



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA

**DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE ED AZIENDALI
"M. FANNO"**

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

**"ANALISI DEI MODELLI DI PREVISIONE DEL DEFAULT E
LA SFIDA DI ACCESSO AL FINANZIAMENTO DELLE PMI"**

RELATORE:

CH.MA PROF.SSA ELISA TOSETTI

LAUREANDO: FILIPPO SACCARDO

MATRICOLA N. 2041005

ANNO ACCADEMICO 2023 – 2024

Dichiaro di aver preso visione del “Regolamento antiplagio” approvato dal Consiglio del Dipartimento di Scienze Economiche e Aziendali e, consapevole delle conseguenze derivanti da dichiarazioni mendaci, dichiaro che il presente lavoro non è già stato sottoposto, in tutto o in parte, per il conseguimento di un titolo accademico in altre Università italiane o straniere. Dichiaro inoltre che tutte le fonti utilizzate per la realizzazione del presente lavoro, inclusi i materiali digitali, sono state correttamente citate nel corpo del testo e nella sezione ‘Riferimenti bibliografici’.

I hereby declare that I have read and understood the “Anti-plagiarism rules and regulations” approved by the Council of the Department of Economics and Management and I am aware of the consequences of making false statements. I declare that this piece of work has not been previously submitted – either fully or partially – for fulfilling the requirements of an academic degree, whether in Italy or abroad. Furthermore, I declare that the references used for this work – including the digital materials – have been appropriately cited and acknowledged in the text and in the section ‘References’.

Firma (signature)



Abstract

Le piccole e medie imprese (PMI) svolgono un ruolo cruciale nell'economia di numerosi Paesi, fungendo da motori fondamentali per la crescita economica. Questa tesi si propone di esaminare le determinanti del default delle PMI e di offrire una revisione della letteratura sui modelli statistici sviluppati per prevedere la probabilità di default di queste imprese. Tali modelli sono utilizzati principalmente dalle istituzioni finanziarie per la gestione del rischio creditizio, ma presentano anche ulteriori vantaggi.

L'analisi si focalizza sull'importanza dei modelli previsionali nella mitigazione di una delle sfide principali per le PMI: la difficoltà di accesso al credito.

Sebbene questo problema sembri in parte superato nell'Unione Europea, esso rimane prevalente nei Paesi in via di sviluppo e tende a riemergere durante le crisi economiche, anche in contesti più sviluppati. In tali periodi, l'utilizzo di modelli previsionali del default può facilitare l'accesso al credito per le PMI ritenute meritevoli, evitando un razionamento indiscriminato. Di conseguenza, il tema dei modelli previsionali del default si allinea strettamente alla sfida dell'accesso al credito per le PMI.

La tesi esplora inoltre il legame tra indebitamento, probabilità di default e accesso al credito, analizzando le differenze tra PMI e grandi imprese.

Infine, si sottolinea come la crescente disponibilità di dati sia fondamentale per il miglioramento continuo dei modelli previsionali del default aziendale, consentendo l'inclusione di variabili che aumentano la loro accuratezza previsionale.

Indice

<i>Introduzione</i>	5
CAPITOLO PRIMO	
<i>Il ruolo fondamentale delle PMI nell'economia globale</i>	6
Statistiche sull'importanza delle PMI.....	6
Definizione di PMI.....	7
CAPITOLO SECONDO	
<i>Comprendere il concetto di default</i>	8
CAPITOLO TERZO	
<i>La sfida dell'accesso al credito</i>	12
Problematica dell'accesso ai finanziamenti e focus sull'UE	12
Analisi sull'accesso ai finanziamenti per le PMI	13
CAPITOLO QUARTO	
<i>Revisione di studi sui modelli previsionali del default delle PMI</i>	20
I modelli pioneristici per la previsione del default aziendale	20
Modelli di previsione del default applicati alle PMI	24
Leverage, accesso al credito e default nelle PMI: un'analisi comparativa con le grandi imprese.....	28
<i>Conclusioni</i>	31
<i>Bibliografia</i>	32

Introduzione

Le piccole e medie imprese (PMI) rivestono un ruolo cruciale nell'economia globale, fungendo da motore fondamentale per la crescita economica. Nonostante la loro importanza, le PMI affrontano numerose sfide, tra cui l'accesso al credito. Questa tesi si propone di analizzare le determinanti del default delle PMI, con l'obiettivo di presentare alcuni dei modelli statistici sviluppati per la previsione del default¹ aziendale. Inoltre, si intende evidenziare come modelli previsionali sempre più accurati possano supportare le PMI nel superare con successo la sfida dell'accesso al credito.

La tesi è articolata in quattro capitoli: il primo capitolo fornisce statistiche che dimostrano la pervasività del fenomeno delle PMI e presenta una definizione utile per identificarle; il secondo capitolo esamina il concetto di default e il suo impiego nei modelli previsionali del default aziendale; il terzo capitolo discute la sfida dell'accesso al credito per le PMI e come questa possa essere in parte superata grazie allo sviluppo dei modelli previsionali del default; infine, il quarto capitolo analizza alcuni modelli statistici per la previsione del default.

¹ Nella tesi, la probabilità di default è abbreviata come PD.

CAPITOLO PRIMO

Il ruolo fondamentale delle PMI nell'economia globale

Statistiche sull'importanza delle PMI

Prima di analizzare i modelli statistici impiegati per la previsione del default delle PMI, è fondamentale comprendere l'importanza rivestita da queste imprese. Le piccole e medie imprese costituiscono il 99% del totale delle aziende, assicurano tra il 60% e il 70% dell'occupazione e contribuiscono per il 50% - 60% al valore aggiunto nell'area OCSE. Nell'Unione Europea, la percentuale di PMI sul totale delle imprese è particolarmente elevata, costituendo il vero cuore pulsante dell'economia europea. Con oltre 25,5 milioni di PMI, che rappresentano il 99,8% delle imprese nel settore non finanziario, esse contribuiscono al 53,1% del valore aggiunto totale (Commissione Europea, 2024). Tra queste, le microimprese prevalgono, rappresentando il 94% delle PMI e superando le altre categorie sia in termini di valore aggiunto sia di occupazione. È significativo notare che nell'UE: "Nove imprese su dieci sono una PMI e le PMI creano 2 posti di lavoro su 3" (Commissione Europea, 2020, p.3).

Analizzando le performance delle PMI dell'UE nel periodo 2021-2023, si osserva una crescita in tutti gli indicatori. In particolare, il valore aggiunto reale nel 2023 è aumentato del 4,5% rispetto al 2021. Anche l'occupazione fornita dalle PMI ha recuperato i livelli precedenti alla pandemia e continua a crescere. Analogamente, il numero di imprese è aumentato del 5,4% rispetto al 2021. Su tutti questi fronti, le PMI hanno superato le imprese di maggiori dimensioni, evidenziando come il recupero post-pandemia sia stato trainato soprattutto dalle PMI, e in particolare dalle microimprese, che hanno registrato le performance migliori. Ciò ne dimostra il ruolo essenziale nel guidare la crescita economica (Commissione Europea, 2024).

L'Italia, come il resto dei Paesi UE, si caratterizza per la forte presenza delle PMI. Secondo l'Annuario statistico italiano 2023 dell'ISTAT, nel 2020 le imprese appartenenti ai settori dell'industria e dei servizi, i più significativi, erano per la quasi totalità microimprese (vedere definizione al paragrafo successivo). Infatti, queste ultime costituivano il 95,2% delle imprese attive, occupando il 43,8% degli addetti e contribuendo per il 26,8% del valore aggiunto complessivo. Le altre PMI rappresentavano il 4,7%, impiegando il 32,7% degli addetti e contribuendo alla creazione del valore aggiunto per il 37,6%. Le imprese di grandi dimensioni rappresentavano lo 0,1% del totale delle imprese, assorbendo il 23,5% dell'occupazione e generando il 35,6% del valore aggiunto (ISTAT, 2023).

Definizione di PMI

Dopo aver esaminato alcuni dati numerici che chiariscono come il panorama economico sia prevalentemente dominato dalle PMI, è ora essenziale definire quali imprese rientrano in questa categoria.

È importante sottolineare che non esiste una definizione standardizzata a livello internazionale. Gli istituti di statistica dei vari Paesi OCSE, infatti, adottano definizioni e classificazioni diverse (Generali, 2019).

Ad ogni modo, come evidenziarono Tunisini, Ferrucci e Pencarelli (2020), le definizioni si basano generalmente su parametri quantitativi. Panati e Golinelli (1988) indicarono tra i criteri comunemente utilizzati per identificare le PMI: il fatturato, il numero di dipendenti, il valore della produzione, il valore aggiunto, la capacità produttiva e il capitale investito (si vedano Tunisini, Ferrucci e Pencarelli, 2020, p. 70). Il principale vantaggio di una classificazione dimensionale risiede nella capacità di identificare oggettivamente le imprese che rientrano nella categoria delle PMI, senza la necessità di dover considerare ulteriori caratteristiche. Tuttavia, come sottolinearono gli stessi autori, per definire correttamente tali imprese sarebbe auspicabile adottare criteri “ibridi” che considerino congiuntamente sia parametri quantitativi sia qualitativi.

Nell’articolo 2 della raccomandazione 2003/361/CE, la Commissione Europea ha fornito una definizione di PMI, in vigore dal 1° gennaio 2005. Secondo tale definizione, le PMI sono tutte le imprese con meno di 250 dipendenti, il cui fatturato annuo non supera i 50 milioni di euro o il cui totale di bilancio annuo non supera i 43 milioni di euro.

Inoltre, la Commissione Europea distingue le PMI in tre classi dimensionali principali:

- 1) Microimprese: occupano meno di 10 dipendenti e hanno un fatturato annuo o un totale di bilancio annuo non superiore a 2 milioni di euro.
- 2) Piccole imprese: occupano meno di 50 dipendenti e hanno un fatturato annuo o un totale di bilancio annuo non superiore a 10 milioni di euro.
- 3) Medie imprese: occupano meno di 250 dipendenti e hanno un fatturato annuo non superiore a 50 milioni di euro o un totale di bilancio annuo non superiore a 43 milioni di euro.

Secondo la definizione vigente in Europa, la Commissione Europea specifica che le variabili dimensionali precedentemente menzionate non sono sufficienti per identificare correttamente una PMI. Questo perché un’impresa potrebbe rispettare i criteri indicati, ma avere accesso a “ulteriori risorse” significative a causa della sua connessione con un’impresa di dimensioni più grandi (Commissione Europea, 2020).

