra PD e tassi di recupero, andando a quantificare l'incremento atteso della LGD conseguente a periodi di recessione economica; in seguito, dopo aver elencato le condizioni necessarie per adottare un sistema di *rating* interno, spiegheremo come vengono calcolati i requisiti patrimoniali di una banca che adotta tale modello. In particolare, verrà mostrata e commentata la formula prevista dal Comitato di Basilea per passare dal sistema di *rating* alla determinazione del capitale minimo obbligatorio. Infine, verrà svolta un'applicazione pratica, supponendo di prendere in considerazione una banca che abbia concesso un prestito di 1.000€ a ciascuna impresa considerata nei diversi campioni. In definitiva, si calcolerà l'incremento del capitale minimo obbligatorio che tale banca dovrà detenere conseguentemente alla pandemia.

4.4.1 Evidenze empiriche di correlazione negativa tra PD e tassi di recupero

Nel tempo sono stati condotti numerosi studi che hanno analizzato la relazione tra PD e *Recovery Rate*. Nel 2002 Hu e Perraudin utilizzarono i dati storici trimestrali raccolti da Moody's per dimostrare l'esistenza di una correlazione negativa tra le due variabili. Siccome la composizione del campione utilizzato variava nel tempo, i due studiosi hanno innanzitutto standardizzato i dati per eliminare tutti gli effetti sulla volatilità dei tassi di recupero dovuti a questo inconveniente. I risultati raggiunti mostrano chiaramente l'esistenza di un legame significativo tra PD e RR. In particolare, dall'analisi delle obbligazioni emesse da prenditori statunitensi, risulta che la correlazione negativa è pari al 19% nel periodo 1971-2000 e si alza fino al 22% se si considerano solo gli anni successivi al 1982. Inoltre, la dipendenza negativa appare più forte quando il tasso di *default* eccede una determinata soglia, che risulta essere pari a 5% o 7,5%. Ciò ha delle conseguenze dirette sul calcolo

del VaR relativo al portafoglio creditizio. Se si tiene conto della correlazione negativa, infatti, l'aumento di quest'ultima grandezza è statisticamente significativo.

Altman, Brady *et al.* nel 2005 elaborarono uno studio in cui analizzavano le diverse determinanti dei tassi di recupero sui *bond in default*. Una di queste risultò essere proprio la PD caratterizzata da un legame ancora una volta negativo. Tuttavia, differentemente dai modelli teorici precedenti, l'analisi di Altman e Brady concluse che un singolo fattore di rischio sistematico, ossia la *performance* dell'economia, era poco predittiva ai fini della determinazione di PD e LGD. Al contrario, la varianza totale dei tassi di recupero dipenderebbe in modo cruciale dall'offerta di *bond in default* e da altre variabili che tengono conto della dimensione del mercato degli *high yield bond*⁴². I risultati sembrano concordi con l'analisi di Hu e Perraudin e confermati da diversi approcci e test. Per tale motivo, gli autori del *paper* si raccomandano di tener conto di tale aspetto nella formulazione dei modelli di rischio credito e nei dibattiti politici e regolamentari futuri.

Infine, una quantificazione del decremento dei tassi di recupero in seguito a periodi di crisi economica proviene direttamente da uno studio condotto da Jon Frye nel 2000 per la Federal Reserve di Chicago. L'intuizione alla base del modello è molto semplice: nel momento in cui un debitore risulta insolvente, le prospettive di recupero dei suoi creditori dipendono dal valore delle garanzie; tuttavia, se l'incremento della probabilità di *default* è derivante da condizioni avverse del ciclo economico, è molto probabile che anche le garanzie perdano di valore. Mediante un'analisi empirica, Frye scopre che in periodi di ciclo economico avverso il recupero medio sulle obbligazioni e sui prestiti bancari scende di circa il 25%.

Tenendo conto di quest'ultimo dato è stato costruito il modello per il calcolo dei requisiti patrimoniali aggiuntivi. In particolare, si è partiti da un valore del tasso di recupero (R) pari al 33% per l'anno 2018, così come indicato nelle "Note di stabilità finanziaria e vigilanza" di Banca d'Italia. In seguito, presupponendo valido il modello di Frye, si è ipotizzato che, in seguito alla crisi, tale tasso si sia ridotto fino all'8% nel 2020 ($33\% - 25\% = 8\%$). Ciò si riflette in un incremento della LGD pari al 37,31%. Per arrivare a tale risultato è sufficiente risolvere il seguente sistema di equazioni:

$$\begin{cases} LGD = 1 - R \\ LGD' = 1 - R' \\ R' = R - 25\% \end{cases}$$

Una volta ricavati i termini, è possibile calcolare l'incremento della LGD come $(LGD'/LGD - 1)$.

⁴² Le obbligazioni *Speculative Grade* (conosciute anche come obbligazioni *High Yield*) sono quelle classificate BB+ e inferiori da Standard & Poor's o Fitch e Ba1 e inferiori da Moody's.

4.4.2 Condizioni necessarie all'adozione di un sistema di *rating* interno

Se una banca volesse adottare un sistema di *rating* interno, è necessario che quest'ultimo rispetti alcune imprescindibili condizioni. Innanzitutto, la valutazione della rischiosità di un cliente deve essere tenuta separata dalla valutazione della rischiosità dei prestiti erogati. Per valutare l'affidabilità di un cliente, infatti, l'unica grandezza rilevante è la probabilità di *default*, mentre quando si valuta un prestito intervengono anche altri fattori come il tasso di recupero atteso e il rischio di esposizione. Sarebbe, dunque, errato valutare il cliente sulla base delle garanzie da esso prestate poiché queste non modificano la sua PD, ma incidono esclusivamente sul livello di perdite future legate al prestito.

Per quanto riguarda le PD dei clienti, è necessario, poi, che una banca chiarisca le principali caratteristiche dei sistemi di misurazione adottati, specificando, in particolare, le definizioni associate alle diverse classi di *rating* e i criteri seguiti per collocare una determinata controparte in una certa classe piuttosto che in un'altra. Non è, invece, necessario adottare un particolare sistema di *rating*; ad esempio, non è specificato che le banche debbano adottare necessariamente un modello di *scoring* basato su tecniche statistiche. Tuttavia, gli Accordi di Basilea sottolineano come un eventuale algoritmo statistico possa essere utilizzato solo come base primaria e parziale per l'assegnazione del *rating*; una sorta di semilavorato, che deve essere poi accompagnato da una stretta supervisione compiuta da esperti.

Il Comitato ha poi stabilito una definizione di insolvenza secondo una duplice accezione. Da un punto di vista soggettivo, una controparte può essere ritenuta insolvente se si ritiene improbabile che possa adempiere alle proprie obbligazioni. Se ciò accadesse, la banca potrebbe svalutare le esposizioni originarie, creare specifici accantonamenti o stabilire operazioni di ristrutturazione del credito. D'altro canto, la condizione soggettiva potrebbe manifestarsi anche nel momento in cui il debitore abbia presentato domanda di fallimento o di ammissione a una procedura di protezione dai creditori. Da un punto di vista oggettivo, l'insolvenza si manifesta quando la controparte è in ritardo di almeno 90 giorni su una o più delle sue obbligazioni. È prevista un'estensione fino a 180 giorni per i crediti a privati, famiglie o pubbliche amministrazioni.

Ricordiamo che una banca, nella definizione del proprio modello di *rating* interno, potrebbe adottare un approccio base (*foundation*) o un approccio avanzato. Nel primo caso sarebbe tenuta a stimare solo la PD, mentre LGD, EAD e *maturity* verrebbero misurate sulla base di criteri definiti dall'autorità. Nel secondo caso, la banca è libera di adottare modelli interni per la stima di tutte le grandezze, a patto che essi vengano approvati dall'autorità di vigilanza. Per garantire l'affidabilità è, ad esempio, necessario l'impiego di dati relativi a un intero ciclo economico e comunque riguardanti un periodo temporale non inferiore a sette anni. Inoltre, nello stimare PD e LGD si dovrebbe tener

conto della correlazione tra le due, legata all'andamento del ciclo economico e discussa nel paragrafo precedente.

Infine, è necessario che le banche dispongano di unità indipendenti per il controllo del rischio di credito. A queste ultime spetta il compito di realizzare, implementare e revisionare il sistema di *rating* interno. Per evitare conflitti di interesse, tali unità devono essere completamente indipendenti dalla divisione che si occupa della concessione dei fidi. In altri termini, coloro che si occupano di controllare il sistema di *rating* non devono trarre alcun beneficio dalla scelta di concedere o meno un finanziamento. I gestori delle relazioni e i gestori del rischio devono essere, dunque, due entità separate all'interno dell'istituto bancario.

Per concludere, il processo di *rating* deve essere approvato dal consiglio di amministrazione e dall'alta direzione della banca e deve essere revisionato almeno una volta l'anno dall'*audit* interno o da un altro soggetto indipendente.

4.4.3 Calcolo del capitale minimo obbligatorio con il metodo dei *rating* interni

Mentre per l'approccio standard le attività ponderate per il rischio vengono ricavate mediante percentuali di ponderazione fissate dall'autorità; nell'approccio dei *rating* interni il calcolo di RWA si basa su un modello VaR sul rischio credito. Una volta ricavata tale grandezza, ne verrà computato l'8% e la somma risultante corrisponderà al requisito patrimoniale finale (esattamente come nell'approccio standard). Vediamo ora come si sviluppa il modello VaR.

Innanzitutto, in linea con il modello di Merton, si presuppone che ciascun prenditore fallisce nel momento in cui il valore delle sue attività scende al di sotto di una determinata soglia al termine di un certo orizzonte temporale⁴³. Tale valore dipende da due tipologie di rischio: il rischio sistemico che colpisce indistintamente tutti i debitori e potrebbe essere legato, ad esempio, all'andamento negativo del ciclo economico e il rischio idiosincratico (o specifico) che riguarda il singolo prenditore e potrebbe essere legato, ad esempio, alle strategie operative e di investimento di un'impresa che si è rivolta alla banca per la concessione di un finanziamento. Se indichiamo con Z l'andamento del ciclo economico (e, dunque, il rischio sistemico) e con ε_i il rischio specifico, possiamo rappresentare l'andamento degli attivi dell' i -esimo prenditore tramite la seguente espressione:

$$Z_i = w * Z + \sqrt{1 - w^2} * \varepsilon_i \quad [4.1]$$

I pesi sono stati scelti in questo modo poiché il modello presuppone che Z e ε_i si distribuiscano secondo una normale standard. Di conseguenza, per fare in modo che anche Z_i segua una

⁴³ Tale soglia, come nel modello di Merton esposto nel paragrafo 2.4.2, potrebbe essere, ad esempio, il valore dei debiti.

distribuzione normale standard di varianza unitaria bisogna scegliere i pesi come mostrato nella formula. Occorre, infatti, tenere in considerazione il fatto che la varianza della somma di due termini casuali indipendenti è data da $var(\alpha x_1 + \beta x_2) = \alpha^2 var(x_1) + \beta^2 var(x_2)$. Nel nostro caso, dato che Z e ε_i hanno varianza unitaria, è necessario imporre che $\alpha^2 + \beta^2 = 1$. Se definiamo il primo peso pari a w è immediato verificare che il secondo peso deve risultare pari a $\sqrt{1 - w^2}$. Infatti, definendo i pesi in questo modo, la condizione viene perfettamente rispettata: $w^2 + (\sqrt{1 - w^2})^2 = 1$.

Più è alto il valore assegnato a w maggiore sarà il livello di correlazione tra i prenditori che compongono il portafoglio prestiti. Al contrario, se w assume un valore basso, i prenditori sono indipendenti tra loro e il rischio idiosincratico prevale su quello sistemico.

