



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA
DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE ED AZIENDALI
"M. FANNO"

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

**"Analisi di Modelli di Previsione di Default per le PMI
e Implicazioni Manageriali"**

RELATORE:

CH.MO/A PROF./SSA Cinzia Baldan

LAUREANDO/A: Mattia Salvatico

MATRICOLA N. 2000986

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)



Indice

- Introduzione Pag. 3
- Capitolo 1: Perché le PMI? Pag. 3
 - 1.1 PMI in Italia, in Europa e nel Mondo Pag. 3
 - 1.2 PMI e Banche Pag. 5
 - 1.3 Perché i modelli corporate non sono applicabili alle PMI? Pag. 6
- Capitolo 2: Evoluzione dei modelli di default per le PMI Pag. 9
 - 2.1 Z”-Score model Pag. 9
 - 2.2 Redditività, Solvibilità e Liquidità Pag. 12
 - 2.3 Omega Score – Capitale umano Pag. 13
 - 2.4 Variabili macroeconomiche Pag. 19
 - 2.5 Innovazione Pag. 23
 - 2.6 Reti neurali artificiali Pag. 25
- Capitolo 3: Implicazioni manageriali Pag. 28
- Conclusioni Pag. 32

Introduzione

La finalità di un modello di previsione del default è quella di fornire informazioni accurate e affidabili su una realtà aziendale, consentendo a investitori e istituzioni finanziarie di prendere decisioni informate e valutare correttamente il proprio rischio, e alle imprese stesse di migliorare la propria posizione. Tuttavia, creare un tale modello che si adatti alle piccole e medie imprese si è rivelato particolarmente ostico, a causa della eterogeneità che le contraddistingue.

Il lavoro è costituito da tre capitoli. Partendo, nel primo, dall'importante ruolo che le PMI ricoprono nel contesto Italiano ed Europeo e dalle difficoltà che esse devono affrontare nel loro percorso di crescita, in particolare nel trovare fonti di finanziamento, l'elaborato presenta, nel secondo capitolo, un'analisi di alcuni dei modelli sviluppati nel corso degli ultimi decenni. I modelli selezionati differiscono notevolmente fra loro per gli approcci adottati e i fattori considerati al fine di prevedere la probabilità di default delle PMI. Sono stati scelti in modo da poter osservare l'ampio ventaglio di variabili coinvolte nel successo o fallimento di un'azienda e quindi nella creazione di un modello per la sua valutazione.

Infine, nel capitolo 3, partendo da quanto appreso dai diversi modelli, l'elaborato pone l'enfasi sulla questione manageriale, cercando di ricavare una serie di considerazioni che aiutino gli amministratori di piccole e medie imprese a comprendere il proprio contesto e migliorare le possibilità di successo della propria impresa.

Capitolo 1: Perché le PMI?

1.1 PMI in Italia, in Europa e nel Mondo

Prima di iniziare ad approfondire l'argomento cardine di questo elaborato, risulta doveroso soffermarsi su cosa sono le piccole e medie imprese e sulle motivazioni che hanno portato a concentrarsi su queste.

La definizione a cui si fa riferimento è quella fornita dalla Commissione Europea, contenuta nell'articolo 2 dell'allegato della raccomandazione 2003/361/CE, la quale recita:

“La categoria delle microimprese, delle piccole imprese e delle medie imprese (PMI) è costituita da imprese con meno di 250 occupati, il cui fatturato annuo non supera i 50 milioni di euro oppure il cui totale di bilancio annuo non supera i 43 milioni di euro”

Per quanto riguarda, invece, le motivazioni che ci portano ad indagare queste realtà economiche, possiamo considerare un buon riassunto le parole di Jean-Claude Juncker, ex-

presidente della Commissione europea, il quale dice che “Le PMI sono la colonna portante della nostra economia e creano l’85% dei nuovi posti di lavoro in Europa” (Juncker, 2014).

Le piccole e medie imprese rappresentano il motore del panorama economico europeo, oltre che dell’economia italiana, e sono essenziali per la stabilità sociale e la crescita economica, offrendo nel 2020 circa 100 milioni di posti di lavoro nell’Unione Europea (due terzi dell’occupazione nel settore privato) e generando circa il 56% del prodotto interno lordo dell’UE.

Secondo il rapporto “IMPRESE” (Istat, 2022), in Italia, al 2020, si contavano 4 milioni e 354 mila imprese attive, delle quali soltanto lo 0,1% è rappresentato da grandi imprese (250 addetti e oltre).

Degna di nota è la prevalenza delle imprese di piccolissima dimensione (0-9 addetti), costituite per gran parte da lavoratori indipendenti, che rappresentano il 94,8% delle imprese attive, coprendo, tuttavia, solo il 26,8% del valore aggiunto.

Le piccole e medie imprese, con un numero di addetti compreso tra i 10 e i 249, sono quasi 214 mila nel nostro paese, impiegano il 33,5% degli addetti e contribuiscono per il 37,9% alla creazione di valore aggiunto.

Complessivamente, le PMI nel nostro paese assorbono il 76,7% dell’occupazione e generano il 64,7% del valore aggiunto, superando di gran lunga i valori relativi alle grandi imprese, rispettivamente del 23,3% e 35,3%.

L’importanza di questi numeri viene enfatizzata quando vengono confrontati con quelli di altri paesi, in cui le PMI rappresentano una “fetta” meno sostanziosa dell’economia. In Germania la percentuale del prodotto interno lordo apportato dalle PMI è soltanto del 49% nel 2021 (Gröschl, 2023), mentre negli Stati Uniti era del 43% nel 2014 (Kobe, Schwinn, 2018), tenendo presente che il limite che adottano per rientrare nelle piccole-medie imprese è di 500 dipendenti. Ancora, in India il contributo al valore aggiunto delle PMI è del 29%, seppur bisogna segnalare che i dati si riferiscono solamente alle imprese cosiddette “formali”, quindi l’apporto reale è probabilmente più alto se si tiene conto delle attività irregolari (Deshpande, 2023).

Quello che questi dati permettono di ricavare è che, a livello globale, ma ancor di più nel contesto nazionale italiano, le piccole e medie imprese hanno enorme importanza, in primis da un punto di vista economico e produttivo, ma anche da un punto di vista sociale e politico, poiché danno lavoro a milioni di persone.

Per questo, i governi sono chiamati ad investire molto per supportare la crescita e la sopravvivenza delle PMI.

Alcune delle misure messe in atto dallo Stato italiano a questo proposito sono:

- Finanziamenti agevolati, con tassi di interesse più bassi rispetto al mercato per facilitare l'accesso al credito.
- Agevolazioni fiscali, come deduzioni e detrazioni fiscali, riducendo il carico fiscale e stimolando gli investimenti.
- Sostegno all'export per le aziende che vogliono espandersi sui mercati internazionali, attraverso programmi di promozione e consulenza.
- Semplificazione burocratica, al fine di semplificare le procedure amministrative, migliorare l'efficienza e ridurre i costi operativi.
- Contratti pubblici agevolati, consentendo alle PMI di partecipare a gare d'appalto pubbliche con condizioni agevolate.
- Supporto alla digitalizzazione, offrendo incentivi a programmi di supporto per l'adozione di tecnologie digitali.

Un altro esempio di come lo Stato investe nelle imprese è finanziando le spese di ricerca e sviluppo. Nel 2021 le istituzioni pubbliche hanno stanziato 11,5 miliardi di euro per finanziare la ricerca, dei quali il 39,9% sono dedicati alle università, mentre il resto è distribuito tra enti pubblici e privati. Il finanziamento procurato dal settore pubblico è secondo solo a quello delle imprese stesse, ed è in aumento.

1.2 PMI e Banche

Tuttavia, le misure dello Stato non sono certo sufficienti a coprire il bisogno di finanziamento delle imprese, e, per quanto riguarda le PMI, spesso caratterizzate da una struttura proprietaria e amministrativa chiusa, il capitale proprio non permette di intraprendere grossi investimenti senza ricorrere a finanziamenti esterni.

In questi casi gli imprenditori si rivolgono, quindi, ad un altro importante interlocutore, ovvero le banche, facendo ricorso a credito a breve o lungo termine.

La tematica del rapporto tra le piccole-medie imprese e le banche è molto ampia e complessa, ma per i nostri fini ci limiteremo ad esporne solo alcune delle criticità.

In Italia, negli ultimi 10 anni, il credito bancario ricevuto dalle PMI è diminuito del 20%, pari a circa 40 miliardi (Piunti, 2023). Le motivazioni sono in parte riconducibili a cambiamenti nelle normative europee che hanno portato le banche a focalizzarsi su imprese di grandi dimensioni e con un *rating* qualitativo medio-alto.

D'altra parte, il sottofinanziamento deriva dalla natura del rapporto tra queste due realtà, in cui le PMI lamentano l'elevato costo del credito e la ridotta disponibilità di servizi finanziari ad hoc, mentre le banche pongono in rilievo la questione legata all'attendibilità delle informazioni, dovendosi rapportare con imprese meno soggette a controlli di qualità e trasparenza, e che, per natura della loro struttura proprietaria, sono restie a condividere informazioni e cedere, anche parzialmente, il controllo dell'amministrazione.

Questo porta le banche a valutare il merito creditizio basandosi sul patrimonio e sulla possibilità di mitigare il rischio con garanzie reali, piuttosto che sulla possibile redditività del progetto di investimento e il rischio dello stesso.