CAPITOLO SECONDO

Comprendere il concetto di default

Questo capitolo definisce il concetto di default e presenta alcune delle principali definizioni utilizzate nei modelli previsionali del default aziendale. Nella letteratura sui modelli statistici di previsione del default delle imprese, non esiste una definizione condivisa e uniforme di default, ma la stessa varia anche a seconda di quelli che sono i dataset a disposizione degli studiosi. Le definizioni più comuni si riferiscono al fallimento aziendale o al ritardo nei pagamenti, segnalando l'incapacità dell'azienda di adempiere alle proprie obbligazioni finanziarie.

Una definizione di default si trova nel paragrafo n. 452 dell'accordo di Basilea II, dove si stabilisce che l'inadempienza o il default si verifica quando sussiste una delle seguenti condizioni: la banca ritiene *improbabile che l'obbligato possa adempiere* alle obbligazioni creditizie *senza ricorrere ad azioni* come l'escussione delle eventuali garanzie fornite; l'obbligato *ha crediti rilevanti verso la banca scaduti da più di 90 giorni*; Inoltre, si prevede che gli *sconfinamenti di conto corrente* siano considerati al pari dei crediti scaduti quando l'obbligato *supera l'ammontare precedentemente accordato* con la banca o riceve *notifica di un accordato inferiore* rispetto all'attuale saldo di conto corrente (Camera di commercio industria artigianato e agricoltura di Torino, 2020; AIFIRM, 2020; Banca d'Italia, 2020).

Basilea II non solo definì i criteri per identificare l'inadempienza, ma ampliò questo concetto considerando il rischio di credito, che analizza come le variazioni del merito creditizio incidano sul valore di mercato delle posizioni creditorie. Il rischio di credito si compone di due elementi principali: il rischio di insolvenza e il rischio di migrazione, cioè il rischio di un peggioramento nel merito creditizio della controparte. Il rischio di credito viene solitamente valutato attraverso due componenti fondamentali: la perdita attesa (cioè quella che la banca si aspetta mediamente di sostenere nella concessione di un credito o in portafoglio di crediti) e la perdita inattesa (una misura del grado di variabilità del tasso di perdita rispetto al suo valore atteso).

La perdita attesa, nell'ambito dell'approccio IRB², è stimabile da parte della banca ex ante e si compone di tre fattori fondamentali: l'esposizione attesa in caso di insolvenza (EAD), la probabilità di insolvenza (PD) e il tasso di perdita in caso di insolvenza (LGD).

² IRB (Internal Rating Based) indica la possibilità per le banche di sviluppare internamente i propri sistemi di rating, purché rispettino rigorose norme organizzative e metodologiche. Il metodo si suddivide in due approcci: IRB Foundation e IRB Advanced.

L'EAD non può essere determinata con certezza poiché dipende dalla quantità di fido utilizzata e non utilizzata, ma viene stimata ex ante.

La PD è l'output dei modelli previsionali del default (presentati nel quarto capitolo). L'input minimo che le banche devono fornire è una valutazione della probabilità di insolvenza a un anno relativa a ciascuna classe del sistema di rating. Questo processo mira, dunque, a determinare la probabilità che il debitore diventi inadempiente a un anno dalla concessione del credito.

Il terzo componente della perdita attesa è il tasso di perdita in caso di insolvenza (LGD), una stima del grado in cui la banca riuscirà a recuperare la propria esposizione. Il tasso di perdita non può essere stabilito con precisione né al momento della concessione del finanziamento né al verificarsi dell'insolvenza, ma sarà noto solo al termine della procedura di recupero coattivo. Infine, un altro elemento che va preso in considerazione è la vita residua del prestito (Maturity). Quest'ultimo, infatti, analizza l'impatto che una variazione del rating di un prestito esercita sul valore di quel prestito, ancorché il debitore rimanga solvibile. Come indicato in precedenza, il rischio di credito include anche la perdita inattesa, che rappresenta un fattore di rischio cruciale. Quest'ultima rappresenta il vero rischio per la banca, in quanto implica la possibilità che la perdita reale superi quella inizialmente stimata (Unioncamere del Veneto, 2005; Perondi, S.d.; Orsolini, 2016).

Basilea II non è esente da critiche, in tal proposito si evidenziano qui due delle problematiche sottolineate da Sironi (si veda Perondi, S.d.) collegate con l'accesso al credito (argomento trattato nel capitolo terzo).

La prima problematica riguarda la prociclicità: durante le recessioni, i rating delle imprese tendono a peggiorare, con una maggiore frequenza di downgrading e una minore di upgrading. Questo comporta un aumento dei requisiti patrimoniali delle banche quando l'economia è in difficoltà, riducendo così la disponibilità di credito proprio quando è più necessario e amplificando le fluttuazioni del ciclo economico (Perondi, S.d.). Questo rischio sembrerebbe trovare una soluzione in Basilea III, che prevede misure volte a ridurre la prociclicità attraverso la creazione di buffer, cioè far sì che le banche detengano risorse patrimoniali superiori a quelle minime previste (Orsolini, 2016). La seconda problematica è collegata all'uso crescente di metodologie quantitative per assegnare i rating che espone le imprese, soprattutto quelle di piccole dimensioni, al rischio che il loro merito creditizio venga valutato in modo inadeguato. Le piccole imprese sono particolarmente vulnerabili poiché le banche tendono a non investire in analisi qualitative approfondite. Di conseguenza, i rating per queste imprese si basano principalmente su dati quantitativi, come quelli di bilancio, che spesso non riflettono correttamente la loro situazione finanziaria. Questo può portare a un

aumento dei tassi di interesse, a richieste più rigide di garanzie per ridurre la LGD o persino a un razionamento del credito (Perondi, S.d.).

Dal 1° gennaio 2021, in Italia, è entrata in vigore la nuova definizione di default prevista dal Regolamento europeo N. 575/2013, che considera un debitore in default qualora si verificano le condizioni previste da Basilea II. Per quanto riguarda i crediti rilevanti scaduti per oltre 90 giorni, è necessario chiarire il significato del termine: “rilevanti”. La rilevanza viene determinata sulla base di due soglie: una assoluta e una relativa. Si considerano rilevanti le esposizioni che superano entrambe le seguenti soglie: 500 euro per le esposizioni che non rientrano nella categoria al dettaglio e l'1% dell'esposizione complessiva verso una singola controparte. Con riferimento alle esposizioni al dettaglio, cioè quelle verso i privati e le PMI (si considerano PMI le imprese che hanno esposizioni totali verso la stessa banca inferiori a un milione di euro), la soglia di rilevanza assoluta viene ridotta a 100 euro. Se il debitore oltrepassa le soglie stabilite per un periodo continuativo di 90 giorni, verrà considerato in stato di default. Inoltre, non è permesso utilizzare i fondi disponibili su altre linee di credito per evitare il superamento delle soglie stabilite (Unioncamere del Veneto, 2021; AIFIRM, 2021; Banca d'Italia, 2020).

La soglia relativa dell'1% può essere modificata dall'autorità di vigilanza entro un intervallo compreso tra lo 0% e il 2,5%, bilanciando due aspetti: evitare un numero eccessivo di default tecnici e garantire l'individuazione tempestiva dei default reali.

Una volta classificato in default, il debitore può essere considerato non in default solo dopo tre mesi dalla cessazione delle condizioni che hanno causato tale classificazione. Durante questo periodo, la banca monitora lo stato di salute finanziaria del debitore e, se ritiene che il miglioramento del merito creditizio sia effettivo e duraturo, può decidere di rimuovere la classificazione di default (Unioncamere del Veneto, 2021; AIFIRM, 2021; Banca d'Italia, 2020).

Nei modelli previsionali del default aziendale, come evidenziato da Karels e Prakash (1987), vengono utilizzate diverse definizioni di fallimento. Alcuni ricercatori considerano il fallimento come l'avvio di una procedura di bancarotta o liquidazione, mentre altri lo associano a stress finanziario o incapacità di adempiere agli obblighi finanziari. Inoltre, in alcuni studi non viene specificata la definizione di fallimento (Bellovary et al., 2007).

Beaver (1966) definì il termine default come l'incapacità di onorare gli impegni finanziari alla scadenza. Altman (1968) lo utilizzò per descrivere imprese fallite e poste in amministrazione controllata o in ristrutturazione secondo le norme previste dalla Legge Fallimentare Nazionale degli USA. Blum (1974) lo identificò con l'avvio di una procedura di bancarotta o un accordo formale con i creditori volto a ridurre i debiti dell'azienda (si veda Edmister, 1972). Altman e

Sabato (2007) definirono in default le imprese che avevano dichiarato bancarotta ai sensi dell'articolo 11 del codice Fallimentare USA.

Questo capitolo ha delineato il concetto di default e il suo impiego nei modelli previsionali, evidenziando alcune delle diverse definizioni impiegate. Nel prossimo capitolo, si analizzerà l'accesso al credito per le PMI e il suo legame con i modelli previsionali del default aziendale.

CAPITOLO TERZO

La sfida dell'accesso al credito

Questo capitolo esamina uno dei principali ostacoli alla crescita delle PMI: la difficoltà di accesso ai finanziamenti. Dopo una panoramica generale su questa problematica, particolarmente rilevante nei Paesi in via di sviluppo, vengono presentate alcune ricerche significative sul tema.

Problematica dell'accesso ai finanziamenti e focus sull'UE

Le PMI affrontano maggiori difficoltà nell'accesso a finanziamenti esterni rispetto alle grandi imprese. Questo problema si manifesta in modo più marcato, ma non solo, nei Paesi in via di sviluppo. A tal riguardo l'International Finance Corporation (IFC) ha stimato che il 40% delle PMI in questi Paesi presenta un fabbisogno di finanziamento insoddisfatto di 5,2 trilioni di dollari all'anno (Banca mondiale, 2019).

Nell'Unione Europea, un briefing del Parlamento UE del 2016 ha identificato tre principali ostacoli alla crescita delle PMI:

1. Ostacoli interni, come la carenza di competenze.
2. Ostacoli amministrativi/regolamentari, come i requisiti fiscali.
3. Ostacoli finanziari, in particolare l'accesso al credito.

La Commissione Europea, nel suo piano d'azione del 2011, identificò tra le cause degli ostacoli all'accesso al finanziamento sia fattori ciclici che strutturali. Ulteriori ostacoli derivano dalle asimmetrie informative tra fornitori e richiedenti fondi, nonché dalla frammentazione dei mercati dei capitali di rischio (Parlamento Europeo, 2016).

Storicamente, le PMI hanno faticato più delle grandi imprese ad accedere al credito, anche quando meritevoli, a causa della mancanza di informazioni credibili, come bilanci revisionati (Berger e Udell, 2006).