Supponiamo ora di conoscere l'andamento futuro del ciclo economico, ovvero di saper individuare un valore Z^* da poter sostituire nell'espressione [4.1]. Questa ipotesi è irrealistica poiché nessuno può conoscere con completa sicurezza l'andamento futuro del ciclo economico. Per tale motivo successivamente la rimuoveremo. Se definiamo con α il *default point* del debitore, possiamo dire che il fallimento si verifica allorquando:

$$Z_i = w * Z^* + \sqrt{1 - w^2} * \varepsilon_i < \alpha \quad [4.2]$$

Mediante semplici passaggi algebrici si può isolare l'errore specifico e riscrivere la [4.2] come segue:

$$\varepsilon_i < \frac{\alpha - wZ^*}{\sqrt{1 - w^2}} \quad [4.3]$$

Se α è il *default point* e se le attività del debitore si distribuiscono normalmente, possiamo dire che la probabilità di insolvenza coincide con il valore della distribuzione di probabilità cumulata normale standard calcolata nel punto α . Ciò significa che $N(\alpha) = PD$ e, quindi, $\alpha = N^{-1}(PD)$. La seguente figura mostra la distribuzione degli *asset value return* di una generica impresa e fa capire la relazione tra PD e *default point*:

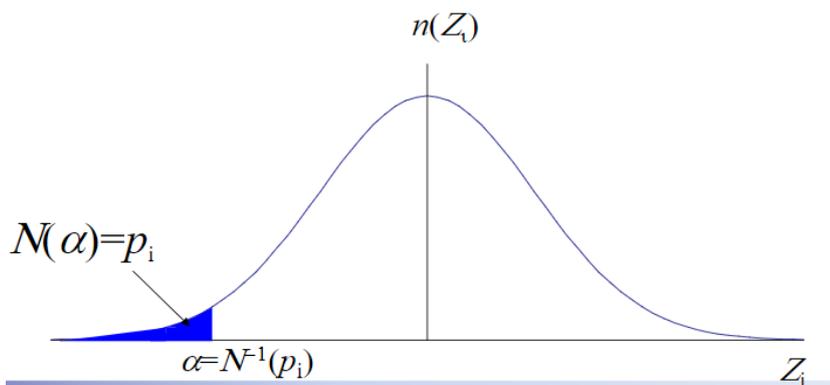


FIGURA 7
Asset value return della i-esima
impresa e *default point*

Per calcolare la disequazione [4.3] è sufficiente ricordare che l'errore ε_i segue una distribuzione normale standard. Di conseguenza, la probabilità di *default* condizionata a un certo andamento del ciclo macroeconomico ($Z = Z^*$) sarà data da:

$$PD = N \left[\frac{\alpha - wZ^*}{\sqrt{1 - w^2}} \right] = N \left[\frac{N^{-1}(PD) - wZ^*}{\sqrt{1 - w^2}} \right] \quad [4.4]$$

Se il portafoglio è sufficientemente differenziato, la percentuale di insolvenze effettivamente registrata quando $Z = Z^*$ sarà esattamente pari alla probabilità di *default* calcolata tramite la [4.4].

Il problema adesso è che dobbiamo eliminare l'ipotesi irrealistica di conoscere il vero andamento del ciclo economico. Per tale motivo, ricordando che Z segue una distribuzione normale, non troveremo più una vera e propria probabilità di *default*, quanto piuttosto un valore di perdita L che verrà superato solo nell' x per cento dei casi. Questo x altro non è che un percentile della distribuzione e viene scelto sulla base di quanta severità si vuole attribuire al modello. Al crescere del suo valore, infatti, il requisito patrimoniale messo da parte dalla banca risulterà insufficiente a coprire le perdite in un numero maggiore di casi. L'autorità di vigilanza ha scelto di attribuire a x un valore pari a 0,1%. Ciò significa che il capitale della banca sarà sufficiente a coprire le perdite nel 99,9% dei casi. L'espressione [4.4] si modifica come segue:

$$L = N \left[\frac{N^{-1}(PD) - wN^{-1}(0,1\%)}{\sqrt{1 - w^2}} \right] \quad [4.5]$$

Il valore che abbiamo appena riportato corrisponde alla perdita nell'ipotesi che il tasso di recupero sia nullo. Laddove introducessimo la possibilità per la banca di recuperare una parte del prestito concesso avremo:

$$L = LGD * N \left[\frac{N^{-1}(PD) - wN^{-1}(0,1\%)}{\sqrt{1 - w^2}} \right] \quad [4.6]$$

Per quanto riguarda il peso w possiamo affermare che, a parità di PD ed LGD, un suo maggior valore implica l'ottenimento di un requisito patrimoniale più elevato. Questo accade in quanto se w assume valori elevati, i prestiti presenti in portafoglio sono sensibili all'andamento del ciclo economico e, quindi, è maggiore la probabilità che possano fallire tutti insieme, generando situazioni di rischio estremo. In generale, w aumenta all'aumentare della dimensione della controparte. Nel seguente paragrafo specificheremo come calcolarlo nella fattispecie di nostro interesse, ovvero per le esposizioni verso imprese.

La formula [4.6] deve essere ulteriormente aggiustata per tener conto della distinzione tra perdita attesa e inattesa. I requisiti patrimoniali, infatti, come già ricordato nel corso dell'elaborato, dovrebbero coprire esclusivamente la perdita inattesa. Per tale motivo è necessario sottrarre il valore della perdita attesa che verrà coperta mediante accantonamenti a conto economico. La modifica apportata ci porta alla seguente formulazione:

$$UL = LGD * N \left[\frac{N^{-1}(PD) - wN^{-1}(0,1\%)}{\sqrt{1 - w^2}} \right] - PD * LGD \quad [4.7]$$

Occorrerebbe ora considerare l'impatto esercitato sul rischio dalla vita residua del prestito. Questo concetto è strettamente correlato alla definizione stessa di rischio credito così come è stata presentata fin dalle prime pagine di questo elaborato. Un qualsiasi debitore, infatti, non è esposto solamente al semplice rischio di insolvenza, ma potrebbe essere interessato da un processo di peggioramento del suo merito creditizio che lo condurrebbe a un progressivo *downgrading*. La possibilità che questo accada deve essere contemplata nel calcolo dei requisiti patrimoniali. Per tale motivo viene introdotto un fattore di aggiustamento (*maturity adjustment factor*) che dipende strettamente dalla *maturity* del prestito e dalla probabilità di *default*. In particolare, maggiore è la *maturity*, maggiore sarà il fattore di aggiustamento poiché se il prestito ha una vita residua maggiore, è più probabile che la controparte subisca un *downgrading*. L'incremento del requisito patrimoniale all'aumentare della scadenza sarà tanto maggiore quanto più bassa è la probabilità di *default* della controparte. Questo in quanto, se la PD è bassa, è molto probabile che il cliente sia stato collocato in una classe di *rating* alta, dalla quale vi è una maggior probabilità di retrocedere. Analiticamente, il fattore di aggiustamento è dato dalla seguente espressione:

$$b = \frac{1 + (M - 2,5)(0,11852 - 0,05478 * \ln PD)^2}{1 - 1,5 * (0,11852 - 0,05478 * \ln PD)^2} \quad [4.8]$$

Infine, per evitare che il passaggio ai *rating* interni comporti il calcolo di un requisito patrimoniale troppo basso, il Comitato ha previsto un ultimo fattore di scala da applicare alla formula che è attualmente pari a 1,06. Tenuto conto di tutti questi fattori, l'espressione finale per la perdita inattesa risulta essere la seguente:

$$UL = 1,06 * b * LGD * N \left[\frac{N^{-1}(PD) - wN^{-1}(0,1\%)}{\sqrt{1 - w^2}} \right] - PD * LGD \quad [4.9]$$

A questo punto per ottenere il valore di RWA è necessario calcolare la perdita inattesa per ciascuna esposizione e, dopo aver moltiplicato per l'*Exposure At Default*, sommare tra loro i risultati. Infine, si moltiplica il tutto per 12,5:

$$RWA = 12,5 * \sum_{i=1}^n UL_i * EAD_i \quad [4.10]$$

Il requisito patrimoniale sarà a questo punto pari all'8% della grandezza appena riportata.

4.4.4 Incremento dei requisiti patrimoniali dal 2018 al 2020 per i tre settori analizzati

Possiamo applicare il modello appena descritto ai tre settori analizzati nel corso della trattazione. L'obiettivo è quello di capire le implicazioni che la crisi Covid ha avuto sul calcolo dei requisiti patrimoniali per gli istituti bancari. Per tale motivo immaginiamo un'ipotetica banca che abbia concesso un prestito di 1.000€ a ciascuna impresa presente all'interno dei tre diversi campioni presi in considerazione (il prestito totale per ciascun settore sarà, dunque, pari a 700.000€). Utilizzando le formule [4.9] e [4.10], calcoliamo gli RWA per la banca nel 2018 e nel 2020 e studiamo, in questo modo, gli effetti dell'incremento delle PD e LGD in seguito alla crisi pandemica. Infine, troviamo il requisito patrimoniale per i due anni calcolando l'8% degli RWA e ne determiniamo l'incremento percentuale. Per svolgere tutti questi passaggi ci serviamo di un foglio di calcolo Excel, in cui riportiamo le PD medie per ciascuna impresa con riferimento all'anno 2018 e 2020. Tali medie vengono calcolate unendo i risultati ottenuti con i quattro metodi di valutazione (analisi discriminante lineare, regressione semplice, *logit* e *probit*). Per calcolare il valore della distribuzione di probabilità cumulata normale standard in un determinato punto utilizzando Excel, facciamo uso della funzione DISTRIB.NORM.ST.N, mentre per calcolare la sua inversa utilizziamo INV.NORM.S.

Prima di passare alla presentazione dei risultati è necessario chiarire due ulteriori aspetti:

- Il peso w che, come specificato in precedenza, rappresenta l'esposizione del prestatore al ciclo macroeconomico (rischio sistemico), è calcolato in funzione delle PD secondo un legame inverso. Ciò significa che ai prestatori con una PD minore viene assegnato un peso maggiore. La ragione di ciò sta nel fatto che se la PD di una controparte è bassa, la sua insolvenza è da ricondursi principalmente a fenomeni di carattere sistemico. Viceversa, quando le PD sono alte è il rischio idiosincratico a prevalere e, dunque, il valore del coefficiente è basso. Nel caso delle esposizioni verso imprese, soggetti sovrani e banche, il valore di w viene calcolato come segue:

$$w = 0,12 * (1 + e^{-50PD}) \quad [4.11]$$

Notiamo che il valore del coefficiente oscilla tra 12% e 24%. I valori estremi vengono raggiunti in corrispondenza di una PD pari rispettivamente a 100% e 0%.

- Nell'applicare il modello è stato presupposto che tutti i prestiti abbiano una vita residua pari a un anno. In questo modo il *maturity adjustment factor* (*b*) non ha rilevanza nella formula in quanto risulterà sempre pari a 1. Questa decisione dipende dal fatto che una scelta diversa per il valore della vita residua sarebbe stata del tutto arbitraria e avrebbe modificato i risultati in modo significativo. Siccome il nostro scopo è quello di studiare le conseguenze dell'incremento della PD e LGD, possiamo ignorare gli effetti di una diversa *maturity* nei prestiti concessi.

Come già specificato nel paragrafo 4.4.1, il modello presuppone un *recovery rate* pari al 33% nel 2018 e all'8% nel 2020, rispettando in tal modo le previsioni teoriche di Jon Frye circa l'abbassamento del tasso di recupero in seguito a periodi di recessione. Conseguentemente, la *Loss Given Default* si incrementa tra i due anni di 37,31 punti percentuale. Questo, unitamente agli incrementi delle PD calcolati coi quattro modelli, conduce ai seguenti risultati:

Settore	Requisito 2018	Requisito 2020	Incremento %
Alloggio e ristorazione	277.251,54€	372.722,16€	37,41%
<i>Automotive</i>	265.225,12€	365.011,91€	37,62%
Tessile e abbigliamento	257.889,47€	355.654,36€	37,91%

Tabella 4.7: Incremento del capitale minimo obbligatorio in seguito alla crisi pandemica

Possiamo, dunque, concludere che la crisi Covid ha imposto alle banche di aumentare i loro requisiti patrimoniali di circa il 38% in tutti e tre i settori analizzati.

Per completezza sono stati anche calcolati gli incrementi della perdita attesa. Coerentemente con i risultati raggiunti in termini di PD, il settore che ha manifestato un aumento di *expected loss* maggiore è stato l'alloggio e ristorazione (59,39%), mentre l'incremento minore è stato registrato dall'*automotive* (41,30%). Tra i due si colloca il tessile e l'abbigliamento con una percentuale pari a 50,25%.

4.5 Cosa fare per contrastare la crisi: le misure adottate contro il rischio credito

La pandemia Covid-19 ha innescato una crisi economica-finanziaria diversa rispetto a quelle dei mutui *subprime* e del debito sovrano. Se, infatti, all'epoca la crisi era partita dal sistema bancario/finanziario con ripercussioni sull'economia reale, la crisi Covid è stata caratterizzata da un processo inverso, in cui le banche sono state utilizzate come strumenti per sostenere l'economia e

risolvere le criticità. Le principali problematiche per gli istituti bancari derivano dall'andamento dei crediti deteriorati che potrebbero nel lungo termine accumularsi, portando a una svalutazione dell'attivo con conseguenze preoccupanti sotto il punto di vista della solvibilità⁴⁴.

Per porre un freno a tale rischio, le autorità pubbliche governative e le banche centrali hanno previsto diversi interventi a sostegno delle banche.

In prima battuta, la concessione di moratorie e l'ampliamento degli interventi pubblici di garanzia hanno avuto come fine quello di supportare l'offerta di credito all'economia.