La difficoltà delle banche a discriminare le controparti per redditività prospettica fa sì che anche soggetti con progetti economicamente poco convenienti possano avere accesso al reddito, determinandone così un'allocazione poco efficiente.

A questo punto comincia a risultare evidente la necessità di sviluppare modelli di rating e previsione di default dedicati alle piccole e medie imprese. Questo permetterebbe innanzitutto alle banche di valutare più accuratamente le proprie controparti, garantendo un'allocazione più efficiente delle risorse a loro disposizione, che aumenterebbe la disponibilità di fondi per le imprese effettivamente redditizie.

Le informazioni più dettagliate fornite da questi modelli potrebbero essere utili anche alle amministrazioni pubbliche, per concentrare sussidi e incentivi su imprese degne di nota, e ai governi per creare misure economiche che vanno ad agire sui punti critici per il successo di una PMI messi in evidenza dai modelli stessi.

Inoltre, anche ai soggetti interni alle aziende stesse, come proprietari e amministratori, nonché agli stakeholder coinvolti con esse, può risultare utile avere una serie di indicatori sullo stato di salute della propria impresa, ed eventualmente delle informazioni su quali sono le criticità su cui lavorare e i punti forti da salvaguardare.

1.3 Perché i modelli corporate non sono applicabili alle PMI?

Nel 1968, Edward I. Altman, sviluppò il primo modello statistico per determinare le probabilità di fallimento di una società, chiamato Z-score. L'indice fu sviluppato analizzando i dati di bilancio di 66 società, 33 delle quali erano società solide, mentre le restanti 33 erano società fallite, e fu in grado di predire il fallimento delle società con un grado di accuratezza del 95%. L'indice Z-score si basa su una serie di dati ricavati dal bilancio dell'azienda stessa, quali vendite nette, risultato operativo, attività e passività correnti, capitale investito, utile non distribuito, passività totali, e comprende anche una stima del valore di mercato dell'azienda.

Questo modello previsionale è stato sviluppato per essere applicato ad aziende di grandi dimensioni, principalmente quotate, con la convinzione che determinate figure finanziarie possano essere sufficienti per una accurata previsione della probabilità di fallimento di un'impresa. Nonostante il modello avesse un potere predittivo tutt'altro che trascurabile, con l'avanzare della ricerca si è reso evidente che considerare solamente informazioni incluse nel rendiconto finanziario porta ad un quadro incompleto sulle prospettive dell'azienda. Questo è particolarmente vero nel caso di piccole e medie imprese, le quali presentano una particolare varietà sia a livello strutturale che operativo, a differenza delle aziende "corporate" in cui è presente molta più standardizzazione, qualunque sia l'ambito operativo.

Analizzando più nello specifico le differenze che si presentano tra PMI e aziende con più di 250 addetti, notiamo in primo luogo come nelle seconde il corpo dirigenziale prenda una conformazione più gerarchica, con la responsabilità delle scelte strategiche e operative che è diluita "a cascata" tra i vari livelli di controllo. In realtà di dimensioni ridotte, invece, l'onere decisionale e manageriale è più concentrato e orizzontale, con poche figure che ricoprono i ruoli chiave all'interno dell'organizzazione. Questo rende la performance di questi elementi molto più rilevante per la buona condotta aziendale, mentre in una grande azienda il cattivo operato di un elemento all'interno della struttura manageriale può essere "tamponato" dal resto dell'organizzazione. Rimanendo sull'argomento del personale, nelle piccole e medie imprese è normale che ci siano meno addetti anche a livello produttivo, e che le procedure siano meno formalizzate, quindi l'impatto del capitale umano è maggiore, e il know-how dell'azienda è fortemente legato alle figure professionali che ne fanno parte. Di conseguenza i costi di formazione e sostituzione del personale sono più impattanti.

Una azienda affermata e di grandi dimensioni, soprattutto se quotata in borsa, non incontra solitamente difficoltà ad attrarre fondi per intraprendere progetti di investimento su larga scala, sia rivolgendosi direttamente al mercato del capitale e agli investitori, sia rivolgendosi alle banche per ottenere dei finanziamenti. Qualora il progetto non dovesse risultare redditizio, i ricavi derivanti dal core business già avviato dell'azienda possono essere utilizzati per coprire

le perdite causate da una decisione sfortunata. Nelle PMI il capitale utilizzato per gli investimenti è spesso proveniente dall'utile accumulato dall'esercizio d'impresa o dalla figura imprenditoriale, e reperire finanziamenti da investitori esterni o dalle banche è molto più complesso a causa della scarsità di garanzie che una realtà più piccola può offrire. Inoltre, le eventuali perdite risultanti da un progetto fallimentare possono avere conseguenze fatali per queste imprese, il che rende il processo di crescita più arduo e rischioso.

Queste sono anche, solitamente, maggiormente specializzate in un ambito e si rivolgono ad una clientela ristretta e, soprattutto nel caso di imprese che operano nel commercio interaziendale, tendono ad avere pochi acquirenti che raccolgono una grossa fetta delle vendite, rendendole più soggette a cambiamenti del mercato.

Infine, è opportuno considerare che imprese di dimensioni elevate spesso prevedono dei protocolli di pianificazione, controllo e valutazione dell'operatività che consentono di avere un quadro più definito delle problematiche nella catena produttiva, mentre quelle di dimensioni ridotte sono più mutevoli e propense all'adattamento.

L'elevata variabilità e le complessità che caratterizzano le piccole e medie imprese, nonché le differenze che presentano rispetto alle controparti di dimensioni maggiori, rendono chiara l'insufficienza di dati puramente finanziari nel costruire dei modelli che restituiscano un prospetto veritiero dello stato di salute di tali imprese. Da qui nasce la necessità di sviluppare modelli alternativi, rivolti specificatamente alle PMI, i quali vadano a raccogliere e analizzare una serie di variabili che vadano oltre alle figure di bilancio, permettendo di avere uno sguardo più dettagliato a quelle che sono le dinamiche aziendali, con il fine ultimo di avere modelli di rating e previsione del default quanto più accurati possibile.

Capitolo 2:

Evoluzione dei modelli di default per le PMI

L'esigenza precedentemente esposta di rivolgersi a modelli specifici per le piccole medie imprese è stata colta negli ultimi decenni da numerosi studi, che si sono dedicati a sviluppare ed evolvere tali modelli. Ad oggi, la letteratura sull'argomento raccoglie diversi approcci al rating e alla previsione di default delle PMI, che differiscono per campione di riferimento, parametri di definizione di default, natura delle variabili considerate e metodologia utilizzata. In questa sezione andremo ad analizzare come questi modelli si sono evoluti nel tempo, il livello di precisione che sono stati in grado di ottenere e le considerazioni che possiamo trarre da questi.

2.1 Z"-score model

Prima del modello Z-score di Altman (1968), la previsione delle difficoltà economiche nelle aziende si basava su modelli univariati, considerando segnali individuali di difficoltà imminente.

Altman con il suo modello propose di integrare questi coefficienti in un modello multivariato che desse una lettura predittiva più significativa.

Partendo da un campione iniziale di 66 imprese americane, 33 delle quali avevano dichiarato bancarotta tra il 1946 e il 1965, mentre le altre 33 erano aziende in stato di salute, egli considera 22 variabili estrapolate dal bilancio e dal rendiconto finanziario delle stesse, guardando, per le aziende del primo gruppo, ai dati relativi all'anno precedente il fallimento.

Infine, seleziona le 5 variabili con il maggior potere predittivo per costruire il suo modello, utilizzando una regressione lineare multivariata.

In questo modo Altman sviluppa la formula originale dello Z-score:

$$Z = 0.012 \cdot X_1 + 0.014 \cdot X_2 + 0.033 \cdot X_3 + 0.006 \cdot X_4 + 0.999 \cdot X_5$$

In cui:

- X_1 = capitale circolante / totale attivo
- X_2 = Utili non distribuiti / totale attivo
- X_3 = EBIT / totale attivo
- X_4 = valore di mercato del capitale proprio / valore contabile delle passività totali
- X_5 = ricavi / totale attivo

In base al valore ottenuto, la probabilità del fallimento è

- Alta, se lo Z-score è minore di 1,79
- Bassa, se lo Z-score è maggiore di 3
- Se lo Z-score è compreso tra 1,8 e 2,99, i risultati non sono di per sé univoci e vanno approfonditi con ulteriori strumenti.

Tuttavia, Altman stesso riconosce che il campione non è propriamente omogeneo, relativamente alle dimensioni delle aziende e all'industria di appartenenza; le imprese considerate sono unicamente di tipo manifatturiero, e il gruppo delle aziende non fallite è formato da aziende mediamente più grandi. Aziende di dimensioni ridotte sono state escluse per mancanza di dati a riguardo, mentre quelle molto grandi erano poco soggette al fallimento in quel periodo storico, quindi anch'esse vennero tralasciate.

Infine, il modello originale include una misura del valore di mercato, calcolabile solo per aziende quotate, che lo rende inapplicabile alle aziende che non lo sono.

Altman sviluppò allora una nuova versione del modello, chiamato Z'-score, nel quale il valore di mercato del capitale proprio viene sostituito dal valore contabile del patrimonio netto nella variabile X₄, ma questa non fu mai testata sul campione.

Venne, invece, sviluppata e testata una ulteriore versione a 4 variabili, denominata Z''-score, in cui venne eliminata la variabile X₅ (ricavi / totale attivo), poiché questa poteva catturare dei potenziali "effetti industria", ovvero delle variazioni derivanti dal tipo di industria di appartenenza piuttosto che dall'impresa di riferimento, che avrebbero falsato la previsione del modello.