L'indagine SAFE³ del 2023 ha evidenziato un miglioramento nell'accesso al credito per le PMI. Le principali preoccupazioni delle imprese riguardano ora la carenza di manodopera qualificata, l'aumento dei costi delle materie prime e la difficoltà di trovare clienti. Al contrario, l'accesso ai finanziamenti è diventato una questione minore, rappresentando la principale preoccupazione per il 25% delle imprese rispetto al 40% del 2012 (European Central Bank, 2023).

³ Il Survey on the Access to Finance of Enterprises (SAFE) è un sondaggio condotto dalla BCE e dalla Commissione Europea per raccogliere tra le altre, informazioni sull'accesso al finanziamento delle imprese nell'UE, con l'obiettivo di identificare le principali difficoltà affrontate.

Dati più recenti provenienti dall'indagine SAFE del secondo trimestre 2024 hanno indicato un miglioramento nella disponibilità dei prestiti bancari e meno ostacoli nell'ottenerli rispetto al trimestre precedente. Tuttavia, i costi dei prestiti continuano a salire, sebbene a un ritmo più lento. La percentuale netta di imprese che ha segnalato un aumento dei tassi di interesse bancari è scesa al 31%, rispetto al 43% del trimestre precedente e al 75% dell'ultimo trimestre del 2023. Inoltre, il 28% delle imprese ha indicato un aumento degli altri costi di finanziamento, in calo rispetto al 37% del trimestre precedente, mentre l'11% ha rilevato garanzie più severe (rispetto al 12% precedente). A segnalare un aumento degli altri costi di finanziamento sono state in particolar modo le PMI.

Per quanto riguarda la disponibilità di prestiti bancari, le grandi imprese hanno segnalato un miglioramento rispetto al periodo precedente, mentre le PMI non hanno riscontrato cambiamenti netti. In un qualche modo anche per le PMI questa stabilità rappresenta un miglioramento rispetto al trimestre precedente, quando l'effetto netto indicava un peggioramento. Solo il 4% delle imprese ha segnalato difficoltà nell'ottenere prestiti, con una maggiore incidenza tra le PMI (6%) rispetto alle grandi imprese (2%). In generale, le imprese di grandi dimensioni hanno segnalato condizioni di finanziamento migliori rispetto alle PMI.

Guardando al futuro (prossimi tre mesi), le imprese sono generalmente ottimiste sulla disponibilità di prestiti, anche se le PMI si mostrano meno positive rispetto alle grandi imprese. Le prospettive economiche generali rimangono il principale ostacolo ai finanziamenti esterni, ma meno aziende segnalano questo problema rispetto al passato. Si riscontra una differenza tra le PMI e le grandi imprese: le PMI si mostrano meno positive con riferimento al miglioramento nella disponibilità di prestiti bancari e linee di credito, ma più positive riguardo ai crediti commerciali.

In sintesi, dall'indagine SAFE è emerso che le grandi imprese hanno beneficiato di condizioni di finanziamento più favorevoli rispetto al sondaggio precedente, mentre le PMI continuano a incontrare maggiori difficoltà nell'accesso ai prestiti bancari, pur riscontrando alcuni miglioramenti. Questo divario potrebbe avere un impatto negativo sulle prospettive di crescita e sull'accesso al credito delle PMI (European Central Bank, 2024).

Analisi sull'accesso ai finanziamenti per le PMI

La letteratura sull'accesso ai finanziamenti per le PMI è vasta e ha analizzato il fenomeno da diversi punti di vista. Per fornire una panoramica di questa tematica, il capitolo presenta alcuni di questi studi illustrandone i principali risultati. La scelta degli studi è stata orientata a garantire una visione variegata e rappresentativa delle diverse prospettive sul tema.

La prima ricerca presentata è quella condotta da Berger e Udell (2006), i quali criticarono la letteratura precedente per l'eccessiva semplificazione. Gli autori sottolinearono la mancata considerazione di elementi chiave del sistema finanziario, che influenzano la disponibilità di credito per le PMI, tra cui la suddivisione delle tecnologie di prestito in: “*transactions lending*” (basate su dati quantitativi “hard”) e “*relationship lending*” (basate su informazioni qualitative “soft”). Mentre la classificazione tradizionale associava le prime ai mutuatari trasparenti e le seconde a quelli opachi, Berger e Udell contestarono questa visione, sottolineando l'eterogeneità all'interno delle tecnologie “*transactions lending*” e la loro capacità di affrontare l'opacità informativa delle PMI. Tra queste tecnologie si includono il prestito basato sui bilanci, il punteggio di credito per le piccole imprese, il prestito garantito da asset, il factoring, il prestito su beni fissi e il leasing.

Inoltre, sottolinearono la limitata attenzione rivolta ad aspetti cruciali della struttura finanziaria e dell'infrastruttura di prestito di una nazione, che influenzano significativamente l'accesso al credito per le PMI.

Di conseguenza, proposero un framework che evidenziava l'esistenza di una complessa catena causale. Secondo loro, trascurare i passaggi chiave di questa catena poteva portare a conclusioni errate.

La catena causale delineata iniziava con le politiche governative e la struttura finanziaria nazionale, che determinavano le tecnologie di prestito adottate in un'economia, influenzando così la disponibilità di credito per le PMI. Le politiche governative, come primo anello della catena causale, determinavano la struttura delle istituzioni finanziarie di una nazione (definita come presenza sul mercato e competizione tra le istituzioni finanziarie) e le infrastrutture di prestito (definite come le regole e condizioni che influenzano la capacità delle istituzioni finanziarie di concedere prestiti). Queste strutture, a loro volta, influenzavano le tecnologie di prestito, con un impatto sull'accesso al credito da parte delle PMI.

Ma cosa sono queste tecnologie di prestito? Gli autori le definirono come: <<una combinazione unica di fonti primarie di informazioni, politiche e procedure di screening e di sottoscrizione, struttura del contratto di prestito e strategie e meccanismi di monitoraggio>>. ⁴

In conclusione, gli autori criticarono la mancata differenziazione delle tecnologie di prestito, che rendeva difficile verificare le teorie che collegano le strutture finanziarie alla disponibilità di credito per vari tipi di mutuatari, complicando la valutazione delle strutture finanziarie più efficaci nel fornire fondi a PMI meritevoli di credito, sia trasparenti che opache. Inoltre, segnalavano che migliori infrastrutture di prestito potevano facilitare l'accesso al credito per le PMI (Berger e Udell, 2006).

⁴ La presente definizione è stata tradotta dall'originale in lingua inglese.

Uno studio successivo, condotto da Beck et al. (2008), esaminò l'impatto dello sviluppo dell'ambiente istituzionale e finanziario sulle modalità di finanziamento delle PMI rispetto alle grandi imprese. L'analisi si basò sui dati del "World Business Environment Survey" (WBES), un'indagine del 1999 condotta dalla Banca Mondiale, che coinvolse 3000 imprese, di cui l'80% erano PMI⁵, in 48 Paesi, sia sviluppati che in via di sviluppo. Lo studio evidenziò che le PMI hanno un accesso significativamente minore alle fonti di finanziamento esterne, in particolare bancarie, rispetto alle grandi imprese, con una disparità più marcata nei Paesi in via di sviluppo. Per contro, le PMI ricorrevano maggiormente rispetto alle imprese grandi a risorse di finanziamento informali. La ricerca concluse che una maggiore protezione dei diritti di proprietà potesse facilitare l'accesso delle imprese alle fonti di finanziamento esterne, con un impatto più rilevante per le PMI rispetto alle grandi imprese. Inoltre, emerse che nei Paesi con sistemi giuridici e finanziari poco sviluppati, il ricorso a fonti di finanziamento alternative, come il leasing e i crediti commerciali, da parte delle PMI non era sufficiente a colmare il divario con le grandi imprese. Pertanto, per migliorare l'accesso ai finanziamenti esterni delle PMI, gli autori suggerirono l'implementazione di riforme istituzionali volte a risolvere le carenze del sistema giuridico e finanziario (Beck et al., 2008).

Uno studio più recente di Cole e Sokolyk (2016) ha analizzato l'accesso al credito delle PMI, focalizzandosi sul lato della domanda, utilizzando i dati del Survey of Small Business Finance (SSBF) della Federal Reserve Board per gli anni 1993, 1998 e 2003. Le PMI furono definite come aziende con meno di 500 dipendenti e un totale di bilancio o fatturato non superiore a 10 milioni di dollari. A differenza delle ricerche precedenti, questo studio incluse anche le imprese che non necessitavano di finanziamenti.

Le imprese vennero suddivise in: quelle che non richiedevano credito e quelle che lo richiedevano. Quest'ultima categoria fu ulteriormente divisa in: imprese che avevano ottenuto credito, imprese a cui era stato negato e imprese scoraggiate, ovvero quelle che non lo richiedevano per timore di un rifiuto. Gli autori sottolinearono l'importanza di considerare le imprese scoraggiate, spesso trascurate negli studi precedenti.

Studi come Han et al. (2009) suggerirono che lo scoraggiamento rappresentasse un meccanismo di auto-selezione efficace, dissuadendo le imprese più rischiose dal richiedere finanziamenti. Chakravarty e Yilmazer (2009) esplorarono l'influenza delle relazioni bancarie sullo scoraggiamento, mentre Berger et al. (2011) aggregarono imprese scoraggiate e imprese a cui era stato negato il credito, confrontandole con quelle che avevano ottenuto prestiti (si veda Cole e Sokolyk, 2016). Tuttavia, Cole e Sokolyk (2016) dimostrarono che tale

⁵ Si segnala che la definizione di PMI utilizzata in questo studio differisce da quella dell'UE. In questo studio, si considerano piccole le imprese con 5-50 dipendenti, medie quelle con 51-500 dipendenti e grandi quelle con più di 500 dipendenti.

aggregazione era inappropriata, poiché le caratteristiche delle imprese scoraggiate differiscono significativamente da quelle delle altre categorie.

L'analisi riprese l'approccio di Kon e Storey (2003), suggerendo che i mutuatari scoraggiati potessero essere buoni prestatori, e si basava sull'idea che i finanziatori tendessero a concedere credito alle imprese con caratteristiche simili a quelle storicamente affidabili. Per i quattro gruppi di imprese (credito concesso, negato, scoraggiate, non bisognose di credito) furono calcolate statistiche descrittive inerenti all'impresa, al proprietario principale, al mercato, alla relazione impresa-creditore.