Per moratoria si intende la sospensione temporanea delle scadenze delle obbligazioni (comprendendo sia la quota capitale, che la quota interessi) o del pagamento delle rate di un mutuo. Tale provvedimento ha consentito di limitare i casi di *default*. Se così non fosse stato probabilmente gran parte del credito non sarebbe stato onorato, le banche avrebbero dovuto classificare sempre più prestiti nella categoria del deteriorato, aumentare le rettifiche, chiudere in perdita e, di conseguenza, non poter più offrire credito all'economia a causa dell'erosione delle risorse patrimoniali.

Il primo provvedimento ad aver introdotto il concetto di moratoria è stato il decreto-legge (DL) *Cura Italia* del 17 marzo 2020. Inizialmente, tale istituto era applicabile fino al 30 settembre 2020, ma, in seguito, il termine è stato prorogato, dapprima, fino al 31/01/2021 (articolo 65 del DL del 14 agosto 2020, anche conosciuto come decreto-legge Agosto) e, successivamente, fino al 30 giugno 2021 (articolo 1, commi 248-254 della Legge di Bilancio 2021). Infine, il DL *Sostegni bis* ha previsto la possibilità per il debitore di richiedere la proroga della moratoria, limitatamente alla quota capitale, fino alla fine del 2021.

Il 2 aprile 2020 l'EBA (*European Banking Authority*) ha pubblicato un documento in cui chiarisce le condizioni necessarie affinché una concessione possa rientrare nella definizione di moratoria generale di pagamento⁴⁵ e assumere, dunque, carattere legislativo. Per i finanziamenti oggetto di modifiche che non soddisfano tali condizioni, gli enti significativi dovrebbero valutare il soddisfacimento di alcuni aspetti al fine di accordare le misure di concessione. In particolare, la concessione accordata

⁴⁴ La solvibilità fa riferimento al fatto che l'attivo di una banca deve essere più alto del suo passivo; questo implica un patrimonio netto positivo. Le problematiche più rilevanti da questo punto di vista derivano da rischi che possono modificare il valore di alcune poste dell'attivo come il rischio di credito o il rischio di mercato. La solvibilità è, quindi, influenzata da eventi esogeni che impattano sul valore delle attività che la banca ha acquisito. Essa costituisce un concetto diverso rispetto alla liquidità, laddove tale ultimo rischio si concretizza nell'eventualità che la banca non disponga di sufficienti attività monetizzabili per far fronte alle sue esigenze di cassa nel breve e nel medio/lungo periodo.

⁴⁵ Per un maggior approfondimento, si faccia riferimento al paragrafo 10 del documento EBA "*Orientamenti sulle moratorie legislative e non legislative relative ai pagamenti dei prestiti applicate alla luce della crisi COVID-19*" del 2 aprile 2020.

dall'ente al debitore dovrebbe modificare i termini e le condizioni dell'obbligazione debitoria e dovrebbe essere verificata l'eventualità che il debitore abbia incontrato o possa verosimilmente incontrare difficoltà finanziarie (anche se solo temporanee) nel rimborsare i prestiti. Per una società non finanziaria il solo operare in un settore colpito dalla crisi potrebbe essere considerato un indicatore di difficoltà.

Un ulteriore provvedimento, attuato dalla BCE, consiste nelle operazioni mirate al rifinanziamento di lungo termine, meglio conosciute come OMRLT. Trattasi di prestiti a lungo termine (il rimborso è previsto, in genere, dopo 3 o 4 anni) concessi dalla BCE alle banche significative a costi favorevoli. Il loro principale scopo è quello di incentivare l'offerta di credito a imprese e consumatori nell'area euro. Per tale motivo, la loro principale caratteristica è di essere condizionate, nel senso che le banche hanno la possibilità di ottenere credito a basso costo solo a patto di far circolare il denaro ottenuto sotto forma di prestiti a individui e imprese.

La BCE ha avviato tre serie di OMRLT: la prima nel 2014, poi nel 2016 e, infine, nel 2019. Proprio quest'ultima, sebbene avviata a settembre 2019, ha interessato il periodo pandemico, essendo stata adattata per rispondere all'impatto della crisi. In particolare, il 12 marzo e il 30 aprile 2020 il Consiglio Direttivo ha deciso di incrementare l'importo massimo erogabile dal 30% al 50%, con un margine di manovra aggiuntivo di ben 1.200 miliardi di euro. Il tasso di interesse applicato a queste operazioni è stato ridotto fino a -100 punti base fino a giugno 2021 per tutte le banche che soddisfano i requisiti minimi in termini di credito erogato. Il 10 dicembre 2020, poi, l'importo massimo è stato portato dal 50% al 55% e la riduzione del tasso è stata estesa fino a giugno 2022.

Tali provvedimenti hanno permesso di preservare i finanziamenti erogati dalle banche dagli effetti avversi del ciclo pandemico.

Importante, poi, sottolineare il fatto che il consiglio di vigilanza della BCE ha indicato, in diversi documenti, una serie di misure che gli istituti bancari dovrebbero adottare per identificare, misurare e contrastare l'incremento del rischio credito. Riassumiamo, in seguito, i punti principali a tal riguardo:

- Gli enti significativi dovrebbero raggiungere un giusto equilibrio tra evitare un'eccessiva prociclicità e assicurare un'accurata identificazione e rendicontazione del deterioramento della qualità degli attivi e l'accumulo di NPL conformemente alle regole vigenti e nel rispetto del principio contabile IFRS9.
- Si ritiene necessaria una valutazione periodica dell'inadempienza probabile dei debitori, comprendendo anche le esposizioni che godono di moratorie generali di pagamento. In particolare, i processi, gli indicatori e i criteri di classificazione dovrebbero tener conto

dell'attuale contesto di rischio e dovrebbe essere garantita l'efficacia dei sistemi di allerta precoce.

- Nella prospettiva della gestione dei rischi e nella valutazione degli accantonamenti a fini prudenziali, gli enti significativi dovrebbero identificare l'incremento del rischio di credito fin dalle fasi iniziali, svolgendo un'analisi approfondita e non limitandosi al solo criterio dei giorni di scaduto.
- Gli organi di amministrazione dovrebbero esercitare una supervisione adeguata delle criticità relative all'incremento del rischio credito e ciascun istituto dovrebbe prevedere una distinzione nei compiti di erogazione del credito, monitoraggio dei rischi e processi di recupero e ristrutturazione. Dovrebbe essere, inoltre, elaborata un'adeguata reportistica in merito alle misure di sostegno.
- Laddove non vi fossero evidenze affidabili per formulare previsioni specifiche per determinati anni, le banche significative dovrebbero utilizzare previsioni macroeconomiche a lungo termine. Nell'applicazione delle politiche di accantonamento si dovrebbe altresì fare affidamento alle proiezioni macroeconomiche pubblicate dalla BCE il 12 marzo 2020, integrandole con un giudizio informato che tenga conto sia delle chiusure attuate dal governo per garantire il distanziamento sociale, sia delle misure di sostegno pubblico adottate nei diversi paesi. Utilizzando tali proiezioni, le banche dovrebbero identificare le posizioni per le quali si ritiene probabile il verificarsi di un significativo incremento del rischio credito e calcolare le perdite attese lungo tutto l'orizzonte di vita dell'attività finanziaria.
- Gli enti significativi dovrebbero possedere adeguate risorse e sistemi informatici che permettano loro di individuare i debitori maggiormente colpiti dalla pandemia in termini di solidità finanziaria, tenendo anche conto dei benefici derivanti dalle misure di sostegno pubbliche e private. Dovrebbe, inoltre, essere previsto un sistema di reportistica per l'individuazione dell'incremento del rischio credito fin dalle sue fasi iniziali e per la valutazione delle conseguenze che tale incremento avrà sul profilo bancario nel breve e medio termine (si fa, sostanzialmente, riferimento all'impatto sui requisiti patrimoniali).
- Ci si attende che gli enti significativi operino un'adeguata segmentazione del loro portafoglio prestiti, finalizzata ad individuare i settori più vulnerabili alla crisi. All'interno di ciascun settore dovrebbero poi essere individuati i debitori maggiormente in difficoltà, ovvero quelli caratterizzati da un incremento elevato della probabilità di *default*. Una volta completata tale operazione, si dovrebbero elaborare delle strategie di gestione del rischio, proponendo una gamma di soluzioni applicabili a seconda della situazione del singolo debitore. Tali soluzioni dovrebbero essere poi monitorate e sottoposte a test periodici.

Gli ultimi due punti enfatizzano l'importanza della nostra analisi, tesa a comprendere quali siano stati i settori più colpiti e a quantificare le conseguenze in termini di requisiti patrimoniali per gli istituti bancari.

Per concludere, l'ultimo provvedimento degno di nota è quello che ha esteso il trattamento preferenziale per gli NPL garantiti o assicurati dalle agenzie ufficiali per il credito all'esportazione alle esposizioni in sofferenza che beneficiano delle garanzie concesse dai governi nazionali o da altri enti pubblici. Ciò significa che tali posizioni saranno caratterizzate da una percentuale di rettifica pari allo 0% (ovvero da una copertura nulla) fino al termine del settimo anno di classificazione nella categoria del deteriorato (si veda tabella 1.5).

Conclusioni

Lo scopo principale dell'elaborato è stato quello di analizzare l'incremento del rischio credito per le banche italiane in seguito alla pandemia da Covid-19. Per farlo sono stati presi in considerazione tre settori impattati fortemente dalla crisi ed è stato calcolato l'incremento delle probabilità di *default* dal 2018 al 2020. Per dare robustezza statistica alla ricerca, sono stati presi in considerazione campioni di mille imprese per ciascun settore considerato e i risultati ottenuti sono risultati in linea con le aspettative. Nello specifico, il settore più colpito è risultato essere quello dell'alloggio e ristorazione, subito seguito dal tessile e abbigliamento e, infine, dall'*automotive*. In seguito, tenendo in considerazione la correlazione tra aumento della PD e riduzione del tasso di recupero, sono stati calcolati i requisiti patrimoniali aggiuntivi di cui dovrebbe dotarsi una banca per far fronte alla maggiore probabilità di non vedersi restituiti i propri prestiti. I risultati ottenuti hanno mostrato la necessità di incrementare il capitale minimo obbligatorio di circa il 38% indipendentemente dal settore considerato.

Il calcolo delle probabilità di *default* si è basato sull'utilizzo di diversi modelli teorici, presentati e descritti nel secondo capitolo. In particolare, dovendo analizzare imprese italiane perlopiù di dimensioni medio-piccole, è risultata evidente l'impossibilità di utilizzare modelli basati sul mercato dei capitali (approccio basato sugli *spread* dei titoli obbligazionari, modello di Merton e modello KMV). Per tale motivo, l'unica alternativa possibile è stata quella di implementare modelli di *scoring*, quali il modello di analisi discriminante lineare, il *linear probabilistic model* e i modelli *logit* e *probit*. Il loro limite principale risiede, tuttavia, nella sola considerazione di variabili di tipo quantitativo. In particolare, in linea con il modello di Altman e tenendo conto della disponibilità di dati di bilancio all'interno del *database* AIDA utilizzato per la raccolta di informazioni, sono stati selezionati quattro indicatori considerati fondamentali per la verifica dello stato di salute di un'impresa. Essi sono l'indice di patrimonializzazione (patrimonio netto su totale passivo) e tre rapporti che vedono al numeratore ricavi, capitale circolante netto ed EBITDA e al denominatore il totale attivo. L'analisi non ha, dunque, potuto tener conto di aspetti di tipo qualitativo, come la valutazione del *management*, il livello di competitività settoriale, le prospettive del settore produttivo, la reputazione dell'impresa e così via. È chiaro, dunque, che eventuali ricerche future potrebbero riprendere il *modus operandi* utilizzato in questo elaborato, includendo anche questo tipo di variabili per arricchire la trattazione. Così facendo, si arriverebbe a un'analisi settoriale più dettagliata, anche se ricordiamo che il principale scopo della nostra ricerca era quello di ordinare i settori dal più al meno colpito; risultato che si è potuto raggiungere anche solo limitandosi a un'analisi di tipo quantitativo.

Chiaramente la ricerca potrebbe essere condotta in maniera analoga per altri settori produttivi e potrebbe essere utilizzata anche per analizzare l'impatto di eventuali crisi future. L'importanza di questo tipo di studi appare chiara in considerazione del fatto che il monitoraggio del rischio credito è uno degli aspetti centrali per una corretta gestione degli istituti bancari. Nel momento in cui si verifica una crisi, infatti, se le PD salgono eccessivamente e se le banche non riescono a recuperare i loro prestiti, queste ultime si ritroverebbero ad affrontare svalutazioni degli attivi con conseguenze in termini di riduzione dell'utile. A lungo andare, questo porterebbe sempre più banche a chiudere in perdita, con conseguente impossibilità di finanziare l'economia reale e la crisi si accentuerebbe ancora di più. Per tale motivo è fondamentale capire, da un lato, quali siano i settori più a rischio e, dall'altro, quante risorse la banca dovrebbe predisporre a protezione del proprio patrimonio.