Il modello rivisitato, ora adatto anche ad aziende non quotate e non manifatturiere, presenta i seguenti coefficienti:

$$Z'' = 3.25 + 6.56 \cdot X_1 + 3.26 \cdot X_2 + 6.72 \cdot X_3 + 1.05 \cdot X_4$$

Il coefficiente che presenta un impatto maggiore in ottica di potere predittivo del default è X₃, ovvero EBIT/totale attivo, sia nel modello originale che in quello rivisitato.

Iwanicz-Drozdowska, Laitinen e Suvas (2016) hanno condotto un test empirico sull'efficacia predittiva di questo modello nel classificare la probabilità di default di un'impresa in un contesto contemporaneo e internazionale. Applicando i coefficienti ottenuti da Altman ad un nuovo dataset, comprendente 2,602,563 imprese in salute e 38,215 imprese fallite, provenienti da 28 paesi europei e 3 extra-europei, con dati aggiornati al periodo 2002-2010, lo Z''-score originale ottiene un punteggio AUC di 0,743. Il punteggio AUC (area under the curve) è un valore che restituisce la probabilità che il modello classifichi correttamente un esito positivo rispetto ad uno negativo; quindi, possiamo dire che il modello ha identificato correttamente le aziende fallite all'interno del campione con una precisione del 74,3%.

Il loro studio si è spinto oltre la verifica dell'efficacia del modello originale nel contesto attuale: alcune delle ipotesi in esame erano la possibile obsolescenza dei coefficienti originali (H_1) e il miglioramento della performance tramite l'applicazione di un metodo di stima diverso (H_2).

Hanno quindi proceduto a stimare nuovamente i coefficienti del modello utilizzando il nuovo dataset, ed utilizzando sia metodi di regressione lineare (come nel modello originale), che metodi di regressione logistica, i quali richiedono meno assunzioni restrittive e sono più adatti ai grandi campioni rispetto a quelli utilizzati da Altman.

Il modello con i nuovi coefficienti stimati per regressione lineare presenta un valore AUC di 0,745, solo marginalmente superiore a quello originale, il che non è sufficiente a dimostrare l'ipotesi di obsolescenza dei coefficienti.

Il modello stimato tramite regressione logistica, invece, ottiene un valore AUC di 0,748, maggiore rispetto ad entrambi i modelli precedenti, ma la differenza in performance supporta solo debolmente l'ipotesi H_2 .

Inoltre, testano anche l'influenza di una serie di fattori sulla capacità predittiva del modello, includendo delle variabili dummy aggiuntive e testandone la performance. I fattori considerati sono: anno del fallimento, dimensione dell'azienda, età dell'azienda, industria di appartenenza e paese d'origine.

L'applicazione di un modello che include, oltre alle variabili finanziarie, le variabili dummy per tutti i fattori, porta ad un aumento significativo del valore AUC (0,771). Tuttavia, questo valore varia in maniera considerevole guardando ai risultati nei paesi singoli. Per alcuni, tra cui l'Italia, è molto efficace (AUC = 0,849), per altri meno, come per l'Ungheria (AUC = 0,696). Tra i fattori considerati, quello più influente si è rivelato essere la dimensione dell'impresa. Considerando solo le dummies relative a questo fattore si ottiene un AUC di 0,760, suggerendo l'importanza di esplicitare la dimensione dell'impresa nel modello.

Più in generale, dagli studi di Iwanicz-Drozdowska, Laitinen e Suvas si denota come l'inclusione di informazioni non finanziarie all'interno di un modello di previsione di default rappresenti effettivamente un valore aggiunto in termini di performance del modello stesso.

2.2 Redditività, Solvibilità e Liquidità

Seppur, come abbiamo detto in precedenza, i metodi puramente finanziari per valutare l'affidabilità creditizia presentano delle criticità e non restituiscano un quadro completo, soprattutto quando applicati alle piccole e medie imprese, oggi sono ancora il principale riferimento delle agenzie di rating.

La valutazione che viene fatta da queste agenzie, o dai possibili finanziatori come le banche, consiste sostanzialmente nella stima della probabilità di solvibilità o insolvenza dell'ente in causa.

L'analisi dei dati finanziari si è evoluta nel tempo, gli indici usati oggi sono molteplici e vengono spesso messi a confronto con quelli di altre aziende dello stesso ambito operativo, sebbene questa pratica sia discutibile poiché l'operatività delle imprese può differire molto anche all'interno dello stesso campo, in particolar modo per quanto riguarda le PMI.

Laitinen (1992) afferma che la salute finanziaria di un ente consiste nella relazione tra la sua redditività, solvibilità e liquidità.

La redditività può essere descritta come la capacità di un business di generare profitti sul lungo termine. In altre parole, misura la quantità di capitale che l'azienda è in grado di generare tramite la sua operatività. Alcuni indici che possono essere utilizzati per misurarla sono margine di vendita, profitto lordo, profitto netto e l'utile operativo. Secondo Laitinen, l'indice più significativo di redditività è il ritorno sugli investimenti.

La solvibilità fornisce una comprensione della struttura del capitale di un'azienda. Essa misura la relazione tra le attività e le passività, che svolge un ruolo fondamentale nell'operatività dell'impresa a seconda del livello di leverage che essa possiede. L'Equity Ratio, per esempio, è un indice che misura la proporzione relativa di capitale proprio utilizzata per finanziare il patrimonio della società.

Infine, gli indici di liquidità dicono se le risorse economiche dell'azienda sono sufficienti per finanziare le operazioni nel breve termine. Per misurarla viene spesso utilizzato il Quick Ratio, che misura la capacità delle attività correnti di un'impresa di coprire le passività correnti. La liquidità è di fondamentale importanza per un'azienda, poiché, anche se questa è redditizia, ma

ha scarsa liquidità, non sarà in grado di onorare puntualmente le proprie obbligazioni, rischiando in tal modo la bancarotta.

Tuttavia, è necessario considerare che le imprese sono in grado di manipolare i propri dati finanziari, al fine di ottenere delle valutazioni migliori, per esempio pagando le proprie passività correnti per migliorare il Quick Ratio.

Perdipiù, Laitinen stesso afferma che gli indici finanziari non rispecchiano la qualità dell'operatività corrente, ma piuttosto come le operazioni passate si riflettono sui risultati finanziari dell'impresa.

Per prevedere la probabilità di default di un'impresa è fondamentale cogliere i primi segnali di difficoltà, quindi, è necessario guardare ai processi operativi dell'azienda (Tuovinen, 2020). Alcuni dei segnali che possiamo cogliere a questo riguardo sono la vendita di immobilizzazioni, la diminuzione del numero di impiegati e la diminuzione dei crediti. Il segnale più rilevante è il ritardo o l'insolvenza nei pagamenti verso i creditori, spesso causa di scarsa redditività e inability di finanziare l'attività. Occorre anche tenere conto dell'entità e della frequenza con cui questo avviene, per discriminare il risultato di errori o negligenza da effettivi segnali di difficoltà. Il cosiddetto "Payment Behaviour" è, ad oggi, spesso considerato nella valutazione creditizia, specialmente nelle PMI, poiché il processo di default è graduale, e prima di che esso abbia effettivamente luogo si verificano spesso rotture di promesse ai creditori. Norden e Weber (2010) verificano che incorporando questo tipo di comportamenti nei modelli di previsione di default, ne migliorano sostanzialmente l'efficacia, in particolar modo per le piccole e medie imprese.

2.3 Omega Score – Capitale umano

Effettuando una revisione della letteratura in merito, Balzano, Giannozzi e Srhoj (2022) constatano la mancanza di un modello di previsione di default per le PMI universalmente riconosciuto e adottato da banche e agenzie di rating. Nel tentativo di svilupparne uno, si differenziano dai modelli precedenti per l'enfasi posta sulla rilevanza del capitale umano nella sussistenza di un'azienda, affiancandolo ai temi più comunemente analizzati dei dati finanziari e del "payment behaviour".

Nel dettaglio, essi esaminano la rilevanza di variabili relative alla direzione e ai dipendenti dell'azienda nel prevedere la possibilità di default.

La ricerca in ambito management ha dimostrato come elementi del corpo dirigenziale, come l'amministratore delegato o il consiglio di amministrazione, possano influenzare i risultati di

un'organizzazione nel medio-lungo periodo, tramite le proprie azioni individuali e comportamenti collettivi. Queste figure sono responsabili di formulare la direzione strategica dell'impresa, applicare i principi organizzativi e aumentare la motivazione dei dipendenti. Il loro operato è centrato sui processi più cruciali per la buona conduzione degli affari.

Le conoscenze e abilità di queste figure apicali nell'organizzazione possono portare a conseguire e mantenere un vantaggio competitivo, ma la mancanza o perdita delle stesse causerà inevitabilmente degli svantaggi.

Altri studi hanno indagato come specifici meccanismi di governance, come la dimensione e composizione del consiglio amministrativo o il grado di potere ed esperienza dell'amministratore delegato, abbiano ripercussioni sull'operato dell'azienda. La magnitudine di questi effetti è amplificata in presenza di fragilità strutturale e ambienti economici turbolenti (Dowell et al., 2011). Garcia e Herrero (2021), per esempio, hanno dimostrato che la diversità di genere all'interno degli organi dirigenziali è negativamente correlata con la probabilità di fallimento.

