



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

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

**Modellizzazione del Rischio di Credito delle PMI:
una proposta di modello alternativo**

RELATORE:

CH.MA PROF.SSA Elisa Tosetti

LAUREANDO: Francesco Salvagnin

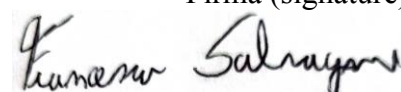
MATRICOLA N. 2002662

ANNO ACCADEMICO 2022 – 2023

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)

A handwritten signature in black ink, appearing to read "Emanuele Salvarani". The signature is written in a cursive style with some stylized flourishes.

Indice

Introduzione.....	2
1. Definizioni.....	4
1.1 Definire le PMI.....	4
1.2 La definizione di default risk.....	6
1.3 Revisione della letteratura esistente.....	6
2. Lo studio di Altman e Sabato	8
2.1 Database	8
2.2 Scelta delle Variabili	10
2.3 Modello logistico.....	16
2.4 Il modello logistico nello studio di Altman e Sabato.....	17
3. Una proposta di modello alternativo.....	19
3.1 Obiettivo.....	19
3.2 Strumenti e Metodi	19
3.3 Risultati e analisi	22
3.4 Discussione.....	25
3.5 Proposte di ricerca	25
Conclusione	27
Bibliografia.....	28
Sitografia	30

Introduzione

Il rischio maggiore per le istituzioni bancarie è il cosiddetto *default risk*; questo avviene quando coloro che possiedono un debito con le banche sono impossibilitati a pagare, diventando così insolventi. Il recupero dei loro crediti è molto complicato, causando solitamente perdite ingenti nel settore finanziario. In questo scenario le aziende hanno un ruolo chiave in quanto sono i clienti con cui gli istituti di credito hanno maggiore esposizione. Questo, di conseguenza, porta le aziende a essere scrupolosamente controllate e catalogate in base alla loro probabilità di insolvenza.

Tutto ciò ha portato alla nascita di una branca della Finanza legata allo studio e all'analisi del *default risk* basati su modelli matematici finalizzati a prevedere il fallimento delle aziende che richiedono un prestito. Questi modelli negli anni si sono sempre più evoluti aumentando le loro capacità predittive e avendo un impatto sempre maggiore nell'economia. Allo scopo di analizzare al meglio le diverse tipologie di imprese, questi modelli sono andati incontro a una maggiore specializzazione per quanto riguarda il target di azienda studiata. Nello scenario delle piccole e medie imprese, interessante appare il modello proposto da Altman e Sabato (2007) allo scopo di analizzare al meglio il *default risk* in questa specifica tipologia di azienda. Tramite l'utilizzo di variabili legate ai *financial ratio*, gli autori sono riusciti a realizzare un modello più performante rispetto ai precedenti.

Ciò che verrà proposto in questo lavoro di tesi è un modello statistico che prende spunto dallo studio dei due autori, in cui verrà inserita una variabile aggiuntiva rispetto ai *financial ratio* che prende in considerazione il numero di manager e dirigenti presenti nell'azienda. Tale variabile è, quindi, legata alla struttura societaria dell'azienda, più che ai rapporti finanziari calcolati a partire dal *financial statement*.

A questo scopo, verranno inizialmente analizzate le piccole e medie imprese (PMI) verrà proposta una breve trattazione delle loro caratteristiche e delle tipologie di finanziamento che esse richiedono (1.1). Poi, verrà analizzato il concetto di *default* in termini economico-giuridici (1.2). Successivamente verrà effettuata una revisione della letteratura nel campo dei modelli di previsione del fallimento delle SME (1.3).

Nel capitolo successivo verrà svolta un'analisi del lavoro di Altman e Sabato (2007). Verrà analizzato il database utilizzato dagli autori (2.1), svolgendo poi, uno studio delle variabili utilizzate, comparandole con possibili alternative (2.2). Verrà successivamente presentato il modello

logistico che sarà fondamentale nelle successive parti dell'elaborato (2.3). Saranno infine presentati e confrontati tre modelli: due elaborati da Altman e Sabato e il terzo, lo Z-Score (2.4).

Successivamente, sarà presentato un modello alternativo la cui peculiarità è la presenza di una variabile di diversa natura oltre a quelle legate ai *financial ratio*. Saranno presentati gli obiettivi del modello (3.1), illustrati gli strumenti utilizzati, analizzati i dati del database e come quest'ultimi sono stati manipolati (3.2). Saranno poi confrontati i risultati dei due modelli: quello proposto in questo elaborato e quello con solo variabili legate ai *financial ratio*, con lo scopo di valutare quale abbia la maggior capacità predittiva (3.3). Verrà infine presentata una discussione dei risultati ottenuti (3.4) e verranno avanzate alcune proposte di ricerca (3.5).

1. Definizioni

1.1 Definire le PMI

Le PMI (*piccole e medie imprese*) sono fondamentali per l'economia di svariati paesi; infatti, secondo EUROSTAT, circa due terzi della popolazione lavorativa è occupata nelle PMI. Inoltre, esse producono il 60% del valore aggiunto nell'Unione Europea. In aggiunta, il 97% delle aziende europee membri dell'OECD¹ sono classificabili come PMI. Le motivazioni legate a questa loro forte espansione sono da ritrovare nelle loro peculiarità, quali:

1. La flessibilità: le PMI presentano una struttura snella che permette loro di rispondere con grande tempestività alle variazioni del mercato. Infatti, il proprietario è colui che prende direttamente le scelte senza dover passare per manager rendendo il processo molto più rapido. Tuttavia, questa potrebbe essere vista anche come una debolezza per la totale dipendenza dalle scelte e capacità di un unico individuo;
2. L'alto livello di innovazione: grazie a una struttura flessibile, le PMI sono in grado di innovarsi e sperimentare con relativa facilità, aiutate anche dal maggior contatto fra i dipendenti che quindi facilita lo scambio di idee;
3. La specializzazione in un prodotto: questo consente all'impresa di ottimizzare la sua struttura e il suo prodotto per andare incontro alla domanda, creando anche una relazione di fiducia con i clienti e i fornitori.

Il principale punto di debolezza è, invece, la mancanza di risorse: l'assenza di un azionariato causa una scarsa liquidità, a meno che non sia presente un forte autofinanziamento da parte dell'imprenditore. Le PMI, quindi, lavorano a stretto contatto con gli istituti di credito per poter finanziare le loro attività.

¹ in inglese Organization for Economic Co-operation and Development (OECD). È un'organizzazione internazionale di studi economici per i Paesi membri, Paesi sviluppati aventi in comune un'economia di mercato.

Tipologie fonti di finanziamento PMI

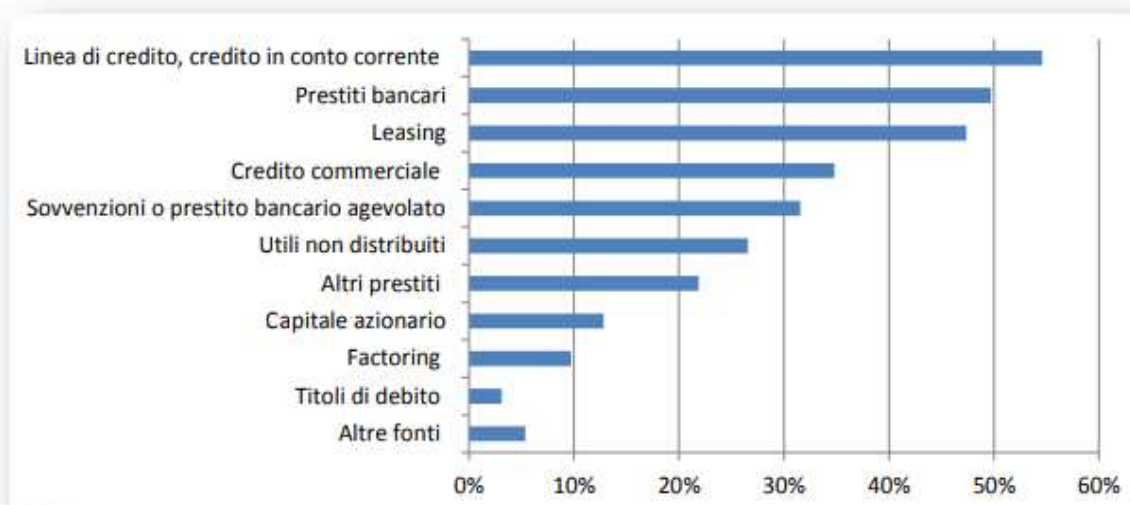


Figura 1. Tabella elaborata da Commissione Europea e Banca Centrale Europea. Si può notare come le principali fonti di finanziamento derivino da istituti di credito.