Mi auguro, dunque, che l'analisi condotta possa risultare utile in futuro e che possa rivestire un ruolo importante nel monitoraggio dei rischi bancari. Chiaramente, l'elaborato si è concentrato sul solo rischio credito, ma ricordiamo che, in generale, una qualsiasi banca è tenuta a tenere sotto controllo un *pool* di rischi molto più ampio, che include, ad esempio, anche il rischio tasso, il rischio liquidità, il rischio mercato e il rischio operativo. Sarebbe, dunque, anche interessante capire, in analisi future, quale sia stato l'impatto della crisi Covid sugli altri rami del *risk management*.

APPENDICE A: Dimostrazione della formula [1.7]

La perdita inattesa in caso di LGD deterministica è calcolabile come segue:

$$UL = \sigma_L = LGD * \sqrt{PD * (1 - PD)}$$

Per ottenere questo risultato dobbiamo pensare alla perdita come una variabile casuale che può assumere solo un valore pari a LGD con probabilità PD o zero con probabilità $(1 - PD)$. Il valor medio della distribuzione è la perdita attesa che assume valore pari a $PD * LGD$. A questo punto, possiamo applicare la definizione di deviazione standard secondo cui:

$\sigma_x = \sqrt{(x_1 - \mu_x)^2 * p1 + (x_2 - \mu_x)^2 * p2}$ dove $p1$ e $p2$ indicano le probabilità associate agli eventi x_1 e x_2 .

In questo modo otteniamo:

$$\sigma_L = \sqrt{PD * (LGD - PD * LGD)^2 + (1 - PD) * (0 - PD * LGD)^2}$$

Da cui si ricava:

$$\begin{aligned} \sigma_L &= \sqrt{PD * (LGD^2 + PD^2 LGD^2 - 2 * PD * LGD^2) + (1 - PD) * PD^2 LGD^2} = \\ &= \sqrt{PD * LGD^2 + PD^3 LGD^2 - 2PD^2 LGD^2 + PD^2 LGD^2 - PD^3 LGD^2} \end{aligned}$$

Che con le dovute semplificazioni si riduce a:

$$\sigma_L = \sqrt{PD * LGD^2 - PD^2 LGD^2} = \sqrt{LGD^2 PD * (1 - PD)} = LGD * \sqrt{PD * (1 - PD)}$$

C.V.D.

APPENDICE B: Dimostrazione della formula [1.8]

La perdita inattesa in caso di LGD stocastica è calcolabile come segue:

$$UL = \sigma_L = \sqrt{PD * (1 - PD) * LGD'^2 + PD * \sigma_{LGD}^2}$$

Per ottenere questo risultato dobbiamo pensare alla perdita come una variabile ottenibile dal prodotto di due variabili casuali stocastiche e indipendenti: la probabilità di *default* e la *loss given default*. In termini generali, se $z = xy$, avremo che la varianza di z è calcolabile come segue:

$$\sigma_z^2 = \mu_x^2 \sigma_y^2 + \mu_y^2 \sigma_x^2 + \sigma_x^2 \sigma_y^2$$

E, di conseguenza, la deviazione standard sarà:

$$\sigma_z = \sqrt{\mu_x^2 \sigma_y^2 + \mu_y^2 \sigma_x^2 + \sigma_x^2 \sigma_y^2}$$

Nel nostro caso, la probabilità di *default*, essendo una variabile di tipo bernoulliano, avrà media pari a PD e varianza pari a $PD * (1 - PD)$ e la *loss given default* assumerà invece valore medio pari a LGD' e varianza pari a σ_{LGD}^2 . Per ricavare la perdita inattesa dobbiamo calcolare la deviazione standard della perdita. Mediante le opportune sostituzioni avremo che:

$$\begin{aligned} UL = \sigma_L &= \sqrt{PD^2 \sigma_{LGD}^2 + LGD'^2 PD * (1 - PD) + PD * (1 - PD) \sigma_{LGD}^2} = \\ &= \sqrt{PD^2 \sigma_{LGD}^2 + LGD'^2 PD - LGD'^2 PD^2 + PD * \sigma_{LGD}^2 - PD^2 \sigma_{LGD}^2} \end{aligned}$$

Semplificando il primo e l'ultimo termine all'interno della radice e mettendo in evidenza $PD * LGD'^2$, otteniamo:

$$UL = \sigma_L = \sqrt{PD * (1 - PD) * LGD'^2 + PD * \sigma_{LGD}^2}$$

C.V.D.

APPENDICE C: Codice Matlab utilizzato per il calcolo delle *probability of default*

Di seguito riportiamo il codice Matlab implementato per importare i dati e calcolare la probabilità di *default* delle diverse imprese per l'anno 2018 e 2020. I documenti indicati all'interna della funzione *readtable* sono fogli di calcolo Excel contenenti le grandezze necessarie per sviluppare i modelli.

Importazione dei dati per il settore alloggio e ristorazione

```
%% dati
% carico i dati
Dati_2018 = readtable('alloggio e ristorazione modello base 2018
matlab');
Dati_2020 = readtable('alloggio e ristorazione dati 2020 matlab');
% trasformo i dati in matrici
Dati_2018 = table2array(Dati_2018(:,3:12));
dati_2020 = table2array(Dati_2020(:,3:11));
```

Importazione dei dati per il settore *automotive*

```
%% dati
% carico i dati
Dati_2018 = readtable('automobili modello base 2018 matlab');
Dati_2020 = readtable('automobili dati 2020 matlab');
% trasformo i dati in matrici
Dati_2018 = table2array(Dati_2018(:,3:12));
dati_2020 = table2array(Dati_2020(:,3:11));
```

Importazione dei dati per il settore tessile e abbigliamento

```
%% dati
% carico i dati
Dati_2018 = readtable('tessile e abbigliamento modello base 2018
matlab');
Dati_2020 = readtable('tessile e abbigliamento dati 2020 matlab');
% trasformo i dati in matrici
Dati_2018 = table2array(Dati_2018(:,3:12));
dati2_2020 = table2array(Dati_2020(:,3:11));
```

Codice utilizzato per calcolare le PD dei tre diversi settori

```
%% modello regressione lineare per il 2018
% calcolo i beta della regressione lineare
X = [ones(size(dati_2018,1),1),dati_2018(:,6:9)]; %X contiene i dati
di tutte le imprese
Y = dati_2018(:,10); %Y è il vettore degli score reali (0 per le
sane e 1 per le anomale)
% calcolo i coefficienti
beta = inv(X'*X)*X'*Y;
```

```

% calcolo le PD di tutte le imprese, delle sole imprese sane
% e delle sole anomale per il 2018. In seguito, calcolo medie
X_sane = X(301:1000,2:5)'; %X_sane contiene le sole imprese sane
X_anom = X(1:300,2:5)'; %X_anom contiene le sole imprese anomale
PD2018_tutte = beta(1)+beta(2:5)'*X(:,2:5)';
PD2018_anomale = beta(1)+beta(2:5)'*X_anom;
PD2018_sane = beta(1)+beta(2:5)'*X_sane;
PD_media2018_tutte = mean(PD2018_tutte);
PD_media2018_anomale = mean(PD2018_anomale);
PD_media2018_sane = mean(PD2018_sane);
%calcolo R2 per verificare affidabilità della regressione
n = size(X,1); % numero di righe del vettore X
RSS = sum((Y - PD2018_tutte').^2); % calcolo gli errori
R2 = 1 - RSS/(var(Y)*n);
%calcolo R2 adjusted
k = 4; %numero di regressori
R2_adj = 1 - ((n-1)/(n-k-1)*RSS/(var(Y)*n));
%% modello logit per il 2018
% calcolo i beta, gli score e le PD delle imprese sane nel
% 2018 e nel 2020. In seguito, calcolo le medie.
beta_logit = glmfit(X(:,2:5),Y,'binomial','link','logit');
for i = 1:700
score_logit2018_sane(i) =
beta_logit(1)+beta_logit(2:5)'*X_sane(:,i);
PD_logit2018_sane(i) = 1/(1+exp(-score_logit2018_sane(i)));
end
for i = 1:300
score_logit2018_anom(i) =
beta_logit(1)+beta_logit(2:5)'*X_anom(:,i);
PD_logit2018_anom(i) = 1/(1+exp(-score_logit2018_anom(i)));
end
PDlogitmedia2018_sane = mean(PD_logit2018_sane);
PDlogitmedia2018_anom = mean(PD_logit2018_anom);
%% modello probit per il 2018
% calcolo i beta, gli score e le PD delle imprese sane nel
% 2018 e nel 2020. In seguito, calcolo le medie.
beta_probit = glmfit(X(:,2:5),Y,'binomial','link','probit');
for i = 1:700
score_probit2018_sane(i) =
beta_probit(1)+beta_probit(2:5)'*X_sane(:,i);
PD_probit2018_sane(i) = normcdf(score_probit2018_sane(i));
end
for i = 1:300
score_probit2018_anom(i) =
beta_probit(1)+beta_probit(2:5)'*X_anom(:,i);
PD_probit2018_anom(i) = 1/(1+exp(-score_probit2018_anom(i)));
end
PDprobitmedia2018_sane = mean(PD_probit2018_sane);
PDprobitmedia2018_anom = mean(PD_probit2018_anom);

```

```

%% modello di regressione per il 2020
% calcolo le PD delle imprese sane nel 2020 per studiarne il
% peggioramento a causa Covid. In seguito, calcolo la media.
X2 = dati_2020(:,6:9)'; %X2 contiene i dati delle imprese sane per
il 2020
PD2020 = beta(1)+beta(2:5) '*X2;
PD_media2020 = mean(PD2020);
%% modello logit per il 2020
for i = 1:700
score_logit2020(i) = beta_logit(1)+beta_logit(2:5) '*X2(:,i);
PD_logit2020(i) = 1/(1+exp(-score_logit2020(i)));
end
PDlogitmedia2020 = mean(PD_logit2020);
%% modello probit per il 2020
for i = 1:700
score_probit2020(i) = beta_probit(1)+beta_probit(2:5) '*X2(:,i);
PD_probit2020(i) = normcdf(score_probit2020(i));
end
PDprobitmedia2020 = mean(PD_probit2020);

```

BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA

ANFIA (2019), *Focus Italia produzione industriale settore automotive*.

A. Resti, A. Sironi, “*Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*”, Egea, II edizione, 2021.

Banca Centrale Europea, 28 luglio 2020, “*Oggetto: Capacità operativa per la gestione dei debitori in difficoltà nel contesto della pandemia di coronavirus (COVID-19)*”,

Banca Centrale Europea, 30 marzo 2021, “*Cosa sono le operazioni mirate di rifinanziamento a più lungo termine?*”.

Banca Centrale Europea, “*FAQs on ECB supervisory measures in reaction to the coronavirus*”.

Banca Centrale Europea, 4 dicembre 2020, “*Oggetto: Identificazione e misurazione del rischio di credito nell’ambito della pandemia di coronavirus (COVID-19)*”.

Banca Centrale Europea, 1° aprile 2020, “*Oggetto: I’IFRS 9 nel contesto della pandemia di coronavirus (COVID-19)*”.

Banca d’Italia, *Bollettino Statistico II - 2017*, Sezione E.

Banca d’Italia, Cristina Demma, 28 settembre 2021 , “*Il settore turistico e la pandemia di Covid-19*”.

Banca d’Italia, Note di stabilità finanziaria e vigilanza N. 18 dicembre 2019, A.L. Fischetto – I. Guida – A. Rendina – G. Santini – M. Scotto di Carlo “*I tassi di recupero delle sofferenze nel 2018*”.

Banca d’Italia, “*Rapporto sulla stabilità finanziaria*”, Numero 1/2020 aprile.

Banca d’Italia, 29 maggio 2020. *Relazione Annuale – Anno 2019*, Riquadro: *Gli effetti della pandemia di Covid-19 secondo le indagini presso le imprese*,

Banca d’Italia, 31 maggio 2021, “*Relazione annuale 2020*”.

Camera di Commercio Industria Artigianato di Macerata, “*Da Basilea 1 a Basilea 2*”.

Cerved Industry Forecast, marzo 2020, *L’impatto del Covid 19 sui settori e sul territorio*.

Claudia D’auria, Fabio Chieffalo, febbraio 2015, “*Le nuove definizioni di credito deteriorato*”.