Dall'analisi emersero differenze statisticamente significative tra i gruppi. Ad esempio, le imprese non bisognose di credito erano meno indebitate, con maggiori riserve di liquidità, più anziane e con altre caratteristiche distintive rispetto a quelle che necessitavano di finanziamenti. Lo studio analizzò poi la differenza tra chi aveva presentato domanda di credito e chi era scoraggiato. Le imprese scoraggiate mostrarono una qualità creditizia minore e relazioni bancarie meno sviluppate. Gli autori notarono che le caratteristiche delle imprese scoraggiate differivano da quelle a cui era stato negato il credito e conclusero che i due gruppi dovessero essere studiati separatamente.

Berger et al. (2009) evidenziarono che le banche, nel valutare le domande di credito delle piccole imprese, tendevano a utilizzare modelli di credit scoring che si focalizzavano più sui proprietari che sull'impresa (si veda Cole e Sokolyk, 2016). I risultati di Cole e Sokolyk (2016) suggerirono di impiegare modelli di credit scoring che considerassero entrambi.

L'analisi delle imprese scoraggiate mostrò che circa un terzo di esse avrebbe ottenuto il credito se avesse presentato domanda. Un sondaggio su queste imprese rivelò che quelle con una concreta possibilità di ottenere il credito erano scoraggiate per ragioni di natura finanziaria, mentre quelle con una bassa probabilità di approvazione erano scoraggiate per motivi legati alla qualità creditizia e alle caratteristiche del proprietario principale. In generale, le imprese che probabilmente sarebbero state rifiutate valutavano accuratamente il loro merito creditizio, mentre quelle che probabilmente sarebbero state approvate tendevano a sottovalutare le loro forze finanziarie.

Altri studi hanno analizzato l'impatto del credito commerciale quale fonte di finanziamento utilizzabile dalle PMI che incontrano difficoltà nell'accesso al credito tramite il tradizionale canale bancario. Tra questi, quello condotto da Valverde, Fernández e Udell (2016) ha esaminato il ruolo del credito commerciale in periodi di crisi, allorquando l'accesso al credito bancario diventa più farraginoso. Il credito commerciale, infatti, si è rilevato essere una delle più importanti risorse di finanziamento esterne assieme al credito bancario sia nei Paesi sviluppati che in quelli in via di sviluppo (Demirgüç-Kunt e Maksimovic, 2002).

Rispetto alla letteratura precedente sull'analisi del credito commerciale durante gli shock macroeconomici, il focus qui è sulle PMI. Ad esempio, lo studio di Montoriol-Garriga (2013) evidenziò come la crisi del 2007-2008 avesse portato a un'estensione del credito commerciale da parte delle imprese grandi e solide a quelle grandi, ma più deboli, senza indagare se questo credito fosse destinato anche alle PMI, in particolare a quelle con difficoltà di accesso al credito (si veda Valverde et al. 2016). Valverde et al. (2016) si distinguono dagli studi precedenti perché si focalizzarono sulle PMI e sulle modalità di finanziamento degli investimenti, nonché su come queste cambiassero durante i periodi di crisi.

Valverde et al. (2016) dimostrarono che per le PMI con vincoli di accesso al finanziamento, il credito commerciale rappresentava la principale fonte di finanziamento alternativa ai prestiti bancari, e che la sua importanza cresceva durante i periodi di crisi. Inoltre, analizzarono il cambiamento delle fonti di finanziamento tra aziende in difficoltà e non, e come queste cambiassero prima e dopo la crisi. Emerse che per le imprese non vincolate, le spese in conto capitale dipendevano dai prestiti bancari, mentre per quelle in difficoltà, queste spese dipendevano maggiormente dal credito commerciale. Questi risultati si amplificavano per le imprese vincolate in tempi di crisi (Valverde et al., 2016).

Analogamente, Casey e O'Toole (2014) hanno esaminato l'importanza del credito commerciale per le aziende che incontrano difficoltà nell'accesso ai finanziamenti bancari. Lo studio evidenziò che le PMI con vincoli finanziari tendono a ricorrere a fonti alternative come il credito commerciale, prestiti informali, prestiti da altre imprese, finanziamenti di mercato e sovvenzioni statali. La ricerca distingueva tra: la mancata concessione del credito bancario e l'auto-razionamento causato dai costi eccessivi e dalle condizioni e dai termini contrattuali.

Dalla ricerca emerse che le imprese soggette al razionamento del credito bancario erano il 9% più propense a impiegare il credito commerciale rispetto a quelle non vincolate, anche dopo aver controllato per variabili quali la qualità, il rischio e altre caratteristiche dell'impresa. Tuttavia, l'effetto non era significativo per l'auto-razionamento. Gli autori osservarono che il ricorso al credito commerciale tendeva ad aumentare con la dimensione dell'impresa e il livello di indebitamento, e per le imprese con prospettive più favorevoli.

Per quanto riguarda altre tipologie di finanziamenti alternativi, le imprese razionate e auto-razionate mostrarono una maggiore propensione a ricorrere a finanziamenti informali e prestiti da altre imprese o azionisti, con un effetto che cresceva con la dimensione e diminuiva con l'età dell'impresa. Le imprese più indebitate e con prospettive di crescita futura, così come quelle con una storia creditizia peggiore, erano più propense a ricorrere ai prestiti informali. Tuttavia, dai risultati non sembrava che le imprese razionate nel credito bancario rispondessero aumentando il ricorso ai finanziamenti di mercato.

Lo studio sottolineò l'incapacità delle forme di finanziamento alternative di sostituire efficacemente il tradizionale canale bancario, dominante nell'area euro, evidenziando la necessità di promuovere un ambiente finanziario più diversificato.

Un risultato sorprendente fu la relazione negativa tra il razionamento del credito e l'uso delle sovvenzioni statali. Gli autori suggerirono che ciò potesse indicare che le politiche governative non erano correttamente indirizzate verso le PMI soggette al razionamento del credito oppure che queste imprese decisero di non proseguire lungo il cammino delle sovvenzioni statali.

Inoltre, gli autori dimostrarono che le imprese soggette a razionamento del credito erano il 9% più propense a ricorrere a forme di finanziamento alternative, mentre le imprese auto-razionate lo erano del 18%. I risultati mostrarono che, separando tra credito commerciale e altre forme di finanziamento alternative al credito bancario, nel caso del razionamento del credito bancario, la domanda di credito commerciale era significativa, mentre nel caso di auto-razionamento ad essere significativo era il ricorso ad altre alternative non legate al credito commerciale.

Lo studio prese anche in considerazione l'utilizzo del credito, distinguendo tra prestiti per effettuare investimenti (durevoli) e prestiti per capitale circolante. Risultò che le fonti alternative di finanziamento, ad esclusione del credito commerciale, erano utilizzate dalle imprese per finanziare gli investimenti, mentre il credito commerciale era il principale sostituto del credito bancario per il capitale circolante. Inoltre, si osservò che le domande di forme di finanziamento alternative al canale bancario incrementavano con la dimensione dell'impresa.

Infine, la ricerca analizzò l'impatto della crisi sul razionamento del credito per i diversi Paesi dell'area euro e sul ricorso a fonti di finanziamento alternative. L'obiettivo era quello di verificare l'esistenza di differenze tra Paesi in crisi che permanessero anche dopo aver controllato per le caratteristiche dei Paesi e delle imprese. I risultati indicarono che la difficoltà di credito non porta necessariamente ad un aumento del ricorso di fonti di finanziamento alternative in Paesi in crisi rispetto a quelli non in crisi. Tuttavia, nei Paesi maggiormente colpiti dalla crisi, i vincoli sui prestiti bancari avevano un impatto più forte sull'incremento delle richieste di finanziamenti alternativi. Inoltre, si notò che quando si controllava per le caratteristiche particolari delle imprese, l'impatto dei vincoli bancari sull'uso dei finanziamenti alternativi diventava meno pronunciato (Casey e O'Toole, 2014).

Le sfide che le PMI affrontano nell'accesso al credito rappresentano, in primis, un ostacolo alla loro crescita e sostenibilità, e spesso sono riconducibili all'opacità che caratterizza queste imprese, soprattutto quelle più piccole. L'adizione di modelli di credit scoring può contribuire

a incrementare la quantità di prestiti che le banche concedono alle imprese di piccole dimensioni, incrementando in tal modo la disponibilità di credito⁶ (Berger et al., 2010). Berger e Frame (2005) conclusero che l'aumento dei crediti concessi alle piccole imprese, derivante dall'adozione di tali modelli, è più attribuibile ai minori costi sostenuti dalle banche per l'implementazione di questi modelli che alla riduzione dell'opacità delle imprese. Come vedremo nel capitolo successivo, la problematica dell'accesso al finanziamento impatta anche sulla PD che è stimata nei modelli previsionali. L'adozione di questi modelli da parte delle istituzioni finanziarie e, soprattutto, da parte delle stesse imprese, può rivelarsi fondamentale per avere una migliore comprensione del proprio stato di salute e per identificare tempestivamente eventuali difficoltà.

Attraverso l'utilizzo di questi modelli, un'impresa può autovalutarsi e monitorare il proprio rischio di credito, acquisendo maggiore consapevolezza delle proprie forze da valorizzare e delle proprie debolezze da colmare, assumendo così un ruolo attivo nel rapporto con gli istituti di credito. È importante ricordare che appartenere a una bassa classe di rating, e quindi avere una maggiore PD, non significa necessariamente che l'impresa fallirà, ma piuttosto che essa appartiene, statisticamente, a un gruppo con caratteristiche omogenee che si sono rivelate più vulnerabili all'insolvenza (Muscettola, 2010).

Il prossimo capitolo analizzerà questi modelli, focalizzandosi in particolare su uno studio che evidenzia il legame tra PD e difficoltà di accesso a misure di finanziamento adeguate.

⁶ Berger e Udell (2010) conclusero, tramite una regressione OLS, che l'adozione di modelli di credit scoring da parte delle banche comunitarie ha portato a un incremento nella concessione del credito senza compromettere la qualità del portafoglio.

CAPITOLO QUARTO

Revisione di studi sui modelli previsionali del default delle PMI

In questo capitolo conclusivo verranno illustrati i primi modelli di previsione del default, seguiti dall'analisi di studi specifici sulle PMI. Inoltre, verrà presentato un recente studio del 2020 che esamina l'impatto dell'indebitamento sulla PD delle PMI rispetto alle imprese di maggiori dimensioni. Questo studio è particolarmente rilevante perché evidenzia le difficoltà delle PMI nell'accesso ai finanziamenti e le conseguenti implicazioni per i modelli di previsione del default.