Secondo la legislazione europea², le PMI sono quelle aziende che presentano un numero di dipendenti massimo pari a 250 e un fatturato annuo massimo di 50 Milioni di euro. Esse sono estremamente eterogenee fra loro, infatti, variano dall'artigianato alle industrie *high-tech* rendendo più complessa la loro classificazione e la valutazione della loro probabilità di *default*. Le banche devono conoscere molto bene l'azienda, il territorio, il loro prodotto e la clientela per poter riuscire a determinare la loro capacità di ripagare i debiti. Per questo motivo, le varie filiali sparse nel territorio si specializzano nell'economia della zona.

Da quanto detto, è comprensibile che, visto il forte legame di dipendenza fra il sistema bancario e industriale risulta quindi di fondamentale importanza la selezione dei soli clienti che ci si aspetta saranno solventi per evitare di mettere in crisi entrambi i settori. Nel fare ciò ci viene in aiuto la ricerca svolta da Altman e Sabato.

² La Legislazione Europea contiene norme di diretta attuazione volte a garantire l'adeguamento dell'ordinamento nazionale all'ordinamento europeo, con particolare riguardo ai casi di non corretto recepimento della normativa europea.

1.2 La definizione di default risk

Default non è un concetto unicamente economico e commerciale, ma presenta anche elementi giuridici al suo interno. Dal 1° gennaio 2021 sono variati i requisiti e gli arretrati degli enti creditizi della European Banking Authority³ per essere considerato in *default*. Essi sono infatti diminuiti rispetto al passato. Essendo l'obiettivo di questo lavoro quello di analizzare le piccole-medie imprese, ci si soffermerà unicamente sui requisiti di queste.

I debitori sono considerati in *default* sulla base di due soglie: una assoluta e una relativa. Per quanto concerne la prima, lo sconfinamento sul conto deve superare i 100 euro, mentre per la seconda non deve essere superata la soglia di esposizione complessiva dell'1%. Quando entrambe le soglie sono state superate, al cliente sono concessi novanta giorni per ripianare il debito. Allo scadere del tempo, il cliente è considerato in stato di *default*. Nel caso in cui il cliente, invece, fosse successivamente in grado di risanare i suoi debiti, dovrà comunque attendere novanta giorni per poter cambiare il suo stato.

Il recupero dei crediti può essere molto complicato, arrivando fino ad azioni legali. Tuttavia, questa è la soluzione finale. Il cliente, in questo caso, può aggiungere nuovi titoli oppure viene creato un piano di ripagamento. Quest'ultimo, tuttavia, risulta molto complesso in quanto necessita dell'impiego di varie figure professionali come analisti, statisti e giuristi.

1.3 Revisione della letteratura esistente

Negli anni sono stati svolti numerosi studi per quanto concerne il rischio di credito nelle PMI. Questi studi sono aumentati negli ultimi anni per via degli accordi di Basilea II⁴. Infatti, ora le banche hanno la possibilità di creare un sistema di rating interno; questo ovviamente ha comportato lo sviluppo di nuovi e più avanzati modelli specifici per questo tipo di impresa.

I primi studi su questo ambito sono stati svolti da Edmister nel 1972, tramite cui l'autore ha analizzato, sviluppato e testato vari tipi di modelli eseguendo un'analisi MDA⁵ su vari financial ratio per valutare le loro performance nel prevedere il fallimento delle piccole imprese. Lussier e Corman (1996) hanno proposto, invece, un modello logistico (success/failure) grazie a cui sono

³ European Banking Authority è l'autorità indipendente europea che promuove la convergenza delle pratiche di vigilanza sul settore bancario e l'armonizzazione delle regole che lo disciplinano.

⁴Accordo maturato dal Comitato di Basilea per la Supervisione Bancaria, sostitutivo del precedente Basilea I. L'obiettivo dell'accordo è quello di sopperire alle lacune del precedente protocollo nato con l'obiettivo di stabilire degli standard comuni in merito alla gestione del credito delle banche diventata troppo poco prudente. [Basilea II - Borsa Italiana](#)

⁵ The term multiple discriminant analysis (MDA) refers to a statistical technique used by financial planners, investment advisors, and analysts to evaluate potential investments when many variables are at stake. <https://www.investopedia.com/terms/m/multiple-discriminant-analysis.asp>

riusciti a valutare la probabilità di fallimento delle Microimprese (1-10 dipendenti) concentrandosi, così, su società di determinate dimensioni. Gli autori hanno utilizzato variabili di natura qualitativa tra le quali: età media dipendenti, esperienza dei manager e livello di istruzione media dei lavoratori. Lussier e Corman, infatti, affermano che la letteratura si è spesso concentrata sui financial ratio come unico metodo di valutazione delle performance delle aziende quindi con questo studio hanno dimostrato che invece anche le variabili qualitative sono molto rilevanti. All'inizio del nuovo millennio, grazie al costante progresso tecnologico, Wu e Wang (2000) hanno creato un modello basato su una rete neurale artificiale, dimostrando come questa sia molto utile per l'analisi quantitativa e quindi, più efficiente nella previsione dell'andamento di un'azienda. Le variabili utilizzate dagli autori sono sia di natura quantitativa che qualitativa a dimostrazione che negli anni l'importanza di quest'ultime sia diventata sempre più fondamentale. Tutt'ora è molto utilizzato lo Z-score, il quale utilizza cinque financial ratio per valutare la solvibilità delle aziende la cui efficacia è stata riconfermata da Altman e Malgorzata (2016). A supporto dell'analisi degli altri studi, in particolare nella scelta dei *financial ratio*, Chen e colleghi (1981) hanno valutato quali siano i migliori *financial ratio* per rappresentare le performance delle aziende. Nel paper di Lehmann (2003) l'autrice mette a confronto due modelli: uno che presenta come variabili solo financial ratio mentre l'altro modello presenta in aggiunta variabili qualitative. In questo studio viene dimostrato come il secondo modello sia maggiormente predittivo rispetto al primo, sottolineando ulteriormente l'importanza delle variabili qualitative.

Per quanto concerne la scelta delle variabili qualitative da poter utilizzare nei modelli ci viene in aiuto l'articolo scritto da Hamel e Zanini (2016). In questo articolo gli autori spiegano come il numero di manager sia un buon predittore del fallimento di un'impresa. Secondo gli autori, un numero troppo elevato di manager all'interno delle aziende causa un aumento dei costi legati alla burocrazia considerata troppo complessa, e una riduzione della capacità produttiva in quanto molti di questi manager sono liberati dai loro impieghi che risulterebbero maggiormente produttivi. Un ulteriore studio a sostegno di questa tesi è quello svolto da Mankins (2014). Anche qui, viene sottolineato come un numero troppo elevato di manager sia dannoso per il benessere della società e propone come sia utile diminuirne il numero. Infatti, l'autore afferma che ci dovrebbe essere una corretta gestione dell'equilibrio tra personale operativo e manager, in quanto uno squilibrio verso quest'ultimi porta ad una diminuzione delle performance aziendali e un aumento dei costi.