Comitato di Basilea per la vigilanza bancaria, gennaio 2014, *“Basilea 3 – L’indice di leva finanziaria e i requisiti di informativa pubblica”*.

Confindustria, gennaio 2021, *“Ripresa solo da metà 2021, se ripartono i consumi. Servizi ancora in crisi. I tassi restano moderati”*.

CONSOB (Commissione Nazionale per le Società e la Borsa), luglio 2020, *“La crisi Covid-19: impatti e rischi per il sistema finanziario italiano in una prospettiva comparata”*.

Deloitte, *“How the EU could implement the Basel III Output Floor”*.

EBA, 2 aprile 2020, *“Orientamenti sulle moratorie legislative e non legislative relative ai pagamenti dei prestiti applicate alla luce della crisi COVID-19”*.

Edward I. Altman, Brooks Brady, Andrea Resti e Andrea Sironi, marzo 2003, *“The Link between Default and Recovery Rates: Theory, Empirical Evidence and Implications”*.

European Commission, *Questions and Answers on the Banking Package 2021*.

Frye Jon, ottobre 2000, *“Depressing Recoveries”*.

Gabriele Galati, *“Il rischio di regolamento nei mercati valutari e CLS Bank”*.

Gibilaro L., Mattarocci G., *“La selezione del tasso di attualizzazione nella stima della Loss Given Default: un’applicazione al mercato italiano”*.

Giulio Palomba, agosto 2008, *“Modelli a variabili dipendenti qualitative”*.

Gunter Löffler, Peter N. Posch, *“Credit risk modeling using Excel and VBA”*, John Wiley & Sons, I edizione, 2007.

Il Sole 24 Ore, 3 gennaio 2018, *IFRS9*.

Il Sole 24 Ore, Laura Serafini, 8 dicembre 2017, *“Basilea 4, stretta soft per le banche”*.

ISTAT, 5 giugno 2020, *Commercio al dettaglio*.

ISTAT, 11 giugno 2020, *Produzione industriale*.

Luiss Business School, EY, cdp, giugno 2020, *“Settore automotive e Covid-19. Scenario, impatti, prospettive”*.

Luiss Business School, EY, cdp, giugno 2020, “*Settore moda e Covid-19. Scenario, impatti, prospettive*”.

Nadia D’Annunzio, Greta Falavigna, 2004, “*Modelli di analisi e previsione del rischio di insolvenza. Una prospettiva delle metodologie applicate*”.

Slide del professor Igor Gianfrancesco e Domenico Curcio disponibili per il corso di “Economia E Gestione Degli Intermediari Finanziari (Corso Progredito)”.

Yen-Ting Hu, William Perraudin, febbraio 2002, “*The Dependence of Recovery Rates and Defaults*”.

https://www.bankpedia.org/termine.php?c_id=22171 ASSONEBB, definizione di *Rischio*.

https://www.bankpedia.org/termine.php?c_id=22174 ASSONEBB, definizione di *Rischio di Credito*.

<https://www.britannica.com/event/Great-Depression> Britannica, *Great Depression*

<https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/arbitraggio.htm> Borsa Italiana, *Arbitraggio*

<https://www.treccani.it/enciclopedia/gruppo-dei-dieci/> Enciclopedia Treccani, *Gruppo dei Dieci*.

<https://www.treccani.it/enciclopedia/banca-dei-regolamenti-internazionali/> Enciclopedia Treccani, *Banca dei Regolamenti Internazionali*.

<https://www.investmentimagazine.it/definizione-di-export-credit-agency-eca/> Investimenti magazine, *Export Credit Agency (ECA)*.

<https://www.investopedia.com/ask/answers/040915/what-are-advantages-and-disadvantages-preference-shares.asp> Investopedia, Claire Boyte-White dicembre 2021, *Preference Shares: Advantages and Disadvantages*.

<https://www.ztable.net/altman-z-score/> Z table, *Altman Z Score*.

INDICE DELLE FIGURE

FIGURA 1 Distribuzione delle perdite

Fonte: Slide del professor Domenico Curcio disponibili per il corso di “Economia E Gestione Degli Intermediari Finanziari (Corso Progredito)”.

FIGURA 2 Sintesi grafica dell’analisi discriminante lineare

Fonte: A. Resti, A. Sironi, “*Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*”, Egea, II edizione, 2021, pp. 362.

FIGURA 3 Funzione di densità normale standard e logistica a confronto

Fonte: Giulio Palomba, “*Modelli a variabili dipendenti qualitative*”, agosto 2008, pp. 4.

FIGURA 4 Struttura di un algoritmo genetico

Fonte: Nadia D’Annunzio, Greta Falavigna, “*Modelli di analisi e previsione del rischio di insolvenza. Una prospettiva delle metodologie applicate*”, 2004, pp. 24.

FIGURA 5 Logica sottostante al modello di Merton

Fonte: A. Resti, A. Sironi, “*Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*”, Egea, II edizione, 2021, pp. 403.

FIGURA 6 Variabilità nella produzione dei settori nell’anno 2020

Fonte: Confindustria, gennaio 2021, “*Ripresa solo da metà 2021, se ripartono i consumi. Servizi ancora in crisi. I tassi restano moderati*”.

FIGURA 7 Asset value return della i-esima impresa e *default point*

Fonte: A. Resti, A. Sironi, “*Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*”, Egea, II edizione, 2021, pp. 725.

Ringraziamenti

Mi è doveroso dedicare queste righe finali a tutte le persone che mi hanno aiutato nella stesura di questo elaborato e, in generale, in tutto il mio percorso di studi.

Innanzitutto, una menzione speciale va al mio relatore Domenico Curcio che mi ha seguito e sostenuto fin dalle fasi iniziali della stesura. Lo ringrazio soprattutto per l'infinita disponibilità dimostrata, per gli utili consigli che mi hanno permesso di migliorare la trattazione e per aver accolto tutte le mie richieste di revisione con la massima tempestività e accuratezza.

Un ringraziamento va poi alla mia famiglia e, soprattutto, ai miei genitori che hanno sempre creduto in me, appoggiando le mie scelte e spingendomi a dare il massimo in ogni occasione. A loro dico grazie per avermi insegnato cosa vuol dire essere felice e per avermi sempre aiutato a superare le difficoltà che si presentavano sul mio cammino.

Ringrazio anche i miei amici che mi sono sempre stati accanto nei momenti felici, ma anche in quelli complicati. A loro dico grazie per avermi insegnato ad apprezzare i piccoli gesti ed emozioni che a volte, erroneamente, diamo per scontato e grazie perché, ogni volta che sto con loro, mi rendo conto di quanto fortunata sia la mia vita.

Infine, un ultimo ringraziamento va alle mie amiche Paola e Francesca per avermi sostenuto nelle fasi di studio più complicate e per avermi fornito indicazioni utili su come affrontare il percorso magistrale senza mai chiedere nulla in cambio.

Sintesi

MODELLI PER LA STIMA DELLA PROBABILITÀ DI DEFAULT: EVIDENZE EMPIRICHE DELL'IMPATTO DELLA CRISI COVID SU DIVERSI SETTORI

Introduzione

L'elaborato si pone due obiettivi principali. Il primo è quello di studiare l'impatto che la crisi Covid ha avuto sulla rischiosità delle imprese appartenenti a diversi settori dell'economia italiana. In particolare, verranno presi in considerazione quei settori che hanno risentito maggiormente delle misure restrittive conseguenti alla pandemia, ovvero il settore dei servizi legati al turismo (alloggio e ristorazione), il comparto moda (tessile e abbigliamento) e l'*automotive*. La rischiosità delle imprese verrà valutata mediante diversi modelli di misurazione del rischio credito che hanno come scopo principale quello di definire la probabilità di *default* associata a ciascun istituto. Verrà, inoltre, analizzata la correlazione tra incremento delle PD e decremento dei tassi di recupero sui prestiti, per poi concentrarsi sul tema dei requisiti patrimoniali. Nello specifico, si cercherà di determinare di quanto dovrebbe aumentare il capitale minimo obbligatorio di un'ipotetica banca per supportare le perdite maggiori che si verificheranno sul suo portafoglio prestiti in seguito alla pandemia. Per valutare l'impatto della crisi si prenderanno in considerazione campioni di mille imprese per ciascun settore coinvolto e si confronteranno i valori di PD e LGD (grandezza ottenibile come complemento a uno del tasso di recupero) dell'anno pre-pandemico (2018) con quelli relativi all'anno immediatamente successivo al manifestarsi del contagio (2020).

Lo scopo ultimo della tesi è dunque, da un lato, quello di determinare quali siano stati i settori più colpiti dalla pandemia e, dall'altro, capire quali implicazioni vi siano per gli istituti bancari in termini di PD, tassi di recupero e requisiti patrimoniali. Sarà, inoltre, presente un approfondimento sulla regolamentazione bancaria derivante dagli Accordi di Basilea e un'analisi degli strumenti adottati di recente dalle autorità di vigilanza europee per contrastare l'aumento del rischio credito.

Capitolo 1: IL RISCHIO CREDITO

In termini generali, il rischio credito si riferisce alla possibilità che un istituto bancario possa sperimentare una perdita totale o parziale sui finanziamenti concessi alla propria clientela. Più formalmente, può essere definito come la possibilità che una variazione inattesa del merito creditizio di una controparte generi una corrispondente variazione inattesa del valore corrente della relativa esposizione creditizia. Da questa semplice definizione emergono alcuni elementi meritevoli di chiarimento. Innanzitutto, si parla di variazione inattesa, rimarcando il concetto secondo il quale, nell'ambito della gestione del rischio, rientrano solo quelli elementi che non possono essere previsti

dall'istituto bancario. Di fronte al rischio che la perdita effettiva possa discostarsi da quella prevista, tutte le banche dovrebbero detenere delle coperture patrimoniali per proteggersi da eventuali svalutazioni dei loro attivi.

In seconda battuta, la definizione sottolinea il fatto che quando il rischio associato a un'esposizione aumenta, aumenta anche il tasso di interesse a cui si dovrebbero scontare i flussi di cassa derivanti dall'operazione. Ciò si riflette in un abbassamento del valore corrente dell'esposizione. Il rischio credito non andrebbe, dunque, inteso solo in senso dicotomico come semplice rischio di insolvenza (il debitore paga o non paga?), ma dovrebbe ricomprendere anche quelle fattispecie in cui si verifica un deterioramento del merito creditizio della controparte. In tal senso si parla di rischio di *downgrading* o migrazione.

Infine, la definizione parla genericamente di "esposizioni creditizie", inglobando anche le posizioni fuori bilancio. Queste ultime sono interessate da un'ulteriore categoria di rischio, che ha origine dalle differenze di fuso orario tra paesi e che prende il nome di rischio di regolamento.

Nell'ambito della gestione dei rischi bancari è fondamentale distinguere tra il concetto di perdita attesa e quello di perdita inattesa. La prima andrebbe, infatti, coperta mediante degli accantonamenti a conto economico; mentre la seconda costituisce il vero e proprio rischio per l'istituto e, pertanto, richiede che vengano soddisfatti requisiti patrimoniali specifici.

La perdita attesa coincide con il valor medio della distribuzione delle perdite su un portafoglio prestiti e si calcola come prodotto tra tre grandezze. La prima è la probabilità di *default* alla cui misurazione è dedicato il capitolo successivo. La seconda è la *loss given default* (LGD), ovvero il tasso di perdita che la banca sostiene su un'esposizione rivelatasi insolvente. Per stimare la *Loss Given Default* si può ricorrere a due diverse metodologie. La prima adotta un approccio di mercato (*market LGD*), ovvero si basa sui prezzi delle esposizioni in *default* per stimare il tasso di recupero (che sarebbe il complemento a uno della LGD). La seconda è definita *workout LGD* e, in genere, viene preferita alla prima in quanto non necessita di dati di mercato, spesso disponibili solo per le imprese quotate di grandi dimensioni. Tale metodo prevede di stimare la LGD attraverso la distribuzione empirica dei tassi di recupero passati. In alternativa, sempre all'interno dell'approccio *workout*, è possibile calcolare il *recovery rate* come rapporto tra il valore del recupero netto scontato (che si ottiene attualizzando la differenza tra il recupero lordo e i costi amministrativi) e l'*Exposure at Default* (EAD). Quest'ultima è anche la terza e ultima grandezza che concorre alla definizione della perdita attesa. Tale variabile può assumere natura deterministica o aleatoria a seconda della forma tecnica del finanziamento concesso al debitore. Nel primo caso il valore dell'EAD è definibile senza incertezza. Ad esempio, quando viene erogato un mutuo, l'EAD coincide semplicemente con l'ammontare delle rate ancora da pagare. La seconda fattispecie è, invece, quella che caratterizza, ad

esempio, un'apertura in conto corrente. In tal caso vi è una discrezionalità di utilizzo da parte del debitore e, per tale motivo, l'EAD è determinata come somma di due termini. Il primo è la quota di fido già utilizzata (*drawn portion*), mentre il secondo è dato dal prodotto tra la quota di fido non utilizzata (*undrawn portion*) e la stima della percentuale di utilizzo da parte del debitore al momento del *default* (*credit conversion factor*).