I modelli pioneristici per la previsione del default aziendale

I modelli previsionali del default sono strumenti fondamentali nella gestione del rischio creditizio. Il loro obiettivo è individuare variabili quantitative e qualitative capaci di prevedere il rischio di default, classificare le imprese (come in default o non in default) e stimare la PD associata a ciascuna.

Questi modelli sono utilizzati principalmente dalle istituzioni finanziarie per la concessione dei prestiti al fine di minimizzare i *Non performing loans* (NPL, prestiti non performanti), ma sono impiegati anche da altri soggetti, come investitori, analisti, revisori, agenzie di rating, manager e dalle stesse imprese (Altman, 2016).

Nel tempo sono stati sviluppati modelli statistici e non statistici, come quelli basati sulle reti neurali. Gli studi che si sono susseguiti si distinguono per le variabili di input, l'orizzonte temporale, le tecniche statistiche e le definizioni di default impiegate (Piatti et al., 2015). Inizialmente, i primi studi si limitavano ad analizzare i valori assunti dagli indici di bilancio delle aziende in bancarotta, confrontandoli con quelli delle imprese sane. Tra i primi metodi statistici impiegati tra gli anni '60 e '70 troviamo quelli basati sull'analisi discriminante. Successivamente, tra gli anni '80 e '90, si è osservata una transizione verso altri metodi, come l'analisi logistica e le reti neurali (Bellovary et. al., 2007).

I primi modelli si basavano esclusivamente su variabili quantitative, come gli indici di bilancio, trascurando l'importanza delle variabili qualitative, la cui rilevanza è stata riconosciuta e valorizzata nel tempo. Si è quindi sviluppata una tendenza a integrare nei modelli previsionali anche variabili qualitative, come quelle relative al management, ai dipendenti, al contesto territoriale, alla concentrazione dei clienti, alla vicinanza alla concorrenza, oltre a variabili macroeconomiche e altre con potenziale predittivo.⁷

⁷ [Vedi Becchetti e Sierra \(2003\).](#)

Tra i primi contributi riguardanti i modelli statistici di previsione della PD, vi è quello apportato da Beaver (1966), che mediante l'utilizzo dell'analisi discriminante univariata ha confermato l'utilità degli indici di bilancio nella previsione del default delle imprese. È importante sottolineare che, a differenza di altri studi sviluppati su campioni di PMI, il modello di Beaver (1966) e lo Z-score di Altman (1968), che costituiscono gli studi seminali, sono stati sviluppati su imprese di grandi dimensioni. Ad esempio, lo Z-score di Altman fu modellato su un campione di imprese americane manifatturiere quotate in borsa. Nonostante ciò, si ritiene qui di fondamentale importanza presentare l'approccio e i risultati di questi studi, poiché hanno posto le fondamenta per le ricerche successive su campioni di PMI.

Beaver (1966) utilizzò la tecnica dell'analisi discriminante univariata, sviluppando un modello che consentiva di classificare le imprese come in bancarotta o sane, basandosi sui singoli valori osservati degli indici di bilancio. In particolare, calcolò 30 indici di bilancio, corrispondenti a 6 categorie principali (indici di flusso di cassa, indici di redditività, indici di leva finanziaria, indici di liquidità sul totale dell'attivo, indici di liquidità sul debito corrente, indici di rotazione) al fine di individuare quali tra quelli appartenenti a queste categorie presentassero il più alto potere discriminante (tra imprese in default e non). Il campione da egli utilizzato era costituito da 158 imprese di cui la metà in default. Dallo studio emerse che il flusso di cassa operativo sul debito era l'indice di bilancio che, preso singolarmente, si era rivelato il più efficace nel classificare correttamente le imprese. Le conclusioni evidenziarono che gli indici di bilancio non hanno la stessa efficacia previsionale e mostrano differenze nell'accuratezza nell'identificazione dei casi di fallimento rispetto a quelli di non fallimento.

Tuttavia, l'analisi condotta da Beaver presenta dei limiti di natura interpretativa. Infatti, come notò Altman (1968) l'analisi discriminante univariata concentrandosi sui singoli indici di bilancio può portare a interpretazioni erranee. Proprio per i limiti interpretativi che la caratterizzano, Altman (1968) elaborò, ai fini previsionali, un modello basato sulla tecnica statistica dell'analisi discriminante multivariata (Multiple Discriminant Analysis - MDA), noto come Z-score. Questa tecnica, rispetto a quella utilizzata da Beaver, ha il vantaggio di cogliere simultaneamente l'impatto che più indici di bilancio esercitano nella previsione del default.

Lo Z-score e i suoi derivati ⁸ ancora oggi continuano ad essere molto diffusi tra i modelli previsionali (Altman et al., 2022).

Il modello originario è stato sviluppato utilizzando un campione di 66 imprese manifatturiere americane quotate, suddivise in 33 sane e 33 in bancarotta, per il periodo 1946-1965.

⁸ Altman non ha solamente sviluppato lo Z-score, ma anche altri modelli suoi derivati.

Utilizzare la MDA, consente di esaminare congiuntamente l'impatto di più variabili finanziarie e, tramite una funzione discriminante, di calcolare un punteggio per ciascuna impresa in base ai pesi attribuiti e ai valori degli indici di bilancio.

Il modello risultante si rivelò efficace nel prevedere il rischio di bancarotta di un'azienda entro i due anni successivi.

Altman inizialmente considerò 22 variabili, selezionate sulla base della loro diffusione nella letteratura esistente. Di queste, solo cinque entrarono a far parte del modello, poiché ritenute sufficienti a ottenere un elevato livello di accuratezza nella classificazione delle imprese.

La funzione discriminante dello Z-score originale si presentava come segue:

$$Z = 0,12 X_1 + 0,14 X_2 + 0,33 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999 X_5$$

- X_1 = Capitale circolante netto/Totale attivo, misura della liquidità relativamente alla dimensione. Viene ritenuto da Altman (2016) “il meno importante dei cinque indici”;
- X_2 = Utili non distribuiti/Totale attivo. Questo indice contiene implicitamente informazioni sull'età dell'impresa;
- X_3 = EBIT/Totale attivo. È una misura della redditività dell'impresa depurata dagli interessi passivi e dalle imposte;
- X_4 = Capitalizzazione di mercato/Totale passivo. Venne utilizzata la capitalizzazione di mercato anziché il capitale netto contabile per catturare le aspettative future riguardanti i flussi di cassa, la redditività e il rischio (Altman, 2016);
- X_5 = Vendite/Totale attivo. È una misura dell'efficienza dell'impresa nell'impiegare gli investimenti.

Sostituendo i valori degli indici finanziari si ottiene un punteggio complessivo. Un punteggio più elevato indica una maggiore affidabilità dell'azienda e, di conseguenza, una minore probabilità di andare in bancarotta. Tuttavia, non viene fornita alcuna PD, perciò Altman stabilì delle “zone”.

In base al punteggio ottenuto, un'impresa rientrava in una delle seguenti tre zone:

- “Safe Zone” ($Z > 2,99$): l'impresa non è a rischio di bancarotta;
- “Grey Zone” (punteggio Z compreso tra 1,81 e 2,99): incertezza in merito al futuro dell'impresa;
- “Distress Zone” ($Z < 1,81$): alto rischio di andare in bancarotta entro due anni.

Naturalmente, i punteggi sopra esposti, che identificano le zone dello Z-score originale, non sono più validi oggi, in quanto cambiano nel tempo (hanno più di 50 anni!).

Il modello era in grado di classificare correttamente nell'anno antecedente quello della bancarotta all'interno del campione il 95% delle imprese, con un errore di I tipo⁹ del 6% e un errore di II tipo¹⁰ del 3%.

Il modello sviluppato da Altman rappresentava un progresso significativo rispetto all'analisi discriminante univariata di Beaver (1966), poiché considerava simultaneamente l'effetto di più variabili, anziché valutarle sequenzialmente una alla volta.

Lo Z-score ha ottenuto un'ampia diffusione. La ragione di tale successo può essere compresa dalla seguente citazione di Altman e Fleur (1985), i quali affermarono che: «<<sono sufficienti circa 30 minuti per valutare lo stato d'insolvenza di un'impresa, utilizzando semplicemente una calcolatrice tascabile e un bilancio già riclassificato>>. È facile comprendere, quindi, come la diffusione di questo modello sia dovuta alla combinazione di due vantaggi: la semplicità (non sono necessarie competenze statistiche particolari per il suo utilizzo) e l'economicità (rapido da impiegare e quindi poco costoso) (Altman e al., 2013).

Nonostante la sua ampia diffusione, lo Z-score originale presentava alcuni limiti. In particolare, il modello sviluppato da Altman era basato esclusivamente su imprese manifatturiere e grandi quotate in borsa (come indicato dalla variabile X₄).

Nel tempo, l'autore ha apportato revisioni e aggiornamenti al modello, sia per adattarlo al settore privato e ai Paesi emergenti, sia in risposta al suo grande successo. Ad esempio, negli anni successivi sono stati sviluppati lo Z'-score (1993) e lo Z''-score (1995). Il primo è stato ideato per estendere l'applicabilità del modello anche alle imprese non quotate. Infatti, mentre le altre variabili rimasero invariate, la variabile X₄ fu modificata sostituendo la capitalizzazione di mercato con il valore contabile del capitale netto. I pesi assegnati a ciascuna variabile e le zone di classificazione vennero adeguati. Lo Z''-score, invece, è stato progettato per adattare il modello ai Paesi emergenti e alle imprese non manifatturiere. A differenza delle versioni precedenti, questo modello si basava su 4 variabili, poiché la variabile X₅ era stata eliminata, e includeva una costante che aveva l'obiettivo di migliorare l'efficacia del modello in riferimento alle economie emergenti (Rossi, S.d.).

Tra le critiche all'analisi discriminante, Karels e Prakash (1987) sottolinearono come il metodo si basi su due assunzioni che non sempre vengono soddisfatte: la distribuzione normale delle variabili indipendenti e un uguale dispersione delle matrici di varianza e di covarianza di gruppo.

⁹ Per errore di I tipo nei modelli previsionali del default si fa riferimento alla percentuale di imprese nella realtà in default, ma classificate dal modello come non in default.

¹⁰ Per errore di II tipo nei modelli previsionali del default si fa riferimento alla percentuale di imprese nella realtà non in default, ma classificate dal modello come in default.