2. Lo studio di Altman e Sabato

Lo scopo principale dello studio di Altman e Sabato (2007) è quello di dimostrare che la creazione di un modello previsionale circa la probabilità di *default* che operi una distinzione fra grandi imprese e PMI sia più affidabile e preciso di un unico modello generale. Per fare ciò, si sono avvalsi di regressioni statistiche con determinate variabili e di un database creato *ad hoc* che verrà illustrato in seguito.

La motivazione principale della creazione di un modello differente fra le due tipologie d'impresa è legata al fatto, come anticipato prima, che le PMI presentano caratteristiche peculiari che le rendono realtà molto differenti rispetto a società di grandi dimensioni. Basti pensare alla complessità strutturale delle società per azioni, come nel caso di multinazionali come gli imperi del petrolio statunitensi che presentano una proprietà polverizzata, i cui principali azionisti possiedono una percentuale inferiore al 5%. In queste società è la struttura gerarchica dei manager che ha il compito di gestire la compagnia cercando di andare incontro alla volontà degli *shareholders*. Invece, nel caso delle PMI nella stragrande maggioranza dei casi è il proprietario che prende le decisioni.

2.1 Database

Per creare un modello statisticamente affidabile, gli autori si sono affidati al database WRDS COMPUSTAT. Sono state selezionate aziende statunitensi che presentano un numero di dipendenti inferiori a 250 e un fatturato inferiore a 65 Milioni di dollari (50M di euro). Sono state raccolte 2010 aziende di cui 120 in *default* dal 1994 al 2002.

Anno	Default	Non Default	Totale
1994	6	95	101
1995	10	158	168
1996	16	252	268
1997	17	268	285
1998	13	205	218
1999	9	142	151
2000	15	236	251
2001	20	315	335
2002	14	221	235
Totale	120	1892	2012

Figura 2. Nella tabella sono indicate le varie aziende divise per default e non default dall'anno 1994 al 2002 raccolte dal database COMPUSTAT

Le aziende prese in considerazione presentano diverse dimensioni per quanto riguarda le vendite annuali con lo scopo di rendere più valido il campione statistico (vedi figura 3).

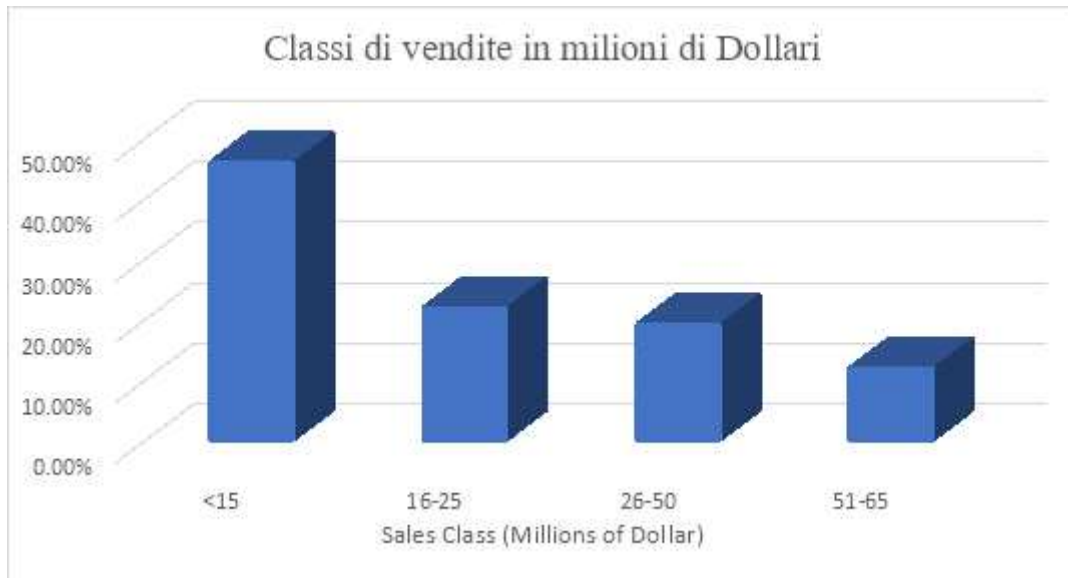


Figura 3. Sono rappresentate le aziende del database divise in base al volume delle vendite

Come si può notare, la presenza di aziende con volumi di vendita inferiori a 15 Milioni sono quelle in maggior numero.

2.2 Scelta delle Variabili

La scelta delle variabili è un processo fondamentale per riuscire a costruire una regressione valida. Per quanto concerne le aziende, secondo la letteratura⁶ le variabili più utilizzate ed efficaci a mostrare e predire l'andamento di una società sono quelle legate alla: Liquidità, Profittabilità, Copertura, Leva e Attività. Per ciascuno di essi presenterò gli indicatori più efficienti mediante anche rappresentazioni grafiche.

2.2.1 *Financial Ratio*

I *Financial Ratio* sono un metodo quantitativo per ottenere informazioni su vari aspetti aziendali. Essi vengono creati mettendo a rapporto valori ottenibili dai *Financial Statement* delle società.

Sono estremamente utili per comparare aziende in determinate aree, per esempio: la loro profittabilità e liquidità. Vengono molto utilizzate anche per valutare l'andamento di un'azienda o anche di un determinato settore in un certo periodo di tempo, e vedere quindi, se è presente una tendenza positiva o negativa, aiutando così gli investitori.

2.2.2 *Presentazione Financial Ratio*

Di seguito verranno analizzati grafici che legano la probabilità di default delle aziende con il valore del Financial Ratio rappresentato. Tutti i grafici sono stati riportati dallo studio: Risk calcTM for private companies: Moody's default model. di Falkenstein, E., Boral, A., & V. Carty, L.

⁶ Si veda: Zhou, X. *et al*, Private Firm Default Probabilities via Statistical Learning Theory and Utility Maximization, Standard & Poor's working paper, 2005.
Chen, K. *et al.*, 'An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios', Financial Management, Spring 1981.

2.2.3 Profittabilità

I *profitability ratio* sono fondamentali per valutare la capacità dell'azienda di generare profitti in un determinato periodo. Sono indicatori finanziari che misurano la l'abilità di un'azienda di generare profitti in rapporto alle sue entrate, costi o attività.

Profitability Ratios

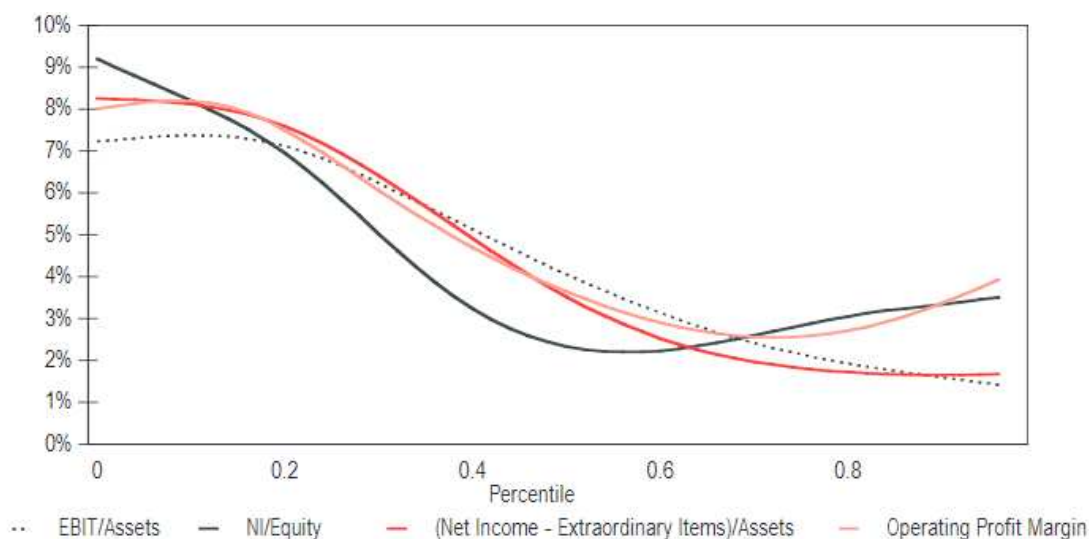


Figura 4. Rappresentazione delle performance di varie *profitability ratio*. Nell'asse Y è mostrata la probabilità di *default* mentre nell'asse X il valore della *ratio*