Il vero rischio di credito è legato, tuttavia, alla perdita inattesa (*unexpected loss*, UL). Questa è definibile come la variabilità della perdita attorno al suo valor medio e può essere calcolata utilizzando la formula per la deviazione standard. In particolare, assumendo un contesto dicotomico in cui il *default* può verificarsi con una probabilità pari a PD o non verificarsi con una probabilità complementare e presupponendo una natura deterministica della LGD (ovvero eliminando il rischio di recupero), la volatilità delle perdite attorno al valore atteso si trova come segue:

$$UL = \sigma_L = LGD * \sqrt{PD * (1 - PD)} \quad (1)$$

Se, invece, supponessimo una natura stocastica della LGD con valore atteso LGD' e volatilità σ_{LGD} (introduciamo il rischio di recupero nel modello), avremmo:

$$UL = \sigma_L = \sqrt{PD * (1 - PD) * LGD'^2 + PD * \sigma_{LGD}^2} \quad (2)$$

Per ottenere questa formula dobbiamo supporre che la PD e la LGD siano variabili indipendenti tra loro. Tuttavia, è facile constatare l'esistenza di diversi fattori che incidono contemporaneamente sui tassi di *default* e su quelli di recupero. Innanzitutto, vi è il così detto "effetto a catena", consistente nel fatto che, quando molte imprese iniziano a fallire, esse non saranno più in grado di soddisfare i loro debiti verso altre imprese. Di conseguenza, i tassi di recupero si abbasseranno e sempre più imprese falliranno. Inoltre, in seguito a una crisi economica, le garanzie sui crediti bancari potrebbero perdere di valore provocando un incremento della LGD. Infine, potrebbero esservi effetti settoriali nel momento in cui il *default* è legato all'obsolescenza di determinati prodotti. In tal caso, se le garanzie sono costituite da impianti produttivi o scorte di magazzino, si ridurrebbe la quota recuperabile in seguito alla procedura di contenzioso.

Da un punto di vista regolamentare, i rischi bancari sono stati disciplinati da tre differenti Accordi, nati per risolvere alcune problematiche o come reazione alle crisi economico-finanziarie passate. Autore di tali accordi è stato il Comitato di Basilea, istituito nel 1974 dalle banche centrali di dieci paesi industriali (Belgio, Canada, Francia, Germania, Giappone, Gran Bretagna, Italia, Paesi Bassi, Stati Uniti e Svezia) in seguito al fallimento della banca tedesca Herstatt.

Il primo Accordo risale al 1988 e aveva come principale scopo quello di creare un *level playing field*, ossia ridurre le disuguaglianze competitive tra le banche internazionali, che avevano origine da regolamentazioni non uniformi. Un altro importante obiettivo era quello di contrastare la progressiva

riduzione del rapporto tra capitale e totale attivo che aveva interessato la maggior parte degli istituti bancari dalla fine dell'800. Per tale motivo, fu introdotto per la prima volta il concetto di adeguatezza patrimoniale, secondo il quale gli enti creditizi sono tenuti a detenere un capitale di vigilanza pari almeno all'8% delle attività ponderate per il rischio. Il patrimonio utilizzabile per contrastare la rischiosità dell'attivo è suddivisibile in due categorie: il patrimonio di base o *tier 1 capital* e il patrimonio supplementare o *tier 2 capital*. In generale, possiamo affermare che nel patrimonio di base rientrano le poste patrimoniali più sicure, ovvero quelle che meglio sono in grado di proteggere i terzi da eventuali effetti negativi causati da un accumulo di perdite da parte dell'istituto bancario. Nel patrimonio supplementare rientrano, invece, strumenti maggiormente assimilabili al debito.

La novità più importante risiede, tuttavia, nell'introduzione di percentuali di ponderazione da assegnare alle diverse poste dell'attivo. Maggiore è il livello di rischio associato al credito, maggiore sarà la percentuale assegnata. Il primo Accordo, tuttavia, determinava tali percentuali solo sulla base della tipologia di controparte (governo, banche centrali, enti pubblici, banche, mutui e settore privato). Tale limite venne superato nel secondo Accordo di Basilea, che risale al 2004: i fattori di ponderazione vengono ora determinati basandosi su diversi fattori, quali l'affidabilità del soggetto garantito, la validità delle garanzie e le caratteristiche di rischio della specifica operazione. La valutazione si basa, insomma, sulla rischiosità intrinseca dei prestiti, la cui verifica può derivare da un sistema di *rating* interno alla banca (approccio basato sui *rating* interni) o da una valutazione esterna (approccio standard). In tale ultimo caso le ponderazioni vengono assegnate da agenzie di valutazione esterna del merito creditizio (così dette ECAI), come Standard & Poor's, e sono suddivise sulla base del *rating* assegnato e della tipologia di controparte. Se la banca decidesse di adottare un modello di valutazione interno, potrebbe optare per un approccio base (*foundation*) o per un approccio avanzato (*advanced*). Nel primo caso sarebbe tenuta a stimare unicamente la PD, mentre i valori di EAD, LGD e *maturity* verrebbero fissati dall'autorità di vigilanza; nel secondo caso, invece, la banca stima tutte e quattro le grandezze. Chiaramente il modello interno deve essere approvato dall'autorità di vigilanza prima di poter essere adottato.

In seguito alla crisi finanziaria del 2007/2008 l'autorità di vigilanza ha ritenuto opportuno modificare la normativa di modo tale da migliorare alcuni elementi che si erano rivelati particolarmente ostili durante la crisi stessa. Tra le novità più importanti rientrano l'introduzione di un coefficiente di leva, che aveva come scopo principale quello di evitare l'eccessivo indebitamento, e l'attuazione del così detto *output floor*, secondo il quale le attività ponderate per il rischio, calcolate utilizzando modelli interni, non possono risultare inferiori al 72,5% del valore che verrebbe raggiunto se la banca adottasse il modello standardizzato. Vengono, inoltre, previsti dei *buffer* di capitale anticiclici e dei *buffer* aggiuntivi per le banche considerate sistemiche.

Per concludere è importante concentrarsi brevemente sul tema del deterioramento del credito. Le svalutazioni creditizie danno origine a rettifiche che incidono sul conto economico bancario e potrebbero tramutarsi in perdite significative con conseguente assorbimento del patrimonio. A livello normativo è importante citare il nuovo principio contabile IFRS9 che suddivide i crediti in tre differenti *stage* a seconda del loro livello di rischio e prevede di valutare il deterioramento non più sulla base delle perdite effettivamente sostenute (*incurred loss*), ma prendendo in considerazione i livelli di perdita anche se solo attesi (*expected loss*). Inoltre, nel 2018 la BCE, con l'*addendum* alle linee guida sui crediti deteriorati, ha introdotto il così detto *calendar provision* in cui, per la prima volta, vengono indicate delle percentuali di svalutazione univoche da applicare al portafoglio prestiti sulla base delle garanzie eventualmente esistenti e del numero di anni successivi alla classificazione come deteriorato.

Capitolo 2: MODELLI PER LA MISURAZIONE DELLA PROBABILITÀ DI *DEFAULT*

Nel corso del tempo sono stati sviluppati diversi modelli per la misurazione del rischio credito e, in particolare, della probabilità di *default*. I principali sono i seguenti:

- Modelli di *scoring*: definiti in questo modo poiché il loro scopo è quello di attribuire un punteggio (*score*) alle imprese partendo da indici economico-finanziari ricavabili dai bilanci. Sulla base di tale punteggio verranno poi ricavate le probabilità di *default* associate a ciascun istituto. Il modello di *scoring* più importante è quello di analisi discriminante elaborato nel 1968 dal celebre economista statunitense Edward Altman.
- Modelli di natura induttiva: viene utilizzato, in tal caso, un approccio empirico per determinare la rischiosità delle controparti. Ciò li differenzia dalla prima categoria di modelli che vengono, invece, definiti di natura deduttiva.
- Modelli basati sull'analisi del mercato dei capitali: per ricavare le probabilità di insolvenza vengono utilizzati dati derivanti dal mercato dei capitali e, in particolare, informazioni su azioni, obbligazioni e opzioni.

Tra tutti i modelli esistenti, quelli più interessanti ai fini della trattazione successiva sono i modelli di *scoring*. Questi ultimi verranno, infatti, utilizzati nei capitoli successivi per compiere un'analisi empirica, orientata a determinare l'impatto del Covid su diversi settori dell'economia italiana. Il modello di *scoring* più importante è il modello di analisi discriminante lineare che si pone un duplice scopo: innanzitutto, si cerca di suddividere le imprese in due gruppi, distinguendo tra sane e anomale e, in seguito, si tenta di assegnare a ciascuna impresa una probabilità di insolvenza sulla base dello *score* ottenuto e della soglia utilizzata per la suddivisione. Entrando più nello specifico, il primo

passaggio da compiere è quello di assegnare un punteggio a ciascuna impresa. Per farlo, si parte da degli indicatori di bilancio (indicati con x) e si utilizza la seguente formula:

$$z_i = \sum_{j=1}^n \gamma_j x_{i,j} \quad (3)$$

I γ rappresentano i pesi da attribuire alle variabili indipendenti e vengono determinati in modo tale da massimizzare la distanza tra le medie degli *score* delle imprese sane e anomale (tali medie vengono definite centroidi). Il calcolo da compiere per ricavare tali pesi è il seguente:

$$\gamma = \Sigma^{-1}(x_A - x_B) \quad (4)$$

Nella formula Σ^{-1} sarebbe l'inversa della matrice di varianze-covarianze pesata per la percentuale di imprese sane e anomale nel campione, mentre x_A e x_B sono i vettori che contengono le medie delle n variabili indipendenti per il gruppo di imprese sane (A) e anomale (B). È importante soffermarsi sul segno assunto dai pesi. In particolare, se esso è negativo significa che quella variabile influisce negativamente sullo *score* dell'impresa, ovvero un valore maggiore corrisponde a una probabilità di *default* maggiore. Ragionamento opposto vale, ovviamente, in caso di segno positivo. Inoltre, maggiore è, in termini assoluti, il peso attribuito a una variabile, più questa è rilevante nella determinazione della natura dell'impresa.

Una volta determinati i pesi, questi devono essere confrontati con un valore soglia (*cut-off point*) per distinguere tra imprese sane e anomale. Vi sono diversi criteri per determinare la soglia. Nella versione più semplice, essa coincide semplicemente con la semi-somma dei centroidi:

$$\alpha = \frac{z_A + z_B}{2} \quad (5)$$

L'ultimo passaggio da compiere è quello che, a partire dagli *score* assegnati e dalla soglia selezionata, ci permette di ricavare le probabilità di *default* delle controparti. A tal fine è sufficiente utilizzare la seguente formula, dove con z_i indichiamo lo *score* e con α la soglia selezionata:

$$PD = \frac{1}{1 + \frac{1 - \pi_B}{\pi_B} e^{z_i - \alpha}} \quad (6)$$

Per verificare l'affidabilità di un modello di analisi discriminante lineare si utilizza solitamente un indice, noto come Lambda di Wilks, calcolato come un rapporto che vede al numeratore la somma delle devianze degli *score* dei due gruppi e al denominatore la devianza totale del campione. Tale indice assume valore tanto più prossima a zero quanto più il modello è affidabile.

Al fine di risolvere alcuni problemi che derivano dall'applicazione del modello di analisi discriminante lineare (prima tra tutti l'ipotesi irrealistica di distribuzione normale delle variabili indipendenti), sono nate una serie di metodologie alternative che si basano sull'utilizzo di regressioni. Il modello più immediato è quello che utilizza una semplice regressione lineare per ricavare le PD

(variabile dipendente) a partire dagli indici economico-finanziari delle imprese (variabili indipendenti). I coefficienti della regressione vengono ricavati mediante il metodo dei minimi quadrati. Il problema principale di questo modello è, tuttavia, il fatto che le PD risultanti potrebbero essere negative o superiori al 100%. Per tale motivo, vengono spesso utilizzate metodologie alternative che trasformano la relazione lineare mediante funzioni dal codominio limitato tra 0 e 1. In particolare, i modelli più affermati sono il *logit* e il *probit*. Il primo utilizza una funzione esponenziale, detta logistica, ricavando le probabilità di *default* mediante la seguente formula:

$$PD = f(w_i) = \frac{1}{1 + e^{-w_i}} \quad (7)$$

Il secondo fa affidamento sulla classica funzione di densità di probabilità cumulata normale, ottenendo le PD mediante il calcolo del seguente integrale:

$$PD = \int_{-\infty}^{w_i} \frac{1}{2\sqrt{\pi}} e^{-\frac{1}{2}t^2} dt \quad (8)$$

Si noti che in entrambi i casi w_i rappresenta una combinazione lineare delle variabili indipendenti i cui coefficienti vengono determinati sulla base di una funzione di massima verosimiglianza.