Partendo dai limiti intrinseci dell'analisi discriminante, Ohlson (1980) fu il primo a utilizzare l'analisi logit o regressione logistica per la previsione dei default. Questa tecnica, a differenza dell'analisi discriminante, non giunge alla determinazione di un punteggio, ma alla stima della probabilità che un evento si verifichi, in questo caso la bancarotta. La regressione logistica presenta inoltre il vantaggio di essere particolarmente adatta alla previsione del default, poiché la variabile dipendente è dicotomica, cioè può assumere solo due stati: in default o non in default.

Per la sua ricerca, Ohlson utilizzò dati provenienti dal database Compustat, analizzando un campione costituito da 105 imprese industriali in bancarotta e 2058 imprese sane, relative al periodo 1970 – 1976. Il modello risultante era costituito da una costante e da nove variabili, di cui due dicotomiche. Sebbene l'accuratezza previsionale del modello fosse inferiore a quella del modello di Altman, esso presenta il vantaggio di non dipendere dalle assunzioni sopra indicate.

Oltre all'analisi discriminante e a quella logistica, altre metodologie statistiche trovarono applicazione nei modelli previsionali, tra cui i modelli probit e i metodi basati sull'intelligenza artificiale tra i quali i più diffusi sono quelli basati sulle reti neurali. Per ragioni di spazio, non verranno trattati questi metodi. Tuttavia, la scelta di presentare l'analisi discriminante e l'analisi logit non è casuale, ma è giustificata dal fatto che, secondo Jackson e Wood (2013), questi due modelli sono i più utilizzati nella letteratura. I tre metodi più frequentemente impiegati, infatti, sono, nell'ordine: la MDA, l'analisi logit, e le reti neurali.

Modelli di previsione del default applicati alle PMI

I primi modelli di previsione del default erano generalmente applicati a imprese medio-grandi, trascurando quelle di piccole dimensioni principalmente a causa delle difficoltà nel reperimento dei dati. Con il tempo, la maggiore enfasi posta sulle PMI, assieme alla crescente disponibilità di dati, ha favorito lo sviluppo di modelli previsionali specifici per queste imprese. Infatti, queste ultime necessitano di modelli specifici a causa delle loro caratteristiche distintive, come la maggiore dinamicità e la struttura tipicamente meno formalizzata rispetto alle grandi imprese. Uno dei primi studi sulle PMI fu condotto da Edmister (1972). Lo studio richiedeva la disponibilità di bilanci per tre anni consecutivi per ogni impresa. Applicando specifiche restrizioni, come la completezza dei dati e la disponibilità di sintesi settoriali, l'autore giunse a un campione di 42 imprese per il periodo 1954-1969.

Il metodo statistico impiegato fu la MDA, lo stesso utilizzato da Altman. In particolare, qui la funzione discriminante era costituita da una costante e sette ratio¹¹.

Il suo studio si basava su cinque ipotesi principali:

1. Le ratio sono utili indicatori del fallimento delle PMI, indipendentemente dal settore.
2. Confrontare le ratio di un'impresa con la media delle altre PMI dello stesso settore può contribuire alla previsione del default.
3. La tendenza triennale delle ratio è utile ai fini previsionali.
4. Le medie triennali delle ratio sono predittori più stabile del default rispetto ai valori annuali.
5. La combinazione di tendenza e livello di una ratio per uno specifico settore può fornire previsioni più accurate del default delle PMI.

I risultati evidenziarono che, a differenza degli studi precedenti di Altman e Beaver sulle grandi imprese, dove era sufficiente un solo bilancio, l'uso dei dati di tre bilanci consecutivi migliorava significativamente l'accuratezza predittiva del modello per le PMI. Inoltre, venivano confermate le ipotesi sopra riportate.

A evidenziare l'importanza di adottare dei modelli previsionali specifici per le PMI furono Altman e Sabato (2007). Diversamente da Edmister (1972), che aveva utilizzato l'analisi discriminante multivariata, adottarono un modello logistico. Questo modello fu sviluppato su un campione di 2010 imprese statunitensi (di cui 120 in default e 1890 non in default) con ricavi inferiori a 65 milioni di dollari, in linea con la definizione di PMI contenuta nell'accordo di Basilea II, utilizzando dati provenienti dal database WRDS COMPUSTAT per il periodo 1994-2002.

Per ciascun periodo (1994-2002) fu selezionato casualmente un numero di imprese in default al fine di ottenere un tasso di default del 6%, corrispondente al tasso medio previsto indicato da Moody's.

Il modello ottenuto si basava esclusivamente su variabili quantitative ricavate dai bilanci aziendali ed è stato confrontato con lo Z-score di Altman per valutarne l'accuratezza, utilizzando l'analisi logistica. Dopo un'accurata analisi delle variabili da includere, sono state selezionate due variabili per ciascuna delle seguenti cinque categorie principali di indici di bilancio: liquidità, leva finanziaria, redditività, attività e copertura, basandosi su quelle che mostravano una maggiore accuratezza previsionale.

Le variabili che furono incluse nel modello sono le seguenti:

1. Debiti a breve termine/Capitale netto.
2. Cassa/Totale attivo.

¹¹ Per ratio s'intende indicatori costruiti a partire da variabili di bilancio.

3. EBITDA/Totale attivo.
4. Riserve/Totale attivo.
5. EBITDA/Oneri finanziari.

Un limite del modello è l'omissione delle variabili qualitative, che, secondo Lehman (2003) e Grunet et al. (2004), potrebbero migliorare significativamente l'accuratezza dei modelli previsionali del default se incluse (si veda Altman e Sabato, 2007).

Il modello così costruito era in grado di classificare correttamente il 75% delle imprese. Dopo aver applicato una trasformazione logaritmica alle variabili, la percentuale di classificazione corretta è aumentata all'87%, infatti l'utilizzo della trasformazione logaritmica permette di ridurre l'effetto esercitato da eventuali outliers. I risultati ottenuti da Altman e Sabato rappresentarono un contributo significativo nella previsione del default delle PMI. La loro ricerca dimostrò che un modello logistico specificamente adattato alle caratteristiche delle PMI, con l'inclusione di trasformazioni logaritmiche dei regressori, offre una maggiore accuratezza predittiva rispetto all'applicazione di modelli generici. L'adozione di tali modelli specifici può migliorare significativamente la capacità degli istituti finanziari di identificare le imprese a rischio e di gestire in modo più efficace il portafoglio di crediti, con implicazioni positive sia per la stabilità finanziaria delle PMI sia per la gestione del rischio delle banche. Dall'altro lato, mostrarono che l'adozione di un modello specifico per le PMI, nell'ambito dell'approccio IRB avanzato previsto da Basilea II, permette di ridurre i requisiti patrimoniali bancari. Questo potrebbe tradursi in una maggiore possibilità per le PMI di ottenere prestiti, poiché le banche sarebbero costrette a mantenere meno liquidità a riserva quando prestano alle PMI e a sostenere minori costi di interesse, dato che il rischio sarebbe valutato in modo più accurato (Altman e Sabato, 2007).

Da allora, numerosi studi hanno proposto nuovi modelli previsionali del default specifici per le PMI, studi che si contraddistinguono principalmente per i metodi statistici e non statistici impiegati, oltre che per le variabili considerate. La maggiore disponibilità di dati ha permesso lo sviluppo di modelli che integrano, oltre alle tradizionali variabili finanziarie, anche variabili non-finanziarie e macroeconomiche (Altman e Sabato, 2024).

Ad esempio, Altman et al. (2022) hanno recentemente sviluppato l'Omega score, un modello predittivo del default per le PMI (definite come imprese con meno di 250 dipendenti) nell'anno successivo, basato su un campione di 2040 imprese croate (di cui la metà in default) per ciascun anno del periodo 2015-2019.

La definizione di default utilizzata (e la variabile dipendente di questo modello) si riferiva al blocco del conto corrente bancario per 60 giorni a seguito del mancato pagamento, con

un'ulteriore analisi basata su un blocco di 30 giorni. Tale definizione includeva il mancato pagamento dei prestiti bancari, debiti verso fornitori e delle imposte, offrendo un indicatore tempestivo delle difficoltà finanziarie e consentendo interventi precoci. Gli autori sulle base di una revisione della letteratura formularono tre ipotesi iniziali:

- 1) *L'inclusione delle variabili relative al comportamento di pagamento migliora i modelli previsionali del default delle PMI.* Tale risultato era già in parte confermato dalla letteratura precedente.
- 2) *L'inclusione di variabili relative al management nei modelli previsionali migliora le previsioni rispetto a quelli che considerano esclusivamente variabili finanziarie e relative al comportamento di pagamento.* Le ricerche esistenti dimostrarono che i CDA influenzano significativamente le performance e la sostenibilità delle aziende. Ad esempio, Coff (1997) (si vedano Altman et al., 2022) sottolineava che le esperienze e le competenze dei dirigenti possono permettere alle imprese di raggiungere e mantenere nel tempo un vantaggio competitivo, mentre la loro perdita può compromettere la sopravvivenza dell'azienda. Altri autori, quali Aguilera et al. (2008) e Dowell et al. (2011) (si vedano Altman et al., 2022), misero in luce come le caratteristiche della governance, quali la dimensione e la composizione del CDA e l'esperienza del CEO, influenzano la capacità di sopravvivenza delle imprese. Inoltre, Altman et al. (2022) affermarono che i cambiamenti nei CDA delle PMI possono avere un impatto notevole sulla strategia e sulla struttura organizzativa dell'impresa, data la maggiore importanza dei singoli membri, soprattutto con riferimento ai vertici organizzativi.
- 3) *L'inclusione di variabili relative ai dipendenti nei modelli migliora le previsioni rispetto a quelli che considerano esclusivamente variabili finanziarie e relative al comportamento di pagamento.* Una delle maggiori preoccupazioni incontrate dal management, secondo quanto riportava il Duke CFO Survey, consisteva nell'assunzione e nel mantenimento del personale qualificato. Studi precedenti si focalizzavano sul legame tra dipendenti e organizzazione da diverse prospettive. Per esempio, Gardner (2005) e Wezel et al. (2006) (vedi Altman et al., 2022) esaminarono la mobilità dei dipendenti, evidenziando come l'acquisizione di dipendenti dai competitor possa portare a benefici in termini di nuove conoscenze, innovazione e vantaggio competitivo. Al contrario, la perdita di dipendenti chiave può essere molto costosa, specialmente se a favore di imprese concorrenti. La letteratura precedente a questo studio analizzò anche l'effetto del turnover sulle performance e sulla

sostenibilità dell'azienda. Per esempio, Li et al., 2021 (si veda Altman et al., 2022) sottolinearono come il turnover dei dipendenti abbia un impatto dannoso in termini di redditività e crescita dell'azienda, con effetti maggiori per le PMI rispetto alle grandi imprese a causa della maggiore concentrazione della conoscenza su poche persone. Al contrario, un basso turnover può essere vantaggioso e indicativo della capacità dell'impresa di trattenere i lavoratori.