Come si può notare dal grafico, la probabilità di *default* delle aziende va a calare con il crescere dei *profitability ratio*. Gli autori hanno scelto come indicatore EBITDA⁷ / Total assets che, presenta caratteristiche molto simili con quelle di EBIT⁸ / Assets presente nel grafico. Questa differente scelta, tuttavia, potrebbe avere un impatto se prendessimo come riferimento aziende che hanno mark-up⁹ molto grandi perché hanno costi di produzioni bassi, ma alti costi di ricerca (come, ad esempio, le case farmaceutiche) Dato che, però, come dataset sono state prese aziende di diversi settori questo effetto è irrilevante.¹⁰

⁷ Earnings before Interest Tax Depreciation and Amortization, “Utili prima degli interessi, delle tasse, del deprezzamento e degli ammortamenti”

⁸ Earnings before Interest Tax Depreciation, “utile al lordo di interessi, imposte e tasse”

⁹ Differenza tra il prezzo di vendita di un bene o servizio e il suo costo di produzione, solitamente espressa in percentuale del costo stesso. Treccani.

¹⁰ Per approfondire si veda Lundhol & Sloan, *Equity Valuation and Analysis* (2019).

2.2.4 Liquidità

I *Liquidity ratio* sono indicatori finanziari che misurano l'abilità di un'azienda di coprire i suoi debiti a breve termine utilizzando gli attivi correnti, come contanti, titoli negoziabili e conti bancari.

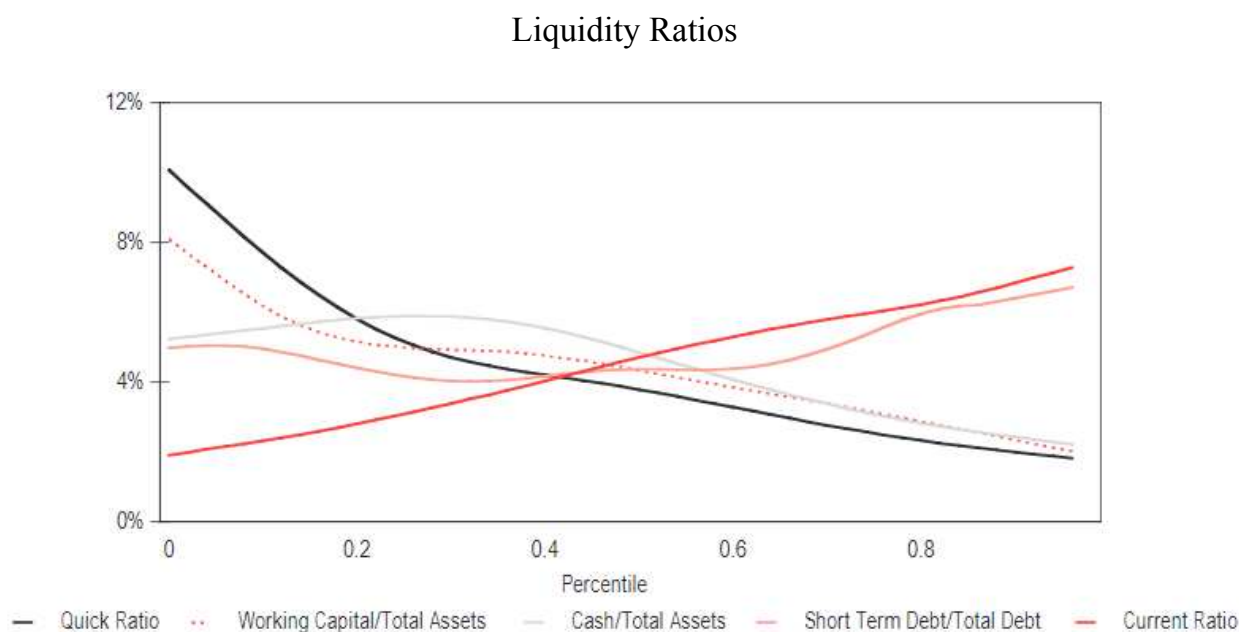


Figura 5. Rappresentazione delle performance di varie *Liquidity Ratio*. Nell'asse Y è mostrata la probabilità di *default* mentre nell'asse X il valore della *ratio*

Nello studio di Altman e Sabato viene preso come indicatore il *Cash / Total Assets ratio* esso presenta una leggera relazione con la probabilità di *default*. Questo può essere spiegato dal fatto che le aziende possono decidere di trattenere denaro in maniera differente in base alle loro esigenze. Determinate aziende, infatti, potrebbero preferire investire il denaro anziché trattenerlo, oppure depositarlo come sicurezza durante i periodi di crisi. Ad esempio, durante la crisi pandemica i depositi di denaro sono aumentati con lo scopo di proteggersi dai forti cali di domanda legati al Lockdown.¹¹

¹¹ Bishal B., Simpson T. How do firms learn? Evidence from corporate cash holdings during the COVID-19 pandemic. *Accounting and Finance* (2022)

2.2.5 Leva

La Leva rappresenta il rapporto di indebitamento, definito come rapporto tra debiti e mezzi propri (capitale e riserve patrimoniali) di un'impresa.¹² Anche la Leva è un ottimo indicatore per valutare il rischio di *default* di un'azienda. Infatti, una società relativamente più indebitata sarà meno in grado di rispondere agli shock di mercato rispetto ad un'azienda con minori finanziamenti esterni¹³.

Leverage Ratios

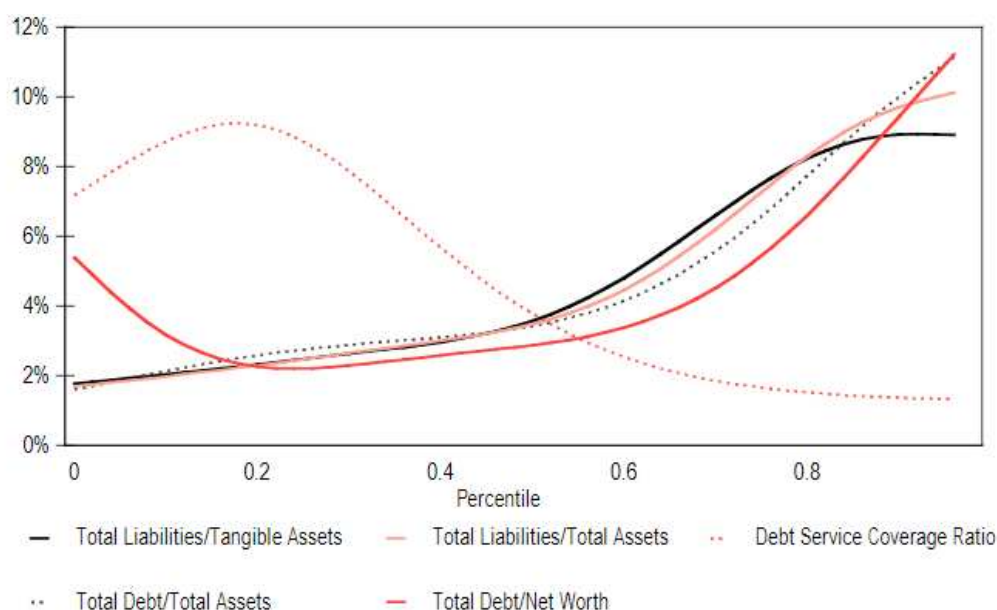


Figura 6. Rappresentazione delle performance di varie Leverage Ratio. Nell'asse Y è mostrata la probabilità di default mentre nell'asse X il valore della ratio