Nel contesto in esame, le dimensioni ridotte delle imprese amplificano l'impatto di cambiamenti a livello amministrativo e dirigenziale.

Per quanto riguarda la relazione tra le aziende e i dipendenti, è stata analizzata sotto molti punti di vista. La difficoltà nell'assumere e trattenere personale qualificato è una delle principali preoccupazioni dei manager e le aziende stesse indicano il turnover del personale come un fattore critico. La diversità di genere può influenzare positivamente o negativamente la produttività a seconda del contesto sociale in cui l'azienda è inserita e dell'ambito operativo (Zhang, 2020). Anche il turnover è una lama a doppio taglio: tramite di esso è possibile acquisire figure professionali importanti dai competitors, favorendo il circolo di conoscenze, stimolando sviluppo e innovazione, ma questo diventa dannoso al verificarsi del processo inverso, con la perdita di personale che ricopre ruoli chiave nell'organizzazione e i danni diretti e indiretti che ne conseguono. Inoltre, il processo di selezione, assunzione e formazione del personale può diventare molto costoso quando il turnover è elevato.

D'altro canto, la capacità di un'azienda di trattenere a lungo gli impiegati può significare che essa è in grado di capitalizzare sugli investimenti in capitale umano.

Per le piccole e medie imprese, un alto tasso di turnover è particolarmente dannoso, poiché la conoscenza e il know-how sono più concentrati rispetto ad aziende di grandi dimensioni. Tuttavia, gli studi dimostrano che, sotto un certo livello, il ricambio del personale può avere effetti positivi.

L'ipotesi avanzata da Balzano, Giannozzi e Srhoj (2022) è che l'introduzione di variabili attinenti al management e ai dipendenti migliori l'efficacia predittiva del modello, in quanto queste aggiungerebbero informazioni che non sono catturate da fattori finanziari ed economici. Per costruire il modello e testare queste ipotesi, i ricercatori esaminano un campione di piccole e medie imprese della Croazia, con dati relativi al periodo 2015-2019. La Croazia fa parte del mercato unico europeo e le sue imprese sono rappresentate per il 99% da PMI, le quali impiegano circa due terzi della forza lavoro totale. Inoltre, le leggi applicate riguardo ai ritardi nei pagamenti da parte delle imprese sono allineate con le normative europee. Il periodo osservato è stato relativamente privo di shock o fluttuazioni a livello macroeconomico.

Il modello calcola la probabilità di fallimento per l'anno successivo, ed è stato costruito con dati di 2040 imprese, delle quali 1020 fallite nel periodo considerato e altrettante scelte casualmente da un pool di 53 mila imprese ancora operative.

La variabile dipendente adottata è il blocco del conto bancario per 60 giorni, conseguente ad una inadempienza di pagamento. È stata stimata anche una versione del modello che adotta come variabile il blocco di 30 giorni, che solitamente precede quello di 60.

A differenza degli altri modelli, che solitamente fanno riferimento all'avvio di procedure di bancarotta, l'Omega score considera un indicatore prematuro di difficoltà nei rapporti commerciali o con le banche, che potrebbe permettere, agendo tempestivamente, di attuare un piano di recupero per evitare il fallimento, oltre a dare più tempo agli interlocutori dell'azienda di aggiustare le proprie strategie, evitando effetti economici negativi a cascata nella catena di valore.

Le variabili esplicative sono, invece, suddivisibili in quattro categorie:

- Indici finanziari (87)
- Variabili relative al "payment behaviour" (6)
- Variabili relative al management (33)
- Variabili relative ai dipendenti (21)

Inoltre, sono state considerate 17 variabili di controllo riguardanti internazionalità, innovatività, capitale relazionale, connessioni politiche, dimensione ed età dell'azienda, industria di appartenenza e collocazione geografica.

Dalle 164 variabili inizialmente considerate, vengono poi selezionate quelle più determinanti utilizzando il metodo LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator), uno strumento di regressione statistica che effettua sia la selezione delle variabili che la regolarizzazione, al fine di aumentare l'efficacia e interpretabilità del modello risultante.

Il modello è stato inizialmente stimato solo sulle variabili finanziarie, includendo poi gradualmente le altre categorie di variabili e vedendo se queste risultassero rilevanti e se migliorassero le prestazioni del modello.

Come benchmark viene utilizzato, ancora una volta, lo Z²-Score di Altman, ricalibrato sui dati del campione.

La seguente tabella riporta i punteggi AUC ottenuti dal modello benchmark e dai modelli LASSO stimati per le diverse categorie di variabili (60 giorni).

Tabella 1: Punteggi AUC dei modelli a 60 giorni

	Modello benchmark	Indici finanziari	Indici finanziari, variabili management, variabili dipendenti	Indici finanziari, payment behaviour	Indici finanziari, payment behaviour, variabili management, variabili dipendenti
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
AUC	70,4	79,6	82,6	86,0	88,0
Δ AUC rispetto al benchmark	---	9,2	12,2	15,6	17,6

I valori sono riportati in percentuale.

Fonte: Balzano, Giannozzi e Srhoj (2022)

Dalla Tabella 1 notiamo innanzitutto che il modello LASSO è più accurato rispetto al benchmark a parità di categorie di variabili considerate (colonna 2), e che aggiungendo informazioni su payment behaviour, management e dipendenti si migliora la performance del modello, arrivando al punteggio AUC più alto in assoluto di 88,0 per la versione che considera tutte le categorie di variabili (colonna 5), confermando di fatto le ipotesi.

La Tabella 2 illustra le variabili selezionate dal metodo LASSO e i relativi coefficienti.

Tabella 2: Variabili selezionate e coefficienti relativi

	Default 60 giorni	Default 30 giorni
	(1)	(2)
Dummy Surplus	0,346	0,447
Quick ratio	0,204	0,183
Giorni pagamento clienti	1,004	1,003
Giorni pagamento fornitori	1,258	
Utili non distribuiti / totale attivo	0,776	
Costo del personale/ valore aggiunto		1,309
Capitale proprio / Investimenti totali		0,653
Mancati pagamenti precedenti (1)	3,713	3,857
Mancati pagamenti precedenti (2)	5,278	5,747
Mancati pagamenti precedenti (3)	6,450	5,919
Mancati pagamenti precedenti (4)	12,713	17,336
Cambiamenti management	1,899	
Permanenza dipendenti	0,952	0,951
Tasso licenziamenti	2,766	2,682
Costante	0,689	1,012

Fonte: Balzano, Giannozzi e Srhoj (2022)

Le variabili negativamente correlate con la probabilità di default sono la dummy sul surplus, Quick ratio, utili non distribuiti / totale attivo, capitale proprio / investimenti totali e permanenza dipendenti. Quelli positivamente correlati con la possibilità di default sono giorni pagamento clienti e fornitori, costo del personale / valore aggiunto, cambiamenti management e tasso licenziamenti.

Usando le variabili selezionate dal metodo LASSO, è stato applicato il metodo MDA (Multiple Discriminant Analysis) per ottenere il nuovo modello univariato Omega Score. L'applicazione del metodo MDA permette di ottenere un modello più facilmente utilizzabile e interpretabile, al costo di una potenziale perdita di accuratezza.

L'Omega Score assume la seguente forma generale:

$$\begin{aligned} \text{Omega Score} = & \text{Set 1 \{Indici finanziari\}} + \\ & \text{Set 2 \{Variabili Payment behaviour\}} + \\ & \text{Set 3 \{Variabili dipendenti\}} + \\ & \text{Set 4 \{Variabili management\}} \end{aligned}$$

La formula specifica per il modello standard (60 giorni) è la seguente:

$$\begin{aligned} \text{Omega Score} = & \text{Set 1 \{0.003 * Giorni pagamento clienti - 0.328 * Utili non distribuiti /} \\ & \text{totale attivo - 0.617 * Quick ratio - 0.695 * Dummy surplus \}} + \\ & \text{Set 2 \{0.621 * Numero inadempienze pagamenti a breve termine \}} + \\ & \text{Set 3 \{0.626 * Tasso licenziamenti - 0.029 * Permanenza media} \\ & \text{dipendenti \}} + \\ & \text{Set 4 \{0.395 * Cambiamenti nel management \}} \end{aligned}$$

Dopo aver calcolato l'Omega Score per ogni azienda del campione, è stato usato l'algoritmo k-Means per suddividerle in tre gruppi basati sul punteggio:

- Alpha (Omega Score \leq 0.007) – indicativo di una PMI in salute.
- Beta (0.007 < Omega Score \leq 1.626) – indicativo di una PMI che sta nel mezzo, ma sopravvive.
- Gamma (Omega Score > 1.626) – indicativo di una PMI avviata verso il fallimento.

Ancora una volta, questa classificazione dà priorità all'interpretabilità a scapito della precisione. All'interno del campione, tra le aziende che si sono classificate nel gruppo Alpha, il tasso di fallimento è risultato del 15,6%, mentre è del 66% per il gruppo Beta e del 92,2% nel gruppo Gamma. Queste percentuali possono essere utilizzate per calcolare il tasso di rischio relativo tra i gruppi. Per esempio, il tasso di fallimento nel gruppo Gamma è di 5,9 volte superiore rispetto al gruppo Alpha.

A livello di performance, una semplice regressione logit con l'Omega Score come unica variabile indipendente riporta un AUC di 87,2, superando il modello benchmark.