La seconda classe di modelli sono quelli di natura induttiva. Essi si basano sullo studio di un campione di osservazioni dal quale si ricavano delle regole valide per la definizione del modello. In particolare, si parte da una struttura di base che viene man mano modificata e ricalibrata fino al raggiungimento dei risultati attesi.

Infine, l'ultima classe di modelli è quella che si fonda sull'analisi del mercato dei capitali per assegnare una probabilità di *default* alle diverse imprese esistenti. In tale categoria rientrano tre diverse metodologie, ovvero l'analisi basata sugli *spread* dei titoli obbligazionari, il modello *contingent claim* (anche detto modello di Merton) e il modello KMV. Tuttavia, il loro maggior limite è l'impossibilità di applicazione alle imprese non quotate. L'economia italiana è caratterizzata prevalentemente da imprese di medio-piccole dimensioni, molto spesso non quotate sui mercati azionari. Per tale motivo, nello sviluppo dell'analisi empirica condotta nei capitoli successivi, si sono potuti prendere in considerazione i soli modelli statistici di natura deduttiva, ovvero il modello di analisi discriminante lineare, il modello di regressione lineare e i modelli *logit* e *probit*.

Capitolo 3: LA CRISI COVID E LA COSTRUZIONE DEI MODELLI DI SCORING

A questo punto l'elaborato si pone come obiettivo quello di analizzare l'impatto che la crisi Covid ha avuto su diversi settori dell'economia italiana. Per farlo è, innanzitutto, necessario individuare i settori che hanno subito un maggior impatto dalla pandemia per capire su quali imprese concentrare l'analisi. In seguito, verranno confrontate le probabilità di *default* delle imprese relative all'ultimo anno che ha

potuto beneficiare dell'assenza del Covid, ovvero il 2018, con quelle relative all'anno immediatamente successivo alla sua venuta, ovvero il 2020. Questo capitolo è incentrato sulla costruzione dei modelli di *scoring* per l'anno 2018, mentre nel prossimo i modelli verranno riapplicati al 2020 per poter svolgere un'analisi comparata sull'incremento del rischio.

L'impatto del Covid sui diversi settori economici non è stato omogeneo. I servizi più colpiti sono stati quelli che prevedono un contatto diretto con il pubblico a causa delle misure restrittive che sono state introdotte per contrastare il contagio di massa. Il settore che maggiormente ha accusato le conseguenze della pandemia è stato, indubbiamente, quello del turismo. La crisi si è, infatti riflessa in un deterioramento delle condizioni occupazionali e in una contrazione del fatturato di tale settore maggiore rispetto a tutti gli altri. Effetti così gravi sono stati dovuti alle restrizioni sulla mobilità, che hanno ridotto i flussi turistici, e all'impossibilità di adottare tecniche di lavoro alternative (*smart working*) data l'imprescindibile relazione tra attività del settore e contatto con il pubblico.

Gli altri due settori che si è deciso di prendere in considerazione sono quelli legati alla filiera della moda (tessile, abbigliamento e pelle) e all'*automotive*. Secondo un report di Confindustria sarebbero, infatti, questi ultimi i settori manifatturieri più penalizzati con un calo della produttività compreso tra il 20 e il 30 per cento circa. In particolare, il comparto moda ha risentito degli effetti pandemici con un'intensità seconda al solo settore turistico. Ciò è stato dovuto prevalentemente alla chiusura delle sedi commerciali fisiche e al solo mantenimento dei servizi di vendita online. Inoltre, la riduzione del turismo ha comportato un decremento significativo del tasso di consumo. Anche il settore automobilistico non ha avuto sconti. Il crollo delle vendite è stato pari all'85% su base mensile e al 98% nel solo mese di aprile. Il calo complessivo del mercato di riferimento è stato pari, in due mesi (marzo e aprile), al 18% rispetto al totale delle auto vendute nel 2019. È stato, inoltre, stimato un crollo della produzione complessivo del 20% e un tempo di tre anni necessario per ritornare ai livelli precrisi.

Alla luce di quanto fin qui affermato, ci aspettiamo che la nostra ricerca empirica mostrerà un maggior incremento delle probabilità di *default* tra l'anno 2018 e 2020 per il settore del turismo (alloggio e ristorazione), subito seguito dal comparto moda (tessile e abbigliamento, incluse pellicce) e, infine, dall'*automotive* (fabbricazione di autoveicoli, rimorchi e semirimorchi).

I campioni che sono stati presi in considerazione per l'analisi sono tutti formati da mille imprese, delle quali il 30% sono ad oggi fallite. La selezione dei dati per le imprese anomale si è basata sull'ultimo anno disponibile, ovvero sul bilancio relativo all'ultimo anno di attività. Il *software* utilizzato per la raccolta dei dati è stato AIDA (Analisi Informatizzata delle Aziende Italiane), una banca dati realizzata e distribuita da Bureau van Dijk S.P.A., che contiene i bilanci e i dati anagrafici

e merceologici di oltre 500.000 società di capitale italiane attive e fallite. Le imprese vengono suddivise all'interno del *database* a seconda del settore merceologico di appartenenza, che segue la classificazione delle attività economiche Ateco 2007.

Per ciascun settore preso in considerazione sono stati costruiti diversi modelli di *scoring* e di regressione. Il primo modello utilizzato per il calcolo delle probabilità di *default* è stato quello di analisi discriminante lineare che, partendo da indicatori di bilancio, ha come scopo principale quello di assegnare uno *score* e una probabilità di *default* alle diverse imprese del campione. Il primo passo da compiere è quello di scegliere le variabili da utilizzare per calibrare il modello. Tale passaggio è stato compiuto tenendo in considerazione, da un lato, il modello teorico di Altman e, dall'altro, la disponibilità di dati su AIDA. Alla fine, le variabili considerate sono state l'indice di patrimonializzazione e tre rapporti che vedono al denominatore il totale attivo e al numeratore i ricavi, il capitale circolante e l'EBITDA.

Definite le variabili da utilizzare, il passaggio successivo consiste nella determinazione degli *score*. Innanzitutto, è necessario calcolare i valori medi delle variabili per le imprese sane e anomale. Tenendo conto degli indicatori scelti per l'analisi, in linea teorica, le imprese sane dovrebbero possedere medie maggiori rispetto alle anomale. Tutti gli indici sono, infatti, correlati allo stato di salute dell'impresa secondo una relazione diretta: un loro maggior valore indica una maggiore stabilità. Analizzando i risultati ottenuti, ciò risulta sempre vero tranne che per il rapporto tra ricavi e totale attivo. Possiamo, dunque, affermare di trovarci davanti a una prima anomalia del modello.

Ricorrendo alle formule esposte nel capitolo precedente, sono stati poi determinati i coefficienti gamma associati alle variabili. A tal riguardo, è importante notare come quasi tutti sono risultati positivi (come è normale che sia data la relazione diretta tra valore della variabile e stabilità dell'impresa) con eccezione, per il settore alloggio e ristorazione, degli indici ricavi / totale attivo e capitale circolante / totale attivo. Inoltre, tutti i coefficienti relativi al primo di questi rapporti sono risultati molto vicini a zero, come se tale variabile non fosse significativa per l'analisi dello stato di salute dell'impresa.

In ultima istanza sono stati calcolati gli *score* e le PD di tutte le imprese e determinati i valori medi. La soglia utilizzata per la valutazione è stata α , ovvero la semisomma dei centroidi. Dai risultati ottenuti le imprese sane più in difficoltà (ovvero quelle con PD maggiori) nel 2018 risultano essere quelle appartenenti al settore alloggio e ristorazione (25,84%); di seguito *automotive* (23,67%) e, per finire, tessile e abbigliamento (20,79%).

Analizzando il valore del Lambda di Wilks, ci si accorge come i modelli elaborati non possano essere ritenuto del tutto affidabili. L'indicatore, infatti, risulta in tutti e tre i casi eccessivamente vicino all'unità con valori che oscillano tra l'80% e il 90% circa.

Avendo il modello di analisi discriminante lineare dimostrato numerose anomalie e incongruenze, si è ritenuto opportuno rafforzare l'analisi mediante lo sviluppo dei modelli di *scoring* basati su regressioni. Per il loro sviluppo è stata utilizzata la piattaforma di programmazione Matlab. Il primo tra essi è il modello di regressione lineare in cui i coefficienti beta vengono, dapprima, stimati sulla base delle osservazioni passate e, in seguito, utilizzati per ricavare le PD. Denominando X la matrice contenente le variabili indipendenti – ossia gli indicatori economico-finanziari – e Y il vettore della variabile dipendente – ossia un vettore dicotomico che riporta il valore 0 per le imprese anomale e 1 per le sane – l'espressione che permette di ricavare i beta è la seguente:

$$\beta = (X'X)^{-1}(X'Y) \quad (9)$$

Ottenuti tali valori, è possibile applicare la regressione per ricavare le probabilità di *default* delle imprese anomale e delle imprese sane per i tre settori di interesse:

$$y = PD = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 \quad (10)$$

Calcolando, infine, i valori medi, i risultati sembrano confermare quanto già ricavato mediante il modello di analisi discriminante lineare. Le probabilità di *default* del settore alloggio e ristorazione sono, infatti, le più alte in assoluto (27,12%); a seguire l'*automotive* (25,98%) e, infine, il tessile e abbigliamento (24,55%).

Anche i modelli *logit* e *probit* conducono a risultati analoghi. Questi ultimi sono stati sviluppati poiché il modello di regressione semplice possedeva valori di R^2 e R^2 aggiustato troppo bassi. Tali indicatori costituiscono misure statistiche che indicano la proporzione di variabile dipendente spiegata dalle variabili indipendenti. Nel nostro caso, dunque, significa verificare il potere predittivo degli indicatori economico-finanziari sul *default* dell'impresa nel momento in cui si utilizza una regressione lineare. L' R^2 è calcolato come rapporto tra la devianza spiegata e la devianza totale della variabile dipendente o, in altri termini, come complemento a uno della devianza non spiegata dal modello. L' R^2 aggiustato, invece, prevede una piccola variazione alla formula che tiene conto del maggior numero di variabili esplicative utilizzate in una regressione multivariata.

Per costruire i modelli *logit* e *probit* su Matlab è stata utilizzata la funzione *glmfit* che permette di ricavare i coefficienti delle regressioni utilizzando il metodo della massima verosimiglianza. A seconda del modello che si vuole analizzare è necessario specificare *logit* o *probit* come input della funzione. In seguito, attraverso le formule (7) e (8) sono state ricavate le PD. Per il modello *probit* è stata utilizzata la funzione *normcdf* di Matlab, che restituisce come *output* il valore della distribuzione di probabilità cumulata normale standard valutata nel punto corrispondente allo *score*.

Capitolo 4: IMPATTO DEL COVID-19 SULLA PD DELLE IMPRESE NEI DIVERSI SETTORI E IMPLICAZIONI PER GLI ISTITUTI BANCARI

Al fine di valutare l’impatto della pandemia sulla probabilità di *default* delle imprese nei diversi settori considerati, sono stati riutilizzati tutti e quattro i modelli analizzati nel capitolo precedente. In particolare, partendo dai dati delle imprese sane per l’anno 2020, sono state ricalcolate le probabilità di *default* sulla base dei coefficienti ottenuti per l’anno 2018. Per lo sviluppo del modello di analisi discriminante lineare è stato utilizzato nuovamente un foglio di calcolo Excel in cui sono state, inizialmente, ricalcolate le variabili indipendenti per tutte le imprese nei tre settori con riferimento all’anno post-pandemico. Per ottenere il valore delle poste in bilancio necessarie a costruire gli indicatori si è fatto sempre affidamento al *database* AIDA. In seguito, sono stati copiati i valori dei coefficienti validi per il 2018 e utilizzati per determinare gli *score* del 2020. Infine, utilizzando la formula (9), sono state determinate le PD e confrontate con quelle dell’anno pre-pandemico. Anche per i modelli di regressione lineare, *logit* e *probit* si è proceduto in modo analogo, riportando i dati contenenti il valore degli indicatori per l’anno 2020 su Matlab e calcolando le probabilità di *default* delle imprese sane con codici analoghi a quelli utilizzati per il 2018. Tutti i modelli hanno mostrato un incremento medio delle PD indipendente dal settore analizzato con eccezione dei soli modelli *logit* e *probit* applicati al settore *automotive* (le PD medie sono risultate sostanzialmente invariate). Sintetizzando i risultati ottenuti, ovvero unificando i quattro modelli di valutazione, si scopre che il settore più colpito risulta essere l’alloggio e ristorazione, mentre l’*automotive* sembra essere il settore che meglio ha retto l’impatto pandemico. La seguente tabella riporta i valori delle PD medie complessive per il 2018 e il 2020 e, nell’ultima colonna, ne calcola l’incremento:

Settore	PD medie complessive 2018	PD medie complessive 2020	Incremento delle PD
Alloggio e ristorazione	26,52%	30,79%	4,27%
<i>Automotive</i>	24,54%	25,27%	0,73%
Tessile e abbigliamento	21,69%	23,74%	2,05%

Tabella 1: Incremento delle PD a seguito della crisi Covid

I risultati ottenuti risultano perfettamente in linea con le aspettative, evidenziando una differenza di incremento delle PD medie pari all’1,3% circa tra *automotive* e tessile/abbigliamento e pari al 2,2% circa tra tessile/abbigliamento e comparto turistico. Questo costituisce un grande punto di forza della nostra analisi, rendendola in linea con gli studi condotti in precedenza.