Come si può chiaramente vedere dal grafico, le aziende con rapporti di debito maggiori hanno più grandi probabilità di *default* rispetto alle aziende con *ratio* minori. Nello studio di riferimento viene preso in esame come indicatore “Short term debt/Equity book value”. Esso rappresenta la quantità di debiti a breve rispetto alla differenza fra l'ammontare totale degli *asset* e delle *liabilities*. Le sue performance sono molto simili a quelle del “Total Debt / Net Worth ratio” presente nel grafico.

La leva è un concetto fondamentale in finanza in quanto se utilizzata nel modo corretto permette di avere ottime performance. Tuttavia, il rischio è legato al fatto che sia i periodi positivi

¹² [Leva Finanziaria - Glossario Finanziario - Borsa Italiana](#)

¹³ McKinsey & Company Inc., Koller, T. Goedhart, M., Wessels D. Valuation: Measuring and Managing the Value of Companies, 5th Edition. ISBN: 978-0470424650

che quelli negativi vengono amplificati tanto quanto è indebitata la società. Questo può spiegare perché durante la pandemia le società con maggiore esposizione a finanziamenti esterni sono state colpite più duramente.¹⁴

2.2.6 Copertura

Per copertura si intende la capacità di un'azienda di coprire i propri debiti attraverso il suo ciclo produttivo. I vari indicatori sono ottimi per tener traccia dell'andamento della società sotto l'aspetto finanziario e valutare, quindi, se essa si trovi in buona salute oppure se i debiti contratti a lungo andare la faranno fallire.

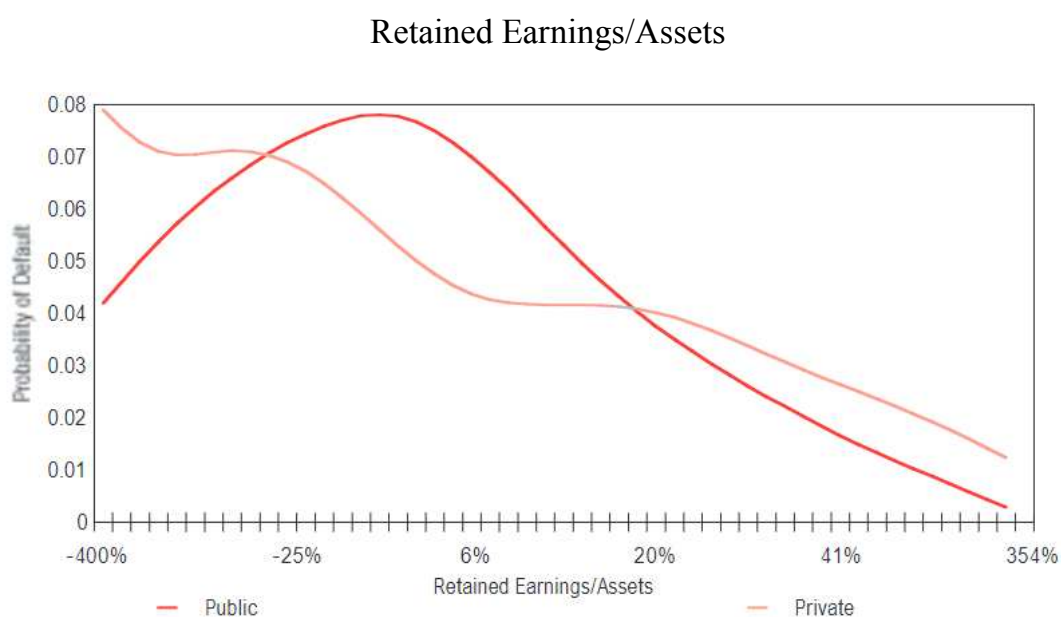


Figura 7. Rappresentazione delle performance di varie Coverage Ratio. Nell'asse Y è mostrata la probabilità di default mentre nell'asse X il valore della ratio

Nel grafico è rappresentato l'indicatore scelto dai ricercatori per valutare la probabilità di *default*. In questo caso possiamo vedere come al crescere degli utili non distribuiti rispetto agli *asset* la rischiosità dell'azienda cala. Ciò è spiegabile dal fatto che le aziende con maggiore liquidità sono in grado di rispondere con maggiore facilità alle esigenze dei debitori. In questo grafico è rilevante solo la curva che rappresenta le società private, in quanto le aziende quotate rendono l'indicatore distorto per determinati livelli a causa della grande mole di liquidità che deriva dal mercato azionario. Inoltre, il nostro studio si concentra sulle PMI che non sono quotate.

¹⁴ Hacque S. et al. The COVID-19 Impact on Corporate Leverage and Financial Fragility * WP/21/265. (2021)

2.2.7 Activity

Le *ratio* di questo tipo sono molto utili per valutare la capacità dell'azienda di generare ricavi e profitti sulla base degli *asset* che essa possiede. Risulta, allora, ottimo per rappresentare le performance aziendali e, quindi, per compararlo con altre aziende che possiedono una struttura simile.

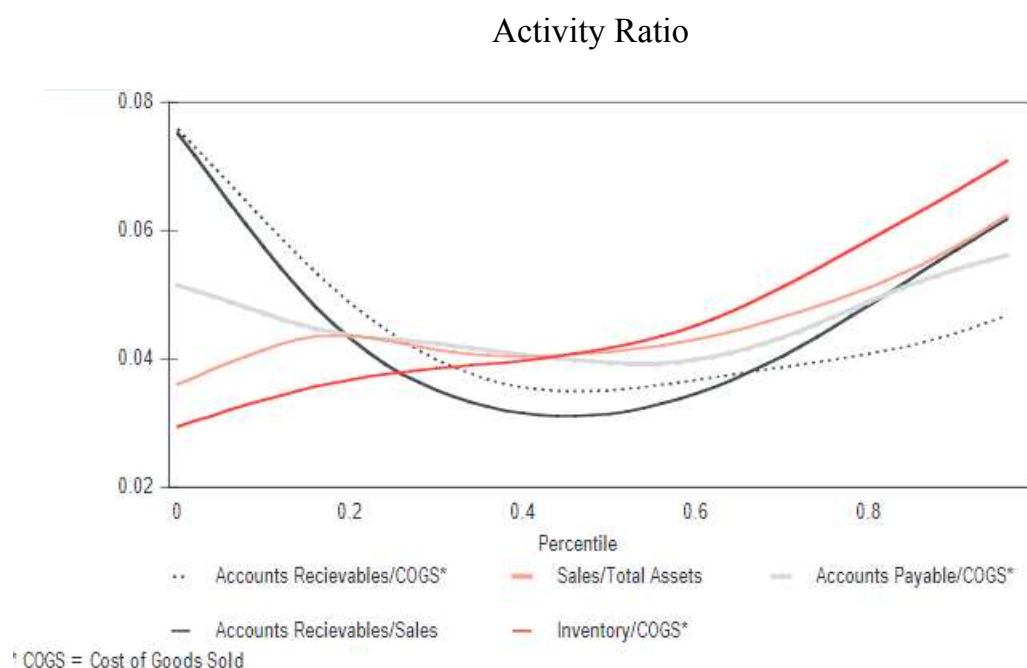


Figura 8. Rappresentazione delle performance di varie Activity Ratio. Nell'asse Y è mostrata la probabilità di default mentre nell'asse X il valore della ratio