Per quantificare economicamente le migliori ottenute applicando l'Omega Score, gli studiosi hanno esaminato i debiti in capo alle aziende fallite erroneamente classificate da quest'ultimo e dal benchmark. Il debito cumulativo delle aziende fallite all'interno del campione è di 274 milioni di euro. Quelle erroneamente classificate del benchmark, che quindi non ne aveva predetto il default, hanno accumulato debiti per 82.5 milioni di euro. I principali creditori sono

le banche, seguite dai fornitori e per ultimo lo Stato. Applicando, invece, l'Omega Score si ottiene una differenza in positivo di 15,6 milioni, un miglioramento del 18,9%. Possiamo interpretare questa cifra come il potenziale risparmio di banche, fornitori e istituzioni se avessero adottato questo modello per calcolare il proprio rischio.

2.4 Variabili Macroeconomiche

Un'ulteriore branca della ricerca in questo ambito si occupa di analizzare i possibili benefici derivanti dalla considerazione di variabili macroeconomiche nella previsione del default.

La maggioranza degli studi in questa direzione si sono concentrati su campioni provenienti da un unico paese, e prendevano in considerazione aziende medio-grandi, o addirittura quotate.

Felipe, Grammatikos e Michala (2016) si differenziano adottando, invece, un campione di PMI di diversi paesi europei, il che permette di osservare possibili differenze regionali. Inoltre, vengono considerati una vasta gamma di fattori macroeconomici.

Le aziende incluse nel campione provengono da 8 paesi europei diversi: Repubblica Ceca, Francia, Germania, Italia, Polonia, Portogallo, Spagna e Regno Unito. La selezione dei paesi è stata fatta in maniera da catturare le differenze interne all'Europa. A questo scopo i paesi vengono suddivisi in dei sotto-campioni regionali, basati sui seguenti criteri:

- Importanza delle PMI all'interno dell'economia
- Collocazione geografica
- Affinità dell'ambiente macroeconomico
- Letteratura esistente (paesi che vengono comunemente associati negli studi)

I sotto-campioni regionali che si vengono a formare sono i seguenti:

- Gruppo 1: Germania, Francia, UK
- Gruppo 2: Italia, Spagna, Portogallo
- Gruppo 3: Repubblica Ceca, Polonia

Anche questa ricerca adotta una definizione di default che precede l'effettivo fallimento dell'azienda, per dare la possibilità di intervenire tempestivamente e provare a evitare la bancarotta. Per ogni azienda facente parte del campione vengono raccolti dati finanziari per gli esercizi del periodo 1999-2008.

La variabile dipendente è il verificarsi di un “anno di difficoltà”. Un anno è definito “di difficoltà” al realizzarsi di entrambe le seguenti condizioni:

- È l’ultimo anno per cui sono disponibili dati finanziari per l’azienda prima che questa esca dal campione.
- Successivamente, l’azienda:
 - Appare nel campione con lo status “fallimento”, “bancarotta” o “In liquidazione”, oppure
 - Non presenta dati aggiornati, ed aveva capitale proprio negativo il periodo precedente.

Tutti gli altri casi sono considerati come anni “di salute”, compresi quelli di aziende che escono dal campione di analisi per altri motivi, o per cui non si hanno dati aggiornati ma presentavano un capitale positivo all’ultimo periodo.

Questa definizione punta a prevedere la difficoltà economica in generale, piuttosto che fallimenti corredati da procedure legali, poiché queste procedure differiscono da un paese all’altro e non sempre vengono attivate quando una PMI cessa le attività.

Nella selezione delle variabili esplicative, vengono considerati i diversi fattori che possono determinare il verificarsi di un “anno di difficoltà”, che possono essere fattori specifici dell’azienda, relativi all’industria di appartenenza, o legati ad effetti macroeconomici.

Per quanto riguarda i dati finanziari, gli indici selezionati sono 5:

- Utile prima delle imposte / totale attivo
- EBITDA / spese per interessi
- Passività correnti / totale attivo
- Cash flow / passività correnti
- Turnover / passività totali

Altre variabili relative alle caratteristiche delle imprese riguardano dimensioni, industria di appartenenza, numero di azionisti, posizione geografica, forma legale ed età. In particolare, per la dimensione si fa riferimento alla classificazione suggerita dall’Unione Europea in medie, piccole e micro imprese. Sono queste ultime a costituire la maggior porzione del campione. Vengono inserite delle variabili dummy per la dimensione per testare se questa influenzi l’entità degli effetti macroeconomici.

Lo stesso tipo di controllo viene effettuato anche per l'industria di appartenenza, classificando le aziende in 6 macro-settori:

1. Industria agricola, mineraria e manifatturiera
2. Trasporti, comunicazione e servizio pubblico
3. Edilizia
4. Commercio
5. Alloggio e ristorazione
6. Altri servizi

Per quanto riguarda invece le variabili macroeconomiche, vengono utilizzati dati relativi allo stato di appartenenza delle aziende e vengono analizzate tre categorie di variabili:

- Business cycle: andamento della valuta locale, variazione del PIL, debito statale, inflazione, prezzo del petrolio. Queste variabili catturano l'andamento macroeconomico del paese, se l'economia è stabile e in crescita o instabile e in difficoltà.
- Condizioni di credito: tassi di interesse, variazioni nei volumi dei prestiti bancari
- Codici fallimentari: normative sulla bancarotta e l'insolvenza, tassi di recupero di aziende in difficoltà, diritti dei creditori.

Per questa categoria di variabili ci si aspetta che quelle rilevanti differiscano tra i diversi sottogruppi, a seconda delle caratteristiche dei Paesi di appartenenza.

Viene, inoltre, osservata l'interazione tra le variabili macroeconomiche e le dummy per industria e dimensione precedentemente citate.

Vengono creati dei modelli definiti "generici", ottenuti dai dati del campione totale, e modelli "regionali", costruiti sui dati dei singoli sottogruppi.

Tra i modelli generici, quello che ottiene una performance migliore, con un punteggio AUC di 0,843, è quello che include tutte le categorie di variabili, dimostrando l'efficacia delle variabili macroeconomiche nel prevedere il default.

I risultati riguardanti gli indici finanziari confermano sostanzialmente quanto risulta anche dai modelli precedentemente discussi.

Risultati interessanti relativi alle caratteristiche dell'azienda riguardano il numero di azionisti e il posizionamento in aree urbane.

Nel dettaglio, le PMI con meno di tre azionisti sono maggiormente a rischio default, probabilmente perché un numero inferiore di azionisti significa maggiore difficoltà nel reperire capitale in momenti di difficoltà.

Il posizionamento in un'area urbana è anch'esso correlato positivamente alla probabilità di default, possibilmente a causa della maggior competizione, i costi fissi più alti, e la maggior possibilità per i proprietari di trovare altri impieghi.

In questo modello, le variabili macroeconomiche selezionate sono: variazione del tasso di cambio, tasso di disoccupazione, indicatore del sentimento economico e variazione del credito concesso dalle banche.

Quello che ricaviamo è che un apprezzamento della valuta, un aumento del volume di prestiti bancari, e in generale l'andamento positivo o anche solo una percezione positiva dell'andamento dell'economia riducono la probabilità di fallimento per le PMI.

Guardando all'effetto industria, la dummy relativa al macro-settore 1 (agricola, mineraria, manifatturiera) si è rivelata non significativa. L'appartenenza ai settori 2 e 4 è negativamente correlata con le probabilità di default, mentre quella ai settori 3 e 5 presenta correlazione positiva.

Osservando gli effetti di interazione tra le variabili, quelli più interessanti si riscontrano tra variabili macroeconomiche e dimensione delle imprese. Dal modello si ricava che realtà di dimensioni minori sono relativamente più sensibili ai fattori ambientali e macroeconomici.

Passando ai modelli regionali, notiamo innanzitutto un miglioramento delle performance per tutti i sottogruppi. È interessante notare che le variabili aziendali rilevanti sono le stesse, con lievi differenze nei coefficienti rispetto al modello generico, il che indica che le PMI europee hanno gli stessi fattori di rischio intrinseci. Diversa è la situazione per le variabili ambientali, in cui riscontriamo sensibilità a fattori diversi a seconda delle caratteristiche e condizioni locali. Per i paesi del sottogruppo 1 (Francia, Germania, UK), il modello regionale necessita soltanto di due variabili macroeconomiche (variazione del credito bancario e crescita del PIL) per ottenere un potere predittivo soddisfacente, superiore al modello generico. Questo suggerisce che queste economie, più "forti" rispetto agli altri Paesi del campione, sono meno sensibili a cambiamenti macroeconomici.

Nel sottogruppo 2 (Italia, Spagna, Portogallo), le variabili macroeconomiche incluse nel modello regionale sono pressoché le stesse del modello generico, ma con ampie variazioni dei coefficienti dovute alla maggiore sensibilità all'andamento macroeconomico delle economie in questione, meno stabili rispetto al sottogruppo 1.

Nel sottogruppo 3 (Repubblica ceca, Polonia) abbiamo delle nuove variabili macroeconomiche che vengono selezionate per il modello regionale, quali la volatilità del tasso di cambio e il rendimento a 10 anni delle obbligazioni di stato. Queste differenze sono giustificabili quando consideriamo che questi paesi non fanno parte dell'Eurozona, quindi un'alta volatilità del tasso di cambio significa instabilità economica. Il rendimento delle obbligazioni statali è, invece, una

proxy del tasso di interesse, positivamente correlato al default. Questo riflette un rischio intrinseco più alto di queste economie.