L'Omega Score fu sviluppato attraverso tecniche di machine learning. Gli autori considerarono 87 ratio, 6 variabili sul comportamento di pagamento (tra cui il numero di volte che l'impresa ha avuto il conto corrente bloccato), 33 variabili relative al management (tra cui età, esperienza, cambiamenti), 21 variabili inerenti ai dipendenti (come il tasso di assunzione e licenziamento, lavoratori part-time o full-time). Inoltre, vennero incluse variabili di controllo, tra cui quelle inerenti all'internazionalizzazione, innovazione, capitale relazionale e connessioni politiche, per valutare l'impatto dei diversi fattori sul rischio di default delle PMI. In sostanza, dopo un'attenta selezione delle variabili mediante la tecnica LASSO, i risultati confermarono le ipotesi iniziali, ossia l'inclusione di variabili relative al management e ai dipendenti permise di ottenere modelli previsionali del default delle PMI che performano in modo migliore rispetto ai modelli che includono solo le ratio e le variabili relative al comportamento di pagamento. Inoltre, per migliorare l'interpretabilità dei risultati, gli autori applicarono l'analisi discriminante multipla per derivare una funzione che producesse un punteggio (simile allo Z-score) e tre zone entro cui i punteggi potevano ricadere.

Leverage, accesso al credito e default nelle PMI: un'analisi comparativa con le grandi imprese

Dopo aver esaminato sinteticamente alcune ricerche sui modelli predittivi per le PMI, è fondamentale concludere il capitolo con l'analisi dello studio di Cathcart et al. (2020), che guarda al legame tra l'accesso al credito da parte delle PMI e la PD. L'originalità di questa ricerca risiede nella considerazione del differente impatto dell'indebitamento (leva finanziaria) e delle sue componenti sul rischio di default delle PMI rispetto alle grandi imprese.

Lo studio utilizzava dati provenienti da Orbis relativi a sei Paesi (Belgio, Francia, Italia, Regno Unito, Spagna e Portogallo) per il periodo 2005–2015, con circa 6,2 milioni di osservazioni di PMI e grandi imprese. Per l'identificazione delle PMI, si faceva parzialmente riferimento alla definizione fornita dalla Commissione Europea (presentata nel primo

capitolo), che include imprese con un totale dell'attivo non superiore ai 43 milioni di euro¹². Inoltre, a ciascuna impresa era associato uno dei seguenti status: attiva, insolvente o fallita. Con l'espressione "aziende in default" si intendevano sia quelle insolventi sia quelle in bancarotta.

L'indagine prese le mosse dallo studio condotto da Traczynski (2017), che identificava nella leva finanziaria e nella volatilità dei rendimenti di mercato i principali fattori di rischio di default. Pertanto, se consideriamo un'impresa non quotata, ciò implica che il principale fattore di rischio che spiega il suo rischio di default è la leva finanziaria (Cathcart et al., 2020).

Gli autori osservarono che le PMI presentavano un indebitamento complessivo superiore (mediana leverage 0,74) rispetto alle imprese di grandi dimensioni (0,69). In particolare, le PMI mostravano una maggiore dipendenza dai finanziamenti a breve termine, come i debiti commerciali e le passività correnti (mediane rispettivamente di 0,15 e 0,27, contro 0,06 e 0,22 delle grandi imprese), mentre le grandi imprese tendevano ad avere passività non correnti più elevate. Ciò suggerisce che le PMI sono più indebitate principalmente a causa della maggiore presenza di passività correnti.

Dallo studio emergeva che le aziende in default erano maggiormente indebitate rispetto a quelle non in default, a prescindere dalla dimensione aziendale. Tuttavia, le differenze tra PMI e grandi imprese riguardavano principalmente la composizione del passivo.

I risultati mostrarono che l'indebitamento ha un impatto più significativo sulla PD delle PMI rispetto a quanto osservato nelle grandi imprese. La ragione per cui all'aumentare dell'indebitamento, la PD delle PMI cresce in misura maggiore rispetto alle grandi imprese sembra derivare dalla diversa composizione del debito. Lo studio mostrava che le PMI in difficoltà presentavano un livello di indebitamento superiore rispetto alle grandi imprese e facevano maggiore ricorso al debito a breve termine, generalmente di più facile accesso. Al contrario, le grandi imprese in difficoltà tendevano ad avere una minore incidenza delle passività correnti e un maggior peso delle passività di lungo periodo.

La conseguenza di un maggiore impiego da parte delle PMI delle passività correnti è l'aumento del rischio di rifinanziamento e, di conseguenza, un maggiore rischio di default. Da questo si può evincere che le diverse componenti del passivo non esercitano lo stesso impatto sulla PD. Il motivo della maggiore PD delle PMI rispetto alle imprese più grandi, controllando per l'indebitamento (cioè a parità di indebitamento), sembrerebbe dunque derivare non tanto dalla difficoltà di accesso al credito in generale, ma piuttosto da una difficoltà più specifica: l'accesso al debito a lungo termine.

¹² Per l'identificazione delle PMI, non sono stati considerati i parametri relativi al fatturato e al numero di occupati. Questa scelta è stata fatta per ampliare il numero di osservazioni disponibili, poiché Orbis non forniva tali informazioni per alcune imprese.

L'implicazione principale che si può cogliere da questo studio è che le politiche governative mirate a rafforzare la resilienza delle PMI dovrebbero concentrarsi sull'incentivare le banche a concedere prestiti a lungo termine, specialmente durante le crisi, quando l'accesso al credito diventa più difficile (vedere studi capitolo 3). Incentivare le banche a concedere prestiti di lungo periodo alle PMI permetterebbe a queste imprese di basarsi su risorse più stabili, riducendo il rischio di rifinanziamento e, di conseguenza, la PD.

Lo studio esaminava anche l'influenza delle variabili macroeconomiche sulla PD e l'impatto dell'indebitamento sulla possibilità di recupero dall'insolvenza.

In particolare, lo studio non considerava l'insolvenza come uno stato irreversibile, ma riconosceva la possibilità per le imprese di riprendersi e tornare allo status di attive. È interessante osservare che, in questo contesto, emergono strategie di ristrutturazione opposte per le PMI e le grandi imprese. Per le prime, risulterebbe necessario ridurre le passività correnti e incrementare il debito a lungo termine, mentre per le seconde l'incremento dovrebbe riguardare il debito a breve termine. Pertanto, le differenze tra imprese che hanno recuperato e quelle in default riguardano principalmente la composizione del debito piuttosto che il suo livello. Le differenze nella composizione del debito tra PMI che hanno recuperato e PMI ancora in default risultano significative, mentre lo stesso non si può dire per le grandi imprese.

Conclusioni

In conclusione, la tesi ha esaminato le sfide legate all'accesso al credito e i modelli previsionali del default, con un focus particolare sulle PMI. Queste imprese, fondamentali per l'economia globale e in particolare per quella europea e italiana, svolgono un ruolo cruciale nel contributo al PIL e alla creazione di posti di lavoro.

Le PMI a differenza delle imprese di maggiori dimensioni trovano difficoltà nell'accesso al credito e la letteratura tra le cause principali ha individuato l'opacità che le caratterizza. Sebbene questa problematica sia in parte mitigata in Europa negli ultimi anni, come evidenziano le percezioni delle imprese nel sondaggio SAFE, tale preoccupazione tende a riemergere durante i periodi di crisi economica. In queste circostanze, le PMI, che avrebbero bisogno di finanziamenti, sono spesso le prime a subire il fenomeno del razionamento del credito.

Secondo Altman (2024), l'uso di modelli previsionali accurati e affidabili da parte delle istituzioni finanziarie dovrebbe prevenire tale situazione. Le banche non dovrebbero negare il credito alle PMI semplicemente a causa del loro status di piccole imprese, considerate più rischiose. Invece, dovrebbero concedere finanziamenti a quelle imprese che presentano livelli di rischio giudicati ragionevoli indipendentemente dal fatto che si tratti di PMI o di grandi imprese. Inoltre, la crescente disponibilità di dati offre l'opportunità di sviluppare modelli previsionali più avanzati, che non si limitano più alla sola analisi delle ratio finanziarie, ma integrano una gamma più ampia di variabili che consentono una valutazione più precisa delle PMI.

Infine, la tesi analizza uno studio che dimostra come, a parità di indebitamento, le PMI siano considerate più rischiose (con una maggiore PD) rispetto alle grandi imprese, a causa della loro maggiore esposizione ai debiti a breve termine. Lo studio suggerisce che le future politiche governative dovrebbero mirare a incentivare l'accesso delle PMI a finanziamenti di medio-lungo periodo, al fine di rafforzarne la resilienza finanziaria.

Parole utilizzate: 9994.

Bibliografia

- AIFIRM, 2020. *La nuova definizione di default* [online]. Disponibile su <https://www.aifirm.it/wp-content/uploads/2020/06/2020-Position-Paper-17-Nuova-definizione-di-default.pdf> [data di accesso: 10/07/2024].
- ALTMAN, E. I., 1968. FINANCIAL RATIOS, DISCRIMINANT ANALYSIS AND THE PREDICTION OF CORPORATE BANKRUPTCY. *The Journal of Finance*, 23 (4), 589-609. DOI <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>.
- ALTMAN, E. I., BALZANO, M., GIANNOZZI, A., & SRHOJ, S., 2022. Revisiting SME default predictors: The Omega Score. *Journal of Small Business Management*, 61 (6), 2383-2417. DOI <https://doi.org/10.1080/00472778.2022.2135718>.
- ALTMAN, E. I., DANOVI, A., & FALINI, A., 2013. La previsione dell'insolvenza: l'applicazione dello Z Score alle imprese in amministrazione straordinaria. FORUM BANCARIA n. 4/2013 [online], 26 Maggio. Disponibile su <https://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Z-Score-Italian%20Companies.pdf> [data di accesso: 15/08/2024].
- ALTMAN, E. I., LA FLEUR, J. K., 1985. I modelli di previsione delle insolvenze: le loro applicazioni alla gestione d'Impresa. In: ALTMAN, E. I., DANOVI, A., & FALINI, A., 2013. *La previsione dell'insolvenza: l'applicazione dello Z Score alle imprese in amministrazione straordinaria*. FORUM BANCARIA n. 4/2013 [online], 26 Maggio. Disponibile su <https://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Z-Score-Italian%20Companies.pdf> [data di accesso: 15/08/2024].
- ALTMAN, E. I., & SABATO, G., 2007. Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. *Abacus*, 43 (3), 332-357. DOI <https://doi.org/10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x>.
- BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS (BIS), 2004. *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards* [online]. Basel: Bank for International Settlements. Bank for international settlement. Disponibile su <https://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf> [data di accesso: 27/07/2024].
- BANCA D'ITALIA, 2020. *Entrata in vigore della nuova definizione di default* [online]. Roma: Banca d'Italia. Disponibile su <https://www.bancaditalia.it/media/fact/2020/definizione-default/index.html?dotcache=refresh&dotcache=refresh> [data di accesso: 15/07/2024].
- BEAVER, W. H., 1966. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111. DOI <https://doi.org/10.2307/2490171>.