Come si può vedere dal grafico gli indicatori sono abbastanza eterogenei nel valutare la probabilità di *default* a determinati valori. Si può notare anche come ci sia una piccola variazione nella probabilità di fallimento delle aziende al variare dei rapporti. Nel caso di “Sales/Total Assets” si può vedere come la probabilità di default oscilli molto fra i percentili 0.2 e 0.7 senza dare una chiara direzione tranne che per valori maggiori. Questo può essere spiegato dal fatto che in generale avere vendite alte rispetto agli assets utilizzati è sinonimo di una buona gestione del capitale. Tuttavia, un rapporto alto potrebbe essere dovuto anche ad asset molto bassi a causa di vendita di macchinari per motivi di crisi e risultare, quindi, non un valore che indichi buona salute dell'azienda¹⁵.

¹⁵ [Activity Ratios: Definition, Formula, Uses, and Types \(investopedia.com\)](http://investopedia.com)

2.3 Modello logistico

La regressione logistica stima la probabilità del verificarsi di un evento, per esempio: evento avvenuto o meno, sulla base di uno specifico dataset di variabili indipendenti. Poiché il risultato è una probabilità, la variabile dipendente è vincolata tra 0 e 1. A differenza di una normale regressione lineare quella Logistica ha bisogno di un database molto ampio per poter funzionare correttamente, ma come la prima può essere utilizzata sia con variabili continue che discrete. Tuttavia, le principali differenze fra i due modelli sono il modo in cui vengono creati e, di conseguenza, la loro forma.

Modello Logistico

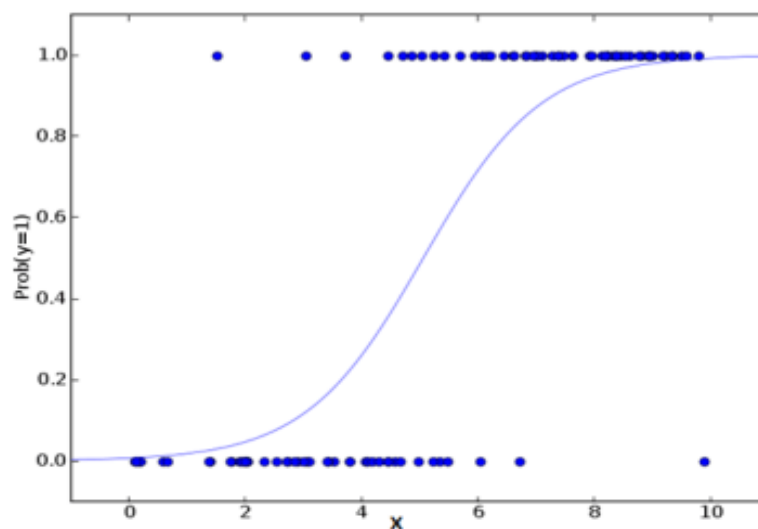


Figura 9. Grafico. Modello Logit: l'asse x indica il valore di una determinata variabile, mentre l'asse y la probabilità ad essa associata

2.3.1 Creazione modello

Per creare una regressione logistica viene utilizzato il metodo definito come “Maximum Likelihood”. La stima della massima verosimiglianza è un metodo che determina i valori dei parametri di un modello. I valori dei parametri vengono trovati in modo da massimizzare la probabilità che il processo descritto dal modello abbia prodotto i dati effettivamente osservati.¹⁶

¹⁶ [Logistic Regression and Maximum Likelihood: Explained Simply \(Part I\) \(analyticsvidhya.com\)](https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/05/logistic-regression-and-maximum-likelihood-explained-simply-part-1/)

2.4 Il logistic model dello studio di Altman e Sabato

Il modello logit¹⁷ si adatta molto bene a questo tipo di analisi in quanto, come detto prima, presenta la variabile dipendente che ha valore 0 o 1, in questo studio il valore 1 rappresenta il caso in cui l'azienda sia fallita e 0 nel caso contrario.

2.4.1 Modelli a confronto

In questa sezione verranno messe a confronto le tre regressioni presenti nello studio di Altman e Sabato: due logistiche e un noto modello generico per le aziende lo "Z-Score".

Per quanto riguarda le due regressioni logistiche l'unica differenza tra le due è che in una viene fatta una trasformazione logaritmica con lo scopo di limitare l'impatto di possibili *outlier* e quindi di aumentarne la precisione.

Modello Senza Trasformazione Logaritmica

$\text{Log}(PD/1-PD) =$	+	4.28	
	+	0.18	EBITDA/Total assets
	-	0.01	Short term debt/Equity book value
	+	0.08	Retained earnings/Total assets
	+	0.02	Cash/Total assets
	+	0.19	EBITDA/Interest expenses

Figura 11. Modello Logistico con variabili senza trasformazione logaritmica

Modello con Trasformazione Logaritmica

$\text{Log}(PD/1-PD) =$	+	53.48	
	+	4.09	$-\text{Log}(1-\text{EBITDA}/\text{Total assets})$
	-	1.13	$\text{Log}(\text{Short term debt}/\text{Equity book value})$
	+	4.32	$-\text{Log}(1-\text{Retained earnings}/\text{Total assets})$
	+	1.84	$\text{Log}(\text{Cash}/\text{Total assets})$
	+	1.97	$\text{Log}(\text{EBITDA}/\text{Interest expenses})$

Figura 12. Modello logistico con variabili che presentano trasformazione logaritmica.

¹⁷ I termini Logit e Logitico sono sinonimi e verranno utilizzati indifferentemente all'interno dell'elaborato.

Lo Z-Score invece rappresenta un modello tuttora molto utilizzato. Inventato da Altman, esso è stato creato scegliendo fra 22 *ratio* molto diffusi, la peculiarità rispetto ai due modelli logistici è che esso è utilizzato sia per le PMI che per le aziende di maggiori dimensioni. Risulta quindi utile, in questo caso, per confrontare la capacità di previsione di un modello specifico contro uno più generico.

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

Figura 13. Z-Score regression model. X1: Working Capital / Total Assets, X2: Retained Earning / Total Assets, X3: EBIT / Total Assets, X4: Market Value of Equity / Book Value of Total Liabilities, X5: Sales / Total Assets

2.4.2 Risultati del confronto tra i tre modelli

Errori di Classificazione e Accuracy Ratio fra i vari modelli

	Type I error rate	Type II error rate	1- Average error rate	Accuracy ratio
Logistic model developed with logarithm transformed predictors	11.76% (9.23%)	27.92% (24.64%)	80.16% (83.07%)	87.22% (89.81%)
Logistic model developed with original predictors	21.63% (20.11%)	29.56% (27.86%)	74.41% (76.02%)	75.43% (77.68%)
Z"-Score Model	25.81% (26.12%)	29.77% (29.52%)	72.21% (72.18%)	68.79% (68.57%)

Figura 14. Vengono confrontate i vari modelli secondo il tipo di errore e l'accuracy ratio

Si andranno qui ad analizzare gli errori di classificazione e l'*accuracy ratio*. La prima colonna mostra gli errori del primo tipo, ossia, in questo caso, le aziende indicate come non fallite che invece sono fallite. Come si può notare, i modelli logistici presentano un errore più basso rispetto al modello Z-Score. La seconda colonna, invece, indica gli errori del secondo tipo, ossia le aziende che sono state classificate come fallite, ma che invece non lo sono. Anche in questo caso i modelli logistici dominano lo Z-Score. Le ultime due colonne mostrano, invece, l'accuratezza del modello e anche qui i modelli logistici sono i migliori.

Dall'analisi delle variabili utilizzate nel modello logistico creato da Altman e Sabato, è evidente come i modelli creati *ad hoc* per la valutazione delle PMI siano molto più precisi rispetto a un modello generalista.

3. Una proposta di modello alternativo

Gli autori del paper affermano che un punto di debolezza del loro modello è la mancanza di variabili oltre ai *financial ratio*. L'obiettivo di questa sezione è di proporre un modello in cui è presente un'ulteriore variabile di diversa natura.

La variabile scelta è il numero di Manager presenti nelle società. Come spiegato da Gary Hamel e Michele Zanini (2016)¹⁸ una struttura gerarchica troppo complessa e numerosa porta l'azienda ad avere un aumento delle spese e quindi una riduzione delle sue performance.

Entrambi i modelli: quello con le variabili strettamente legate ai *financial ratio* e quello con la variabile legata alla struttura societaria sono stati creati prendendo spunto dal modello di Altman e Sabato.

3.1 Obiettivo

L'obiettivo di questa sezione è quello di creare un modello logistico con una variabile, oltre a quelle legate ai *financial ratio*, che rappresenti il numero di Manager e valutare se quest'ultimo sia maggiormente predittivo rispetto ad un modello basato puramente sui *financial ratio*.

3.2 Strumenti e Metodi

Per creare il database è stato utilizzato il sito Orbis¹⁹, il più grande database mondiale contenente dati aziendali. Successivamente, i dati trovati sono stati esportati su Excel²⁰ e ne sono state valutate eventuali incongruenze ed errori. Infine, questi sono stati nuovamente esportati su RStudio²¹.

3.2.1 Database

Il database contiene dati, che vanno dal 2019 al 2022, di 10,222 PMI italiane, delle quali 282 sono in default. Esse sono classificate sulla base del codice NACE²², il quale cataloga le aziende sulla base di quattro cifre in forma gerarchica. La prima cifra rappresenta la sezione alla quale la società appartiene ad esempio: agricoltura, manifatturiera o dei trasporti. Successivamente il settore

¹⁸ Harvard Business Review. Excess Management is Costing the US \$3 Trillion per Year. By Gary Hamel and Michele Zanini.

Excess Management Is Costing the U.S. \$3 Trillion Per Year (hbr.org). (5 Settembre 2016). Consultato il 9 Giugno 2023

¹⁹ Orbis è una banca dati contenente informazioni economico-finanziarie sulle società di tutto il mondo.

²⁰ Microsoft Excel è un programma prodotto da Microsoft, dedicato alla produzione ed alla gestione di fogli elettronici.

²¹ Linguaggio di programmazione per il calcolo statistico e la grafica.

²² NACE: abbreviazione di "classificazione statistica delle attività economiche nelle Comunità europee", è stato creato nel 1970 dall'Eurostat, l'organo statistico della Commissione Europea. È un sistema di classificazione utilizzato per uniformare le definizioni delle attività economico ed industriali negli Stati che fanno parte dell'Unione europea.

<https://www.visureitalia.com/smartfocus/codice-nace/>

in cui opera l'azienda viene ulteriormente definito dai successivi tre numeri che rappresentano sottocategorie.

Ora verranno presentate mediante un grafico, catalogate in base alla prima cifra del codice NACE, le differenti società presenti nel database

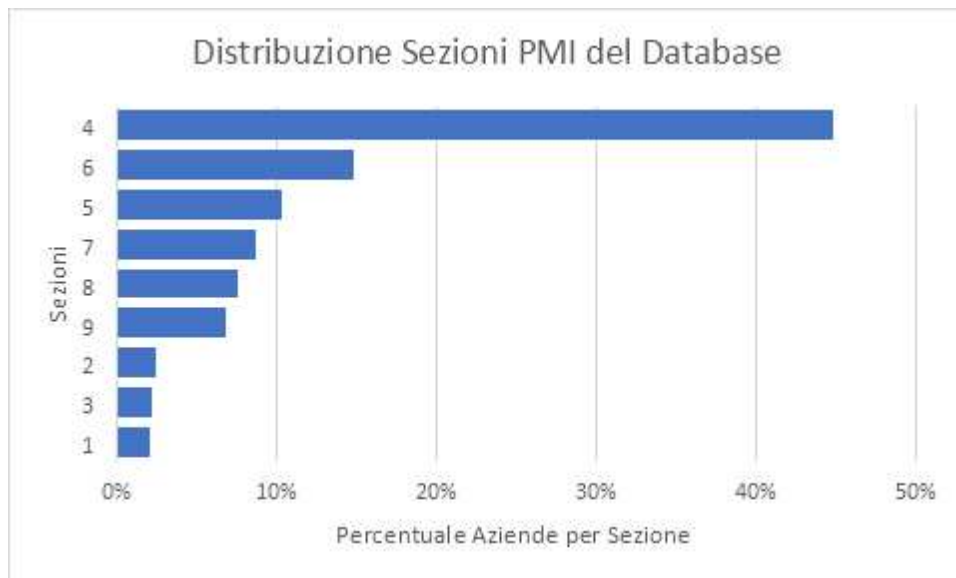


Figura 3. Nel grafico sono rappresentate nell'asse y le varie sezioni del sistema NACE, mentre nell'asse x la percentuale di aziende per ciascuna sezione presente nel database.

Come si può notare dal grafico quasi il 45% del totale delle aziende appartengono alla sezione: “Produzione e distribuzione di energia elettrica, gas, vapore e aria condizionata” (4). A seguire con il 15% del totale delle aziende è presente la sezione: “Delle Costruzioni” (6). Poi con il 10% delle società è presente la sezione della Fornitura di acqua; reti fognarie, attività di gestione dei rifiuti e risanamento (5). Successivamente il 9% è composto da aziende appartenenti alla sezione: “Commercio all'ingrosso e al dettaglio; riparazione di autoveicoli e motocicli” (7). Con l'8% è presente la sezione: “Trasporto e Magazzino” (8). Con un valore pari al 7% sono presenti le società della sezione: “Servizi di Alloggio e Ristorazione” (9). Al terzultimo posto con una percentuale del 3% ci sono le imprese della sezione: “Attività Estrattiva” (2). Al penultimo posto con il 2% del totale le aziende della sezione: “Attività Manifatturiere” (3). Ed infine le società della sezione: “Agricoltura, silvicoltura e pesca” con una percentuale pari al 2%.

3.2.2 Variabili

Le Variabili utilizzate nel modello sono cinque: Profit Margin, Solvency Ratio, Current Ratio, Number of Managers e Activity Ratio. Quest'ultima non è stata ottenuta direttamente da Orbis. Invece, è stata calcolata attraverso il rapporto fra Sales e Total Assets delle aziende presenti nel dataset.