La conclusione che possiamo trarre da questo modello è che l'andamento generale dell'economia influenza inevitabilmente gli attori di quel contesto, perciò l'inserimento di variabili macroeconomiche migliora la previsione del fallimento per le PMI, soprattutto se applicato a modelli regionali che considerano le specificità del territorio per cui vengono sviluppati.

2.5 Innovazione

Con l'avvento e la crescita della "knowledge economy" sono contestualmente sorte molte start-up innovative, alcune delle quali diventate in pochi decenni colossi dell'economia mondiale. Talune ricerche hanno collegato questo fenomeno alla maggiore propensione alla sperimentazione e al rischio di imprese piccole rispetto ad aziende già consolidate (Arora et al., 2001).

Tuttavia, si è altresì riscontrato che le aziende innovative incontrano spesso vincoli finanziari. Hall (2002) conclude che le aziende che sono molto impegnate in attività di R&S presentano solitamente indici di leverage inferiori alla media, indicando una difficoltà nel reperire capitali esterni, dovendo quindi ricorrere all'autofinanziamento.

Questo è ancora più vero per le PMI, finanziate principalmente tramite debito.

Questo problema è verosimilmente riconducibile ad una asimmetria informativa tra i possibili investitori e gli inventori/imprenditori, i quali sono gli unici ad avere una vera comprensione del potenziale tecnologico e commerciale del loro prodotto.

Seguendo una branca della ricerca che indaga l'effetto dell'innovazione sulla probabilità di default, Pederzoli, Thoma e Torricelli (2012) si propongono di creare un modello di rating per le PMI innovative, basato su dati economici del bilancio e informazioni relative ai brevetti depositati dalle aziende.

Per costruire il campione, hanno preso in esame le aziende europee che hanno fatto almeno una richiesta di deposizione di un brevetto, selezionando poi quelle con un turnover compreso tra 1 e 50 milioni di euro, in linea con la definizione UE di PMI.

In mancanza, invece, di una definizione univoca di default da parte dell'UE, i ricercatori si rifanno a quella più comunemente adottata dalla letteratura: una azienda è definita in default quando il valore delle sue attività è inferiore a quello delle sue passività, quindi presenta capitale proprio negativo.

Sono quindi selezionate tutte le aziende fallite per le quali sono disponibili informazioni finanziarie e dati di bilancio, appartenenti a 5 macro-settori: industria “low-tech”, chimica e farmaceutica, manifatturiera, distribuzione e servizi. Vengono poi casualmente selezionate aziende ancora attive per completare il campione, che risulta infine composto da 3632 aziende, di cui 218 fallite.

Per le variabili finanziarie, si fa riferimento alle categorie di indici avvalorati dalla letteratura come più efficaci nella previsione del default per le PMI.

Nella ricerca sull’innovazione, la letteratura guarda spesso ai brevetti depositati come strumento di misurazione. Vengono quindi costruite due variabili, che misurano rispettivamente la quantità e il valore dei brevetti presentati da queste imprese.

Per quanto riguarda la quantità, si vuole misurare la produttività relativa delle attività di R&S. Nelle PMI le spese di ricerca e sviluppo sono spesso difficili da definire, in quanto non vengono solitamente riportate in bilancio e sono parzialmente sovrapposte ad altre attività operative. Si guarda quindi al rapporto tra il numero di brevetti presentati e il numero di ricercatori attivi in un arco di 5 anni.

Per calcolare il valore delle innovazioni, viene utilizzato un indice a fattori multidimensionali, costruito da indicatori per la dimensione della famiglia di brevetti, il numero di citazioni e il numero di classi tecnologiche.

Viene inoltre considerata la svalutazione della conoscenza, la quale è cumulativa, e presenta quindi un tasso più alto rispetto ad altre risorse. Seguendo l’approccio di altri studi, viene adottato un tasso di svalutazione del 15%.

Vengono stimati 4 modelli, il primo dei quali contenente solo le variabili finanziarie e utilizzato come metro di paragone.

Il modello 2 include la variabile riguardante la quantità di brevetti, e presenta dei risultati interessanti; infatti il coefficiente, nonostante sia negativo come ci si aspetterebbe, risulta non significativo. In altre parole, sembrerebbe che la quantità di brevetti presentati non contribuisca a diminuire il rischio di default.

Nel modello 3 viene introdotta anche la variabile sul valore dell’innovazione, il cui coefficiente è negativo e questa volta significativo.

Il fatto che la produttività delle attività di R&S non basti di per sé a diminuire il rischio di default è, in realtà, coerente con la ricerca in materia. Per esempio, Arora et al. (2001) enfatizzano i rischi di commercializzazione di nuove tecnologie, specialmente per piccole imprese che non controllano i beni complementari necessari all’opportuno sfruttamento delle stesse.

Per questo motivo, nel modello 4 viene introdotto un termine di interazione tra la quantità di brevetti e la struttura di capitale, precisamente l'indice sul leverage. In questo modello la variabile sulla produttività acquisisce un forte potere predittivo. Nello specifico, analizzando l'interazione tra questa e il livello di leverage, si osserva che il numero di brevetti aumenta il rischio quando il capitale è basso, mentre lo diminuisce quando un'impresa è sufficientemente capitalizzata.

Confrontando questo ultimo modello con quello esclusivamente finanziario, gli studiosi ottengono un miglioramento di potere predittivo del 4.5%.

2.6 Reti Neurali Artificiali

Questa sezione riguarda l'aspetto metodologico della creazione di un modello, piuttosto che la considerazione di diversi fattori.

Dopo il contributo di Altman (1968), per un periodo l'approccio metodologico prevalente fu quello dell'analisi discriminante multivariata (MDA). Affinché questa porti a risultati significativi, devono essere rispettate due condizioni:

- le variabili esplicative devono seguire una distribuzione normale
- le matrici di dispersione (varianza e covarianza) devono essere uguali tra i due gruppi (aziende fallite e attive)

Per questo, sono sorte alcune perplessità sull'effettiva applicabilità di questo metodo, quando le variabili adottate fanno riferimento a dati di bilancio non lineari e non completamente indipendenti tra loro.

Studi successivi hanno cercato di risolvere il problema adottando regressioni logit e modelli probit; tuttavia, anche questi presentano delle limitazioni, in quanto funzionano solo per relazioni monotoniche tra le variabili dipendenti e quelle esplicative.

Si manifesta quindi il bisogno di un approccio che rilassi i vincoli sui dati.

Le reti neurali artificiali (d'ora in poi "RNA") sono una tecnica di intelligenza artificiale introdotta da McCulloch e Pitts (1943), che replica il funzionamento della rete di neuroni del cervello umano. Le RNA consistono in un gruppo di neuroni artificiali in grado di scambiarsi e processare informazioni. La struttura della rete neurale cambia, in relazione ai flussi di informazione interni ed esterni, durante il processo di apprendimento, considerando funzioni di relazione non lineare per analizzare l'interazione tra variabili indipendenti. Non solo le reti neurali non necessitano di alcuna assunzione sulla forma o relazione delle variabili, ma ne

esplorano le possibili correlazioni nascoste, che vengono utilizzate come ulteriori variabili esplicative.

Ciampi e Gordini (2013) applicano questo strumento ad un campione di oltre 7000 PMI italiane per predirne la probabilità di default. Le loro ipotesi sono che costruendo un modello basato sulle RNA si ottengano performance migliori rispetto a metodi tradizionali, e che la struttura del campione influenzi la precisione del modello; quindi che questo sia più preciso quando il campione viene suddiviso in base a determinate caratteristiche piuttosto che prendendolo in aggregato.

Essi adottano come definizione di default l'avvio di procedure legali di bancarotta o liquidazione, e costruiscono il campione tramite un approccio caso-controllo, spesso utilizzato in medicina.

Questo approccio consiste nel selezionare due gruppi di soggetti, uno in cui questi presentano il tratto da studiare, e uno composto da soggetti simili, ma che non lo presentano, per catturarne le differenze.

In questo caso viene selezionato un gruppo di aziende fallite, e un altro composto da aziende ancora attive con simili dimensioni, posizione geografica e settore. Le aziende fallite selezionate provengono da tutta Italia, fanno parte del settore manifatturiero, edilizio o dei servizi, sono fallite nel 2005 e avevano un bilancio regolare nel 2001. Sono in totale 3563 imprese. Per il secondo gruppo, sono state selezionate, tramite i criteri di cui sopra, un totale di 3550 imprese attive al 2005.

Le variabili esplicative, di natura economico-finanziaria, sono state scelte sulla base dell'impiego nella letteratura esistente e dell'abilità di descrivere i caratteri essenziali di profittabilità, leverage e liquidità, selezionandone 10.

Vengono elaborati tre modelli, uno tramite RNA, uno con MDA e uno con regressione logit (LR), per confrontarne le prestazioni. Vengono calcolati e testati prima a livello aggregato, successivamente suddividendo le aziende per dimensione, settore di appartenenza e area geografica.

Nel test sul campione aggregato, il modello RNA classifica correttamente il 68,4% delle imprese, ottenendo risultati migliori sia rispetto al modello LR (+1,8%) che a quello MDA (+3,8%).

Quando le aziende vengono classificate in base alle loro caratteristiche, si osserva, innanzitutto, un miglioramento delle prestazioni per tutti i modelli, confermando la seconda ipotesi.