- BECK, T., DEMIRGÜÇ-KUNT, A., & MAKSIMOVIC, V., 2008. Financing patterns around the world: Are small firms different? *Journal of Financial Economics*, 89 (3), 467–487. DOI <<https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2007.10.005>>.
- BECCHETTI, L., & SIERRA, J., 2003. Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking & Finance*, 27 (11), 2099-2120. DOI <[https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00319-9](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00319-9)>.
- BELLOVARY, J. L., GIACOMINO, D. E., & AKERS, M. D., 2007. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33, 1-42.
- BERGER, A. N. & FRAME, W. S., 2005. *Small Business Credit Scoring and Credit Availability*. Atlanta: Federal Reserve Bank of Atlanta. Pp. 1-11.
- BERGER, A. N., & UDELL, G. F., 2006. A more complete conceptual framework for SME finance. *Journal of Banking & Finance*, 30 (11), 2945-2966. DOI <<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2006.05.008>>.
- BERGER, A. N., COWAN, A. M., & FRAME, W. S., 2010. The Surprising Use of Credit Scoring in Small Business Lending by Community Banks and the Attendant Effects on Credit Availability, Risk, and Profitability. *Journal of Financial Services Research*, 39, 1–17. DOI <<https://doi.org/10.1007/s10693-010-0088-1>>.
- CAMERA DI COMMERCIO INDUSTRIA ARTIGIANATO E AGRICOLTURA DI TORINO, 2020. *Domande e risposte – Progetto Basilea 2* [online]. Disponibile su <<https://www.to.camcom.it/domande-e-risposte-progetto-basilea-2#>> [data di accesso 18 luglio 2024].
- CARBÓ-VALVERDE, S., RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ, F., & UDELL, G. F., 2016. Trade Credit, the Financial Crisis, and SME Access to Finance. *Journal of Money, Credit and Banking*, 48 (1), 113–143. DOI <<https://doi.org/10.1111/jmcb.12292>>
- CASEY, E., & O'TOOLE, C. M., 2014. Bank lending constraints, trade credit and alternative financing during the financial crisis: Evidence from European SMEs. *Journal of Corporate Finance*, 27, 173–193. DOI <<https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2014.05.001>>
- CATHCART, L., DUFOUR, A., ROSSI, L., & VAROTTO, S., 2020. The differential impact of leverage on the default risk of small and large firms. *Journal of Corporate Finance*, 60, 101541. DOI <<https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2019.101541>>.
- COLE, R., & SOKOLYK, T., 2016. Who needs credit and who gets credit? Evidence from the surveys of small business finances. *Journal of Financial Stability*, 24, 40–60. DOI <<https://doi.org/10.1016/j.jfs.2016.04.002>>.

- COMMISSIONE EUROPEA, 2020. *Guida dell'utente alla definizione di PMI*. Lussemburgo: Ufficio delle pubblicazioni dell'Unione europea, pp. 1-11.
- Credit Engineering. (2024, 8 Aprile).  #CreditScience Credit analytics & SME with Edward Altman and Gabriele Sabato[Video]. Disponibile su <https://www.youtube.com/watch?v=U-3nT2xV6tA> [data di accesso: 5/08/2024].
- EUROPEAN CENTRAL BANK, 2023. *Survey on the Access to Finance of Enterprises in the euro area April 2023 to September 2023* [online]. Frankfurt: European Central Bank. Disponibile su https://www.ecb.europa.eu/stats/ecb_surveys/safe/html/ecb.safe202311~c94d2c3a78.en.html [data di accesso 2/08/2024].
- EUROPEAN CENTRAL BANK, 2024. *Survey on the access to finance of enterprises Second quarter of 2024* [online]. Frankfurt: European Central Bank. Disponibile su https://www.ecb.europa.eu/stats/ecb_surveys/safe/html/ecb.safe202407~58a9f48351.en.html#toc11 [data di accesso: 2/08/2024].
- EUROPEAN COMMISSION, (S.d.). *Access to finance* [online]. Disponibile su: https://single-market-economy.ec.europa.eu/access-finance_en?prefLang=it&etans=it [data di accesso: 3/07/2024].
- EUROPEAN COMMISSION, 2024. *Annual Report on European SMEs 2023/2024*. Luxemburg: Publications Office of the European Union, pp. 1-15. Disponibile su https://single-market-economy.ec.europa.eu/document/download/2bef0eda-2f75-497d-982e-c0d1cea57c0e_en?filename=Annual%20Report%20on%20European%20SMEs%202024.pdf [data di accesso: 3/07/2024].
- EUR-Lex, (S.d.). *Piccole e medie imprese* [online]. Disponibile su <https://eurlex.europa.eu/IT/legal-content/glossary/small-and-medium-sized-enterprises.html> [data di accesso: 10/07/2024].
- EUROPEAN PARLIAMENT, 2016. *Barriers to SME growth in Europe* [online]. Disponibile su [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2016/583788/EPRS_BRI\(2016\)583788_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2016/583788/EPRS_BRI(2016)583788_EN.pdf) [data di accesso: 10/07/2024].
- GRUPPO GENERALI, 2019. *Le caratteristiche delle PMI nei Paesi più industrializzati* [online]. Trieste: Gruppo Generali. Disponibile su <https://www.general.com/it/info/discovering-general/all/2019/The-SME-s-skills-in-more-industrialised-countries> [data di accesso: 10/07/2024].
- ISTAT, 2023. *Imprese*. In *Annuario statistico italiano 2023*. Disponibile su <https://www.istat.it/storage/ASI/2023/capitoli/C14.pdf> [data di accesso: 5/08/2024].

- JACKSON, R. H. G., & WOOD, A., 2013. The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. *The British Accounting Review*, 45 (3), 183-202. DOI <<https://doi.org/10.1016/j.bar.2013.06.009>>.
- MUSCETTOLA, M., 2010. *Analisi di Bilancio ai fini dell'accesso al credito*. 1° ed. Milano: Franco Angeli, pp. 13-27.
- OECD, (S.d.). *SMEs and entrepreneurship* [online]. Disponibile su: <<https://www.oecd.org/en/topics/smes-and-entrepreneurship.html>> [data di accesso: 3/07/2024].
- OECD, (S.d.). *SMEs indicators, benchmarking and monitoring* [online]. Disponibile su < <https://www.oecd.org/en/topics/sme-indicators-benchmarking-and-monitoring.html>> [data di accesso: 3/07/2024].
- OHLSON, J. A., 1980. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18 (1), 109-131. DOI <<https://doi.org/10.2307/2490395>>.
- OJ N. L124, 20/05/2003, p. 42.
- ORSOLINI, C., 2016. *Da Basilea 1 a Basilea 3* [online]. Disponibile su <https://www.sosdifesalegalita.it/wp-content/uploads/2016/07/Da-Basilea-1-a-Basilea-3_Claudio-Orsini.pdf> [data di accesso: 3/08/2024].
- PERONDI, E., a cura di., (S.d.). *Basilea 2: quali implicazioni per disponibilità e prezzo per il credito?* [online]. Disponibile su <http://www.csspd.it/download/ALLEGATI_CONTENTUTI/010104_basilea2.pdf> [data di accesso: 15/07/2024].
- PIATTI, D., CINCINELLI, P., & CASTELLANI, D., 2015. Ruolo dell'efficienza nella previsione del default aziendale. *Piccola Impresa Small Business*, (2), p. 55. DOI <<https://doi.org/10.14596/pisb.189>>.
- ROSSI, F., S.d. *Prevenire è meglio che curare: uno sguardo ai modelli di previsione delle insolvenze aziendali* [online]. Disponibile su <<https://www.fiscoetasse.com/files/5443/modelli-previsione-insolvenze.pdf>> [data di accesso: 15/08/2024].
- SAKSHI, S., BHAG, S. B., 2022. *REVIEW AND COMPARISON OF ALTMAN AND OHLSON MODEL TO PREDICT BANKRUPTCY OF COMPANIES*. University School of Management, Kurukshetra University, Kurukshetra. Disponibile su <https://www.researchgate.net/publication/363614162_REVIEW_AND_COMPARISON_OF_ALTMAN_AND_OHLSON_MODEL_TO_PREDICT_BANKRUPTCY_OF_COMPANIES> [data di accesso: 12/08/2024].

- TUNISINI, A., L. FERRUCCI, L., e PENCARELLI, T., 2020. *Economia e management delle imprese. Strategie e strumenti per la competitività e la gestione aziendale*. 2° ed. Milano: Ulrico Hoepli, pp. 70-72.
- UNIONCAMERE DEL VENETO, 2005. *Il nuovo accordo di Basilea sul capitale delle banche: Inquadramento metodologico e potenziali impatti sulle PMI in termini di assorbimento patrimoniale* [online]. Venezia: Unioncamere. Disponibile su <https://www.unioncamereveneto.it/wp-content/uploads/pre/ID191__QdR5.pdf> [data di accesso: 15/07/2024].
- UNIONCAMERE DEL VENETO, 2021. Michele Tribuzio: *La nuova definizione di default* [online]. Venezia: Unioncamere del Veneto. Disponibile su <https://www.unioncamereveneto.it/wp-content/uploads/pre/ID713__presentazione_Unioncamere_NuovaDefinizioneDiDefault_24.02.2021.pdf> [data di accesso: 15/08/2024].
- WORLD BANK GROUP, 2019. *Small and Medium Enterprises (SMEs) Finance: improving SMEs' access to finance and finding innovative solutions to unlock sources of capital*. Disponibile su <<https://www.worldbank.org/en/topic/smefinance>> [data di accesso: 29/06/2024].
- World Knowledge Forum. (2020, 11 Maggio). *The Evolution of Altman's Scoring Models | Edward Altman / WKF 2016*[Video]. Disponibile su <<https://www.youtube.com/watch?v=Y5t6apSE44k>> [data di accesso: 2/08/2024].