Quando la probabilità di *default* aumenta, le banche sono tenute a dotarsi di requisiti patrimoniali aggiuntivi per fronteggiare l'aumento della pericolosità delle loro controparti. Inoltre, sappiamo che esiste una correlazione negativa tra PD e tassi di recupero nel senso che, in seguito a periodi di andamento negativo del ciclo economico, l'incremento delle PD è accompagnato sempre da una diminuzione delle somme recuperate e, quindi, da un incremento della LGD. Ne consegue che, quando la banca ricalcola i suoi requisiti patrimoniali, deve tener conto anche di questo ulteriore aspetto, al fine di dotarsi di risorse sufficienti per affrontare, da un lato, la mancata restituzione dei prestiti e, dall'altro, la minor probabilità di recuperare, mediante le garanzie, le somme concesse.

Nel tempo sono stati condotti numerosi studi che hanno analizzato la relazione tra PD e *Recovery Rate* (RR). Il più significativo per i nostri scopi è quello condotto nel 2000 per la Federal Reserve di Chicago da Jon Frye. Mediante un'analisi empirica, è stato quantificato un decremento medio del tasso di recupero sulle obbligazioni e sui prestiti bancari pari al 25% in periodi di ciclo economico avverso. Tenendo conto di quest'ultimo dato è stato costruito il modello per il calcolo dei requisiti patrimoniali aggiuntivi. In particolare, si è partiti da un valore del tasso di recupero pari al 33% per l'anno 2018, così come indicato nelle "Note di stabilità finanziaria e vigilanza" di Banca d'Italia. In seguito, presupponendo valido il modello di Frye, si è ipotizzato che, in seguito alla crisi, tale tasso si sia ridotto fino all'8% nel 2020 ($33\% - 25\% = 8\%$). Ciò si riflette in un incremento della LGD pari al 37,31%.

Nell'approccio dei *rating* interni il calcolo di RWA si basa su un modello VaR sul rischio credito. una volta calcolata tale grandezza, al pari del modello standardizzato, il requisito patrimoniale corrisponderà all'8% della somma ottenuta. La formula finale per il calcolo di RWA è la seguente:

$$RWA = 12,5 * \sum_{i=1}^n UL_i * EAD_i \quad (11)$$

Dove UL è la perdita inattesa e si calcola come segue:

$$UL = 1,06 * b * LGD * N \left[\frac{N^{-1}(PD) - wN^{-1}(0,1\%)}{\sqrt{1 - w^2}} \right] - PD * LGD \quad (12)$$

Specificando i termini della formula possiamo dire quanto segue:

- Il fattore di scala 1,06 è stato previsto dal Comitato di Basilea per evitare che il passaggio ai *rating* interni comporti il calcolo di un requisito patrimoniale troppo basso rispetto al metodo standardizzato.
- Il termine b prende il nome di *maturity adjustment factor* e serve per tenere conto dell'impatto esercitato sul rischio dalla vita residua del prestito. Un qualsiasi debitore, infatti, oltre al rischio di insolvenza, è esposto anche al rischio di *downgrading*, ovvero al rischio che il suo

merito creditizio peggiori col passare del tempo. Nell'applicare il modello è stato, tuttavia, supposto che tutti i prestiti concessi dalla banca abbiano una vita residua pari a un anno. In questo modo il fattore di aggiustamento assumerà sempre un valore pari a 1 e sarà, dunque, irrilevante nella formula. Tale decisione è stata presa poiché l'intento è quello di studiare le conseguenze di un incremento della PD e LGD. Di conseguenza, possiamo ignorare gli effetti di una diversa *maturity* sui prestiti concessi.

- Il termine w rappresenta l'esposizione del debitore al ciclo macroeconomico (rischio sistemico). Esso è calcolato in funzione delle PD secondo un legame inverso, ovvero ai prenditori con una PD minore viene assegnato un peso maggiore. La ragione di ciò sta nel fatto che se la PD di una controparte è bassa, la sua insolvenza è da ricondursi principalmente a fenomeni di carattere sistemico. Nel caso di esposizioni verso imprese, il valore di w viene calcolato come segue:

$$w = 0,12 * (1 + e^{-50PD}) \quad (13)$$

Notiamo che il valore del coefficiente oscilla tra 12% e 24%. I valori estremi vengono raggiunti in corrispondenza di una PD pari rispettivamente a 100% e 0%.

- I requisiti patrimoniali dovrebbero coprire esclusivamente la perdita inattesa. Per tale motivo è necessario sottrarre il valore della perdita attesa pari a $PD * LGD$ che verrà coperta mediante accantonamenti a conto economico.
- $N(x)$ rappresenta, come di consueto, il valore della distribuzione di probabilità cumulata standard, mentre N^{-1} sarebbe la sua inversa. Il valore 0,1% è stato scelto dall'autorità di vigilanza e rappresenta il grado di severità che si vuole attribuire al modello. Nello specifico, adottando tale valore, la banca sarà in grado di coprire le perdite nel 99,9% dei casi.

Il modello appena descritto può essere applicato ai tre settori analizzati nel corso della trattazione. L'obiettivo è quello di capire le implicazioni che la crisi Covid ha avuto sul calcolo dei requisiti patrimoniali per gli istituti bancari. Per tale motivo immaginiamo un'ipotetica banca che abbia concesso un prestito di 1.000€ a ciascuna impresa presente all'interno dei tre diversi campioni presi in considerazione (il prestito totale per ciascun settore sarà, dunque, pari a 700.000€). Utilizzando un foglio di calcolo Excel, calcoliamo, dunque, il valore dei requisiti patrimoniali per il 2018 e per il 2020, considerando l'aumento della LGD e le PD medie per ciascuna impresa ottenute unificando i quattro metodi di valutazione. Per calcolare il valore della distribuzione di probabilità cumulata normale standard in un determinato punto, facciamo uso della funzione DISTRIB.NORM.ST.N, mentre per calcolare la sua inversa utilizziamo INV.NORM.S. Di seguito, i risultati:

Settore	Requisito 2018	Requisito 2020	Incremento %
Alloggio e ristorazione	277.251,54€	372.722,16€	37,41%
<i>Automotive</i>	265.225,12€	365.011,91€	37,62%
Tessile e abbigliamento	257.889,47€	355.654,36€	37,91%

Tabella 2: Incremento del capitale minimo obbligatorio in seguito alla crisi pandemica

Possiamo, dunque, concludere che la crisi Covid ha imposto alle banche di aumentare i loro requisiti patrimoniali di circa il 38% in tutti e tre i settori analizzati.

La pandemia ha causato diversi problemi agli istituti bancari che, principalmente, derivano dall'andamento dei crediti deteriorati. Essi, infatti, potrebbero accumularsi, portando a una svalutazione dell'attivo con conseguenze preoccupanti sotto il punto di vista della solvibilità. Per porre un freno a tale rischio, le autorità pubbliche governative e le banche centrali hanno previsto diversi interventi a sostegno delle banche.

In prima battuta, la concessione di moratorie e l'ampliamento degli interventi pubblici di garanzia hanno avuto come fine quello di supportare l'offerta di credito all'economia e limitare i casi di *default*. Per moratoria si intende la sospensione temporanea delle scadenze delle obbligazioni (comprendendo sia la quota capitale, che la quota interessi) o del pagamento delle rate di un mutuo.

Un ulteriore provvedimento, attuato dalla BCE, consiste nelle operazioni mirate al rifinanziamento di lungo termine, meglio conosciute come OMRLT. Trattasi di prestiti a lungo termine concessi dalla BCE alle banche significative a costi favorevoli, che hanno lo scopo di incentivare l'offerta di credito a imprese e consumatori nell'area euro. Per tale motivo, la loro principale caratteristica è di essere condizionate, nel senso che le banche hanno la possibilità di ottenere credito a basso costo, solo a patto di far circolare il denaro ottenuto sotto forma di prestiti a individui e imprese.

Sono state, inoltre, indicate dal consiglio direttivo della BCE una serie di misure che gli istituti bancari dovrebbero adottare per identificare, misurare e contrastare l'incremento del rischio credito. Innanzitutto, gli enti dovrebbero raggiungere un giusto equilibrio tra evitare un'eccessiva prociclicità e assicurare un'accurata identificazione e rendicontazione del deterioramento della qualità dell'attivo e l'accumulo di NPL. Gli organi di amministrazione dovrebbero esercitare una supervisione adeguata delle criticità relative all'incremento del rischio credito e ciascun istituto dovrebbe prevedere una distinzione nei compiti di erogazione del credito, monitoraggio dei rischi e processi di recupero e ristrutturazione. Dovrebbe, inoltre, essere previsto, per gli enti significativi, un sistema di reportistica per l'individuazione dell'incremento del rischio credito fin dalle sue fasi iniziali e per la valutazione

delle conseguenze che tale incremento avrà sul profilo bancario nel breve e medio termine (si fa, sostanzialmente, riferimento all'impatto sui requisiti patrimoniali). Ci si attende, infine, che gli enti significativi operino un'adeguata segmentazione del loro portafoglio prestiti, finalizzata ad individuare i settori più vulnerabili alla crisi. Gli ultimi due punti enfatizzano l'importanza della nostra analisi, tesa a comprendere quali siano stati i settori più colpiti e a quantificare le conseguenze in termini di requisiti patrimoniali per gli istituti bancari.

Conclusioni

Lo scopo principale dell'elaborato è stato quello di analizzare l'incremento del rischio credito per le banche italiane in seguito alla pandemia da Covid-19. Per farlo sono stati presi in considerazione tre settori impattati fortemente dalla crisi ed è stato calcolato l'incremento delle PD dal 2018 al 2020. Per dare robustezza statistica alla ricerca, sono stati presi in considerazione campioni di mille imprese per ciascun settore considerato e i risultati ottenuti sono risultati in linea con le aspettative. Nello specifico, il settore più colpito è risultato essere quello dell'alloggio e ristorazione, subito seguito dal tessile e abbigliamento e, infine, dall'*automotive*. In seguito, tenendo in considerazione la correlazione tra aumento della PD e riduzione del tasso di recupero, sono stati calcolati i requisiti patrimoniali aggiuntivi di cui dovrebbe dotarsi una banca per far fronte alla maggiore probabilità di non vedersi restituiti i propri prestiti. I risultati ottenuti hanno mostrato la necessità di incrementare il capitale minimo obbligatorio di circa il 38% indipendentemente dal settore considerato.

Volendo suggerire possibili implementazioni alla trattazione, sarebbe possibile mettere in evidenza i seguenti punti:

- Successive analisi potrebbero prendere in considerazione variabili di tipo qualitativo che, a causa della loro natura, non è stato possibile inserire all'interno dei modelli di *scoring*.
- La ricerca potrebbe essere ripetuta per altri settori produttivi, oltre ai tre considerati in questo elaborato. Sarebbe, inoltre, possibile sviluppare modelli analoghi a quelli presentati per analizzare l'impatto di eventuali crisi future.
- Studi seguenti potrebbero concentrarsi sull'impatto che la crisi Covid ha avuto sulle altre tipologie di rischio che riguardano gli istituti bancari, come il rischio tasso, il rischio liquidità, il rischio mercato o il rischio operativo.

Mi auguro, comunque, che l'analisi condotta possa essere considerata un buon punto di partenza per comprendere le conseguenze che la pandemia ha avuto sul settore bancario e, più in generale, sull'economia italiana.