Suddividendo il campione in classi dimensionali, il modello RNA ottiene una precisione complessiva del 72,8%, superando di 5,8% MDA e di 6,3% LR. La precisione di tutti i modelli aumenta al crescere della dimensione delle imprese, ma è interessante notare che la maggior

differenza in termini di precisione si ha nella categoria più piccola (+11% di precisione per RNA). Anche nelle suddivisioni per settore e area geografica il modello ad intelligenza artificiale si dimostra superiore a quelli tradizionali, ma il potere predittivo è minore rispetto alla classificazione per dimensioni.

I modelli sono stati testati anche accoppiando le caratteristiche, ed è qui che si notano le maggiori differenze, arrivando ad un miglioramento medio del 17% rispetto ai modelli tradizionali per la coppia settore-area geografica. Questo è imputabile alla sopracitata capacità delle reti neurali di cogliere quelle correlazioni “nascoste” che difficilmente possono essere colte dagli altri modelli. Possiamo, quindi, considerare confermata anche la prima ipotesi, constatando che il modello basato su reti neurali artificiali ottiene mediamente risultati migliori rispetto ai modelli MDA e LR.

Capitolo 3:

Implicazioni Manageriali

In questo capitolo si discutono le implicazioni di quanto messo in luce dai modelli finora analizzati, adottando un'ottica manageriale e tentando di ricavare delle considerazioni che aiutino i manager a garantire la sopravvivenza della propria impresa.

Innanzitutto, può essere utile una riflessione su quali modelli, tra quelli analizzati, potrebbero essere adottati in un ambito aziendale. Essi, infatti, differiscono notevolmente per metodologie e fattori considerati, e alcuni di essi potrebbero rivelarsi troppo elaborati o dispendiosi per essere adottati da piccole e medie imprese; per esempio, quelli basati sulle reti neurali. Altri potrebbero necessitare di informazioni non facilmente reperibili, come quelli che includono variabili macroeconomiche.

Questi modelli complessi appaiono senz'altro applicabili da altri soggetti, comunque collegati alle PMI, come ad esempio banche ed altri intermediari finanziari, al fine di ottenere dei rating più accurati per le stesse.

Per le finalità di gestione interna di una PMI, invece, modelli come lo Z''-Score o l'Omega Score sembrano più facilmente implementabili e offrono risultati di più facile interpretazione, rappresentando in tal senso dei potenziali strumenti per i manager di queste imprese.

Tutto ciò premesso, le considerazioni che seguono cercano di trarre spunto da tutto quanto visto fino ad ora.

Ripartendo dalle stesse motivazioni che ci hanno spinto ad interessarci ai modelli di previsione di default per le PMI, la principale difficoltà sistematicamente riscontrata da queste aziende è da ricondursi al reperimento di capitali.

Sebbene l'adozione, da parte delle banche, di modelli dedicati alle PMI, eventualmente prendendo in considerazione il contesto macroeconomico o le caratteristiche dell'azienda stessa, potrebbe agevolare la concessione di finanziamenti, in questo capitolo si vuole volgere lo sguardo alle imprese.

Facendo riferimento alle già esposte criticità nel rapporto banche-PMI, una prima considerazione riguarda il bisogno di un cambiamento di approccio anche da parte delle imprese. Adottando un comportamento più aperto, trasparente e collaborativo, offrendo informazioni supplementari, oltre a quelle strettamente necessarie e accettando un intervento più partecipativo da parte delle banche, anziché vederle solamente come delle controparti da convincere a concedere un finanziamento, potrebbe rivelarsi più semplice ottenere i fondi per continuare ad espandere le proprie attività.

Inoltre, è utile ricordare che nel tempo si sono sviluppati una serie di strumenti di finanziamento alternativi a quelli tradizionali, ad esempio crowdfunding, direct lending, private equity, venture capital o l'emissione di minibond. Queste strade alternative sono raramente considerate nel nostro contesto, come risulta dal sondaggio della Commissione Europea sulle fonti di finanziamento delle imprese (SAFE report, 2019), che testimonia che la principale fonte di finanziamento adottata dalle PMI europee sono le linee di credito (51% delle imprese), seguite da leasing (47%) e prestiti bancari (46%). All'ultimo posto troviamo l'equity capital (11%), testimonianza di come l'entrata di nuovi soci sia valutata negativamente dagli imprenditori, e di come le aziende siano ancora restie ad esplorare queste fonti alternative.

Reperire capitali non è l'unico ostacolo incontrato dalle PMI; facendo riferimento alle categorie discusse di redditività, solvibilità e liquidità possiamo ricavare ulteriori considerazioni.

Partendo dalla redditività, un primo tentativo per aumentarla potrebbe essere quello di incrementare semplicemente i prezzi, in modo da aumentare il margine sulle vendite. Bisogna, però, considerare l'elasticità della domanda al prezzo, che potrebbe portare a risultati controproducenti. Un'opzione più sicura per aumentare i margini sulle vendite è quella di analizzare le proprie strutture dei costi, identificando eventuali inefficienze e migliorando i propri processi di generazione del valore, al fine di ridurre le spese mantenendo il prezzo invariato, ottenendo anche una gestione più efficiente. Un altro approccio per l'incremento della redditività è quello di analizzare in maniera estensiva il ritorno sull'investimento, prima di intraprendere un progetto, tramite ricerche di mercato, analisi del valore attuale netto e del periodo di pareggio, per massimizzare le probabilità di successo.

Parlando, invece, di solvibilità, struttura del capitale e leverage, è difficile identificare un approccio come migliore in assoluto. Sebbene un livello alto di finanziamento a credito sia generalmente considerato un segnale di stress economico, è altresì utile fare appoggio su capitali esterni per finanziare la propria crescita, quando l'autofinanziamento non è un'opzione. Anche la ricerca in merito ha portato a risultati contrastanti; Psillaki e Eleftheriou (2015) verificano che le PMI tendono a preferire l'autofinanziamento al credito, e riscontrano che le aziende più redditizie ricorrono meno al credito rispetto alla media, poiché hanno maggiori possibilità di autofinanziarsi. D'altra parte, Gill et al. (2011) replicano che il ricorso al debito obbliga ad una maggior considerazione del rischio prima di intraprendere un progetto di investimento, il che conduce ad una migliore conduzione degli affari e ad un miglioramento della performance.

Gharsalli (2019), indagando sugli effetti del leverage sulla performance, conclude che un alto tasso di debito è correlato ad una peggiore performance media e una maggiore variabilità della stessa. Collega questi risultati alla teoria dei "costi di agenzia", cioè i costi derivanti dalla

presenza di più stakeholder i cui interessi non coincidono completamente. Osserva, però, che le imprese dotate di beni materiali che possano fungere da garanzia per un prestito, vedono un'inversione dell'effetto del debito, che diventa positivo per la performance e negativo per la variabilità.

Risulta difficile ricavare una considerazione univoca su questo punto, ma è possibile affermare che, nonostante ricorrere agli utili accumulati per intraprendere nuovi progetti sia più sicuro, fare ricorso a livelli adeguati di debito resta una valida opzione di finanziamento, e che questo potrebbe anche portare ad un aumento della produttività.

Per quanto riguarda la liquidità, essa è generalmente considerata negativamente correlata con la redditività. Mantenere risorse liquide significa non poterle investire in progetti che aumentino i profitti. D'altro canto, un certo livello di liquidità è necessario perché l'azienda sia in grado di assolvere le proprie obbligazioni. Un'efficace gestione della liquidità significa, quindi, mantenere risorse liquide sufficienti a garantire lo svolgimento della normale operatività, e simultaneamente un controllo che minimizzi il fabbisogno di queste risorse, in modo da poter investire il più possibile in progetti di crescita.

Precedentemente, si è discusso il ruolo del "payment behaviour" come indicatore dello stato di salute di un'azienda, poiché il default è spesso preceduto da segnali quali le difficoltà a pagare in tempo i fornitori. Ricevere pagamenti puntuali è necessario per un'impresa per mantenere un adeguato cash flow ed evitare di incorrere in difficoltà economiche a sua volta. I manager possono usare questo tipo di informazione per analizzare i propri clienti, classificandoli e identificando quelli che possono rivelarsi rischiosi, eventualmente chiedendo a questi pagamenti anticipati o altre forme di garanzia. Un'altra strategia potrebbe essere quella di offrire incentivi per i pagamenti anticipati, come degli sconti.

Un altro fattore che influenza le prestazioni delle aziende è il capitale umano. Nel panorama economico moderno, in cui la conoscenza è una risorsa economica primaria, la differenza tra successo e fallimento è sempre più legata alle persone che compongono un'organizzazione.

In particolare, questo è vero per le persone all'apice dell'organizzazione, che ne controllano la gestione e la direzione strategica, vale a dire il management.

Nell'analisi della letteratura, abbiamo evidenziato come alcuni aspetti del Consiglio di amministrazione o della struttura proprietaria possono ridurre le probabilità di default, per esempio la diversità di genere nel CDA o la presenza di più proprietari.

Altri autori, come Hambrick e Fukutomi (1991) hanno esaminato le diverse fasi del mandato di un amministratore delegato, collegate alle fasi della sua vita personale, che si riflettono sulle sue decisioni esecutive, e quindi sui risultati dell'impresa, con effetti positivi o negativi. Questo effetto è facilmente osservabile nelle PMI italiane, con la figura del proprietario/imprenditore,

spesso restio ad affidare il suo ruolo ad altri, anche quando perde la sua capacità imprenditoriale, determinando il declino della propria impresa.