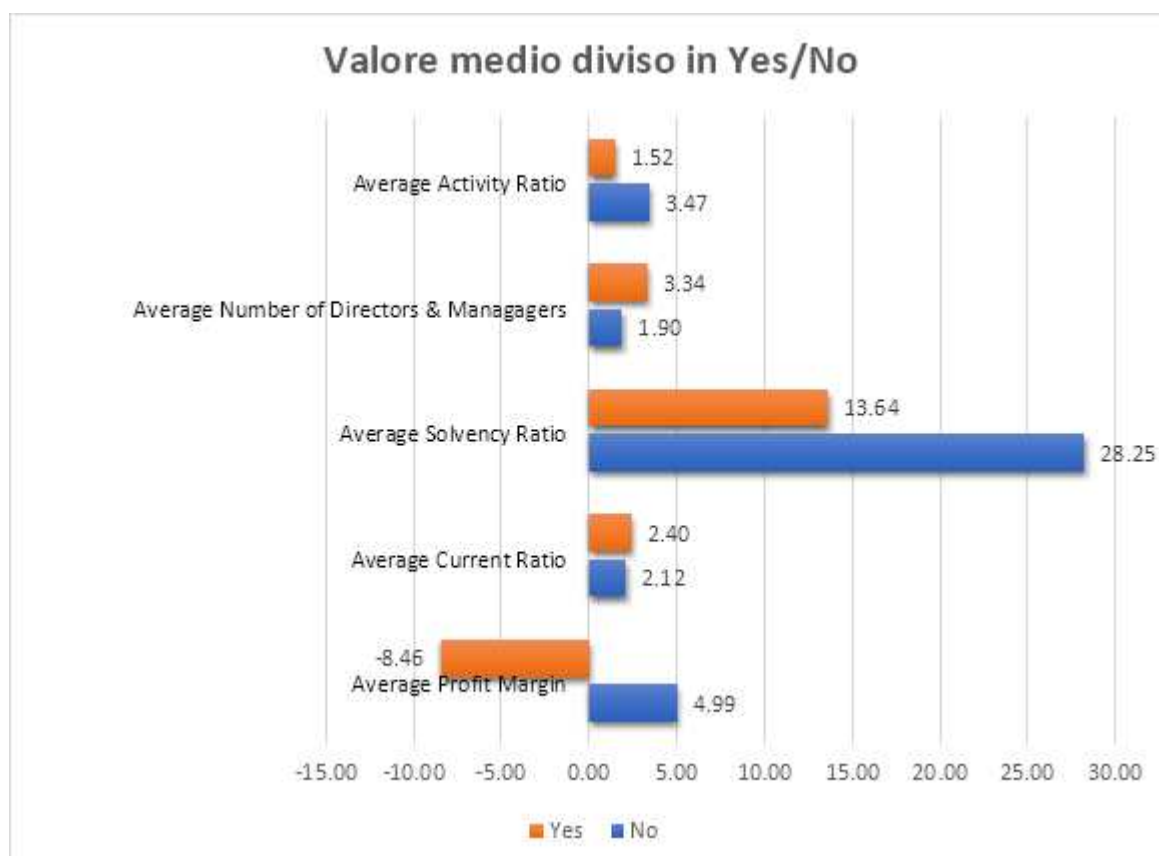


Figura 15. Tabella rappresentante la media dei vari Financial ratio divisi in Società in default (Yes) e solventi (No)

3.2.3 Correzione dei Dati

I dati sono stati modificati in modo tale da eliminare eventuali *outlier*. Le variabili sono state trasformate tutte in valori numerici. Infine, è stata manipolata la variabile “default” da Yes/no a 1/0 per poterla utilizzare come variabile dipendente nel modello logistico. Assegnando il valore 1 quando l’azienda è andata in default²³, invece, 0 quando la società è ancora solvente.

²³ Secondo la definizione assegnata nel paragrafo 1.2 di default

```

data$Activity_Ratio_Clean<-data$Activity_Ratio
qnt<-quantile(data$Activity_Ratio, na.rm = T)
H<-1.5*IQR(data$Activity_Ratio, na.rm = T)
data$Activity_Ratio_Clean[data$Activity_Ratio>(qnt[4] + H)]<-NA
data$Activity_Ratio_Clean[data$Activity_Ratio<(qnt[2] - H)]<-NA
data$Activity_Ratio_Clean
#Tolti Outlier da Activity_Ratio

```

Figura 16. Eliminazione Outlier mediante il metodo dei Quantili e dell'Interquartile

```

data$Activity_Ratio_Clean<- as.numeric(data$Activity_Ratio_Clean)
#Trasformazione dati in valori numerici

```

Figura 17. Trasformazione dati in valori numerici mediante la funzione "as.numeric()"

```

data$default <- ifelse(data$default == "Yes", 1, 0)
#Trasformato variabile Yes/No in 1/0

```

Figura 18. Trasformato variabile da Yes/no a 1/0 mediante la funzione "ifelse()"

Inoltre utilizzando la funzione $vif()$ ²⁴ si può notare come le variabili siano scarsamente correlate fra loro, ciò le rende ottimali per essere utilizzate per le successive analisi. È molto importante, quindi, che non si verifichi il fenomeno di multicollinearità. Con questo termine si intende quando è presente una forte correlazione tra due o più variabili esplicative del nostro modello. Questo, comporta un'analisi meno precisa e anche maggiori difficoltà nel comprendere quale sia effettivamente l'apporto di ciascuna variabile.

Current_Ratio	Profit_Margin	Solvency_Ratio	Activity_Ratio_Clean
1.082539	1.310967	1.312135	1.139983
Number_Directors_Managers_Clean			
1.012546			

Figura 19. Risultati funzioni $Vif()$, notare come siano tutti prossimi all'1. Questo significa che la correlazione fra le variabili è praticamente nulla

Dopo aver reso le variabili adatte all'analisi statistica sono state create le due regressioni per compararle e valutare se la tesi sia valida.

3.3 Risultati e analisi

Di seguito verranno presentati i dati delle regressioni mettendole successivamente a confronto.

²⁴ the variance inflation factor (VIF), measures the correlation and strength of correlation between the predictor variables in a regression model. If the value is near 1 there is little to none correlation between the variables. [How to Calculate Variance Inflation Factor \(VIF\) in R - Statology](#)

3.3.1 *Modello con Financial ratio*

Questo modello presenta un'intercetta di -2.2285 e un Z-Value di -13.638 (significativa). La Variabile Current_Ratio ha un coefficiente di 0.0179 con un Z-Value di 1.312 (non significativa), ciò significa che non ha un reale impatto nel risultato della regressione, nonostante questo il segno positivo indica che al crescere di questa variabile la probabilità di fallimento aumenta. Profit_Margin ha invece un valore di -0.0204 con un Z-Value di -5.352 (significativa). Il segno negativo ci indica che all'aumentare della variabile la probabilità di fallimento diminuisce. Per quanto riguarda Solvency_Ratio è di -0.0101 con un Z-Value di -3.781 (significativa). Vale quanto detto precedentemente. Infine, abbiamo Activity_Ratio_Clean, questa variabile ha un valore di -0.2256 e Z-Value di -2.135 (significativa). Come detto, per le ultime due variabili al suo crescere la probabilità di fallimento dell'azienda diminuisce.

Regressione Logistica Senza Variabile Proposta

Variabili	Coefficiente	Std. Error	Z Value	Pr(> z)
Intercept	-2,2285	0,1634	-13,638	2,00E-16
Current_Ratio	0,0179	0,0135	1,323	0,1857
Profit_Margin	-0,0204	0,0038	-5,352	8,70E-08
Solvency_Ratio	-0,0101	0,0026	-3,781	1,56E-04
Activity_Ratio_Clean	-0,2256	0,1056	-2,135	3,20E-02
AIC	1288,6			

Figura 20. Regressione Logistica modello senza variabile proposta. Notare come indice AIC sia pari a 1288.6

3.3.2 *Modello con Finanacial Ratio e Variabile proposta*

In questo secondo modello l'intercetta presenta un valore di -2.5223 e un Z-Value di -11.722 (significativa). La variabile Current_Ratio ha un coefficiente di 0.0186 e Z-Value di 1.343 (non significativa). Come accennato prima essa non ha impatto nella regressione ma come ci aspettavamo al suo crescere aumenta la probabilità di fallimento dell'azienda (exhibit 4.6). Successivamente è presente la variabile Profit_Margin che invece ha valore di -0.0207 con un Z-Value di -5.251 (significativa). Come per