Per massimizzare le possibilità di successo, è necessario avere una comprensione delle risorse di capitale umano e delle sinergie tra figure professionali che rappresentano un vantaggio competitivo, ed adoperarsi per mantenerle e rafforzarle. Nello stesso processo, occorre analizzare le connessioni che non funzionano, comprendere il problema, identificare eventuali punti deboli e risolvere la situazione.

Un altro aspetto importante è la formazione del personale. Ju e Li (2019) osservano che la partecipazione a percorsi formativi da parte dei dipendenti è correlata positivamente con la loro soddisfazione e negativamente con la volontà di cambiare posto di lavoro. Quindi, un adeguato investimento in questo tipo di attività contribuisce ad evitare un turnover troppo elevato, con i conseguenti costi di ricerca e sostituzione del personale, oltre che rendere i dipendenti più partecipi, aumentandone la produttività (Zwick 2004).

Il lavoro di Felipe, Grammatikos e Michala (2016), dimostra come i fattori ambientali influenzino fortemente i risultati ottenuti dalle imprese. Tenere conto di questi può essere utile soprattutto per le realtà più piccole, che abbiamo visto essere maggiormente esposte a questi effetti, che peraltro nel nostro paese sono più marcati rispetto ad altri paesi europei. Strumenti come l'analisi PESTEL aiutano ad essere più consapevoli delle minacce ed opportunità legate al contesto ambientale, e possono essere utilizzati non solo nella scelta iniziale di dove stabilire la propria impresa, ma anche a valutare possibilità di outsourcing di determinate attività o apertura di nuove strutture, ad esempio volgendo le proprie attenzioni verso paesi in cui è relativamente facile ottenere finanziamenti o che offrono particolari agevolazioni per le nuove imprese. Inoltre, avere un prospetto dell'andamento macroeconomico permette di adattare la strategia aziendale, preparandosi ad affrontare un periodo di crisi o a sfruttare un momento favorevole.

Conclusioni

Nella prima parte dell'elaborato si mettono in luce le motivazioni per cui si è scelto di concentrarsi sui modelli di previsione di default per le PMI, partendo dall'importanza che queste hanno a livello di occupazione e creazione del valore aggiunto all'interno del nostro Paese, confrontandone la rilevanza rispetto ad altri Stati. Vengono poi discusse le motivazioni delle criticità nel rapporto tra banche e piccole e medie imprese, che rendono complicato per quest'ultime ottenere capitali da investire nella propria crescita, oltre alle specificità di queste realtà economiche che rendono inefficaci i modelli di rating sviluppati per aziende quotate. Appurata la necessità di rivolgersi a modelli specifici per le PMI, ed i benefici che questo comporta, il secondo capitolo procede in un'analisi di alcuni di questi modelli sviluppati negli ultimi decenni. L'obiettivo non è quello di decretare la superiorità di uno di questi sugli altri, risolvendo la necessità di un modello unico di riferimento per le PMI, e questo rappresenta probabilmente un limite di questo studio, nonché un campo aperto per ricerche future. Il fine, tuttavia, è quello di ottenere una migliore comprensione dei fattori che condizionano le prestazioni di un'azienda. Da questa analisi possiamo concludere che gli indici finanziari, sebbene raccolgano informazioni essenziali, non sono sufficienti a dipingere un quadro completo dello stato di salute di un'impresa, la cui complessità è meglio inquadrata da modelli che li integrano a informazioni sul capitale umano, l'ambiente macroeconomico, il suo apporto all'innovazione o che adottano metodologie alternative per la previsione della probabilità di default. La parte finale dell'elaborato raccoglie una serie di considerazioni rivolte ai manager di PMI, nel tentativo di aiutarli a comprendere ed affrontare le tematiche più rilevanti emerse dall'analisi, quindi a garantire un futuro prospero alla propria azienda.

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

Altman E., 1968. *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Default*. Journal of Finance, 2, 189-209.

Altman E.I., Balzano M., Giannozzi A., Srhoj S., 2022. *Revisiting SME default predictors: The Omega Score*. Journal of Small Business Management.

DOI: 10.1080/00472778.2022.2135718

Disponibile su: <https://doi.org/10.1080/00472778.2022.2135718>

Altman E. I., Iwanicz-Drozdowska M., Laitinen E. K., Suvas A., 2016. *Financial Distress Prediction in an international Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model*. Journal of International Financial Management & Accounting. Volume 28, Issue 2.

Arora A., Fosfuri A., Gambardella A., 2001. *Markets for technology: The economics of innovation and corporate strategy*. MIT Press, Cambridge, MA

Ciampi F., Gordini N., 2013. *Small enterprise default prediction modeling through artificial neural networks: An empirical analysis of Italian small enterprises*. Journal of Small Business Management, 51(1), 23–45.

Deshpande P.P., 2023. Underscoring contribution of MSME sector to economic growth of India. *The Times of India* [online].

Disponibile su: <https://timesofindia.indiatimes.com/blogs/truth-lies-and-politics/underscoring-contribution-of-msme-sector-to-economic-growth-of-india/> [13/11/2023]

Dowell G., Shackell M. B., Stuart N. V., 2011. *Boards, CEOs, and surviving a financial crisis: Evidence from the internet shakeout*. Strategic Management Journal, 32(10), 1025–1045. <https://doi.org/10.1002/smj.923>

Filipe S. F., Grammatikos T., Michala D., 2016). *Forecasting distress in European SME portfolios*. Journal of Banking and Finance, 64, 112–135.

<https://doi.org/10.1016/j.jbankfn.2015.12.007>.

García C. J., Herrero B., 2021. *Female directors, capital structure, and financial distress*. Journal of Business Research, 136, 592–601. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.07.061>

Gharsalli M., 2019. *High leverage and variance of SMEs performance*, Journal of Risk Finance, Vol. 20 No. 2, pp. 155-175. <https://doi.org/10.1108/JRF-02-2018-0011>

Gill A., 2011. *The effects of capital structure on profitability: Evidence from United States*. International Journal of Management. 28. 3-15.

Gröschl J., 2023. *Small and medium-sized enterprises (SMEs) remain an important economic sector in Germany* [online]. Institut für Mittelstandsforschung (IfM), Bonn.

Disponibile su: https://www.research-in-germany.org/idw-news/en_US/2023/10/2023-10-27_Small_and_medium-sized_enterprises_SMEs_remain_an_important_economic_sector_in_Germany.html
[13/11/2023]

Istat, 2022. *IMPRESE*.

Disponibile su: <https://www.istat.it/storage/ASI/2022/capitoli/C14.pdf>

Hall B.H., 2002. *The financing of research and development*, NBER Working Paper No. 8773

Hambrick D. C., Fukutomi G. D. S., 1991. *The Seasons of a CEO's Tenure*. The Academy of Management Review, 16(4), 719–742. <https://doi.org/10.2307/258978>

Ju B., Li J., 2019. *Exploring the impact of training, job tenure, and education-job and skills-job matches on employee turnover intention*, European Journal of Training and Development, Vol. 43 No. 3/4, pp. 214-231. <https://doi.org/10.1108/EJTD-05-2018-0045>

Istat, 2022. *Ricerca e Sviluppo in Italia 2020-2022*.

Disponibile su: <https://www.istat.it/it/files/2022/09/Report-Ricerca-e-sviluppo-2020-2022.pdf>
[13/11/2023]

Kobe K., Schwinn R., 2018. *Small Business GDP 1998-2014*, U.S. Small Business Administration Office of Advocacy, Washington DC.

Disponibile su: <https://advocacy.sba.gov/wp-content/uploads/2018/12/Small-Business-GDP-1998-2014.pdf> [13/11/2023]

Kwaak T. 2019. *SAFE analytical report 2019*. European Commission, Bruxelles. 10.2873/418391.

Laitinen E. 1992. *Konkurssin ennustaminen. Vaasan Yritysinformaatio*. Vaasa.

McCulloch W.S., Pitts W., 1943. *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*. Bulletin of Mathematical Biophysics 5, 115–133.

Norden L., Weber M., 2010. *Credit Line Usage, Checking Account Activity, and Default Risk of Bank Borrowers*. The Review of Financial Studies, Volume 23, Issue 10.

Pavan F., 2014. *Banca-PMI: criticità della relazione e metodi di valutazione*. Università Ca' Foscari, Venezia, Facoltà di Economia.

Piunti M., 2023. Pmi sempre più indipendenti dalle banche per il trade finance. *Il sole 24 ore* [online].

Disponibile su: <https://www.ilsole24ore.com/art/pmi-sempre-piu-indipendenti-banche-il-trade-finance-AEPXMADD> [13/11/2023]

Psillaki M., Eleftheriou K., 2015. *Trade Credit, Bank Credit, and Flight to Quality: Evidence from French SMEs*. *Journal of Small Business Management*, 53: 1219-1240.

<https://doi.org/10.1111/jsbm.12106>

Tuovinen T., 2020. *Real-time classification of SMEs credit and risk ratings and the impact of financial indicators and payment behaviour*. Haaga-Helia University of Applied Sciences.

Zhang L., 2020. *An institutional approach to gender diversity and firm performance*.

Organization Science, 31(2), 439–457. <https://doi.org/10.1287/orsc.2019.1297>

Zwick T., 2004. *Employee participation and productivity*, *Labour Economics*, Volume 11, Issue 6, Pages 715-740, <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2004.02.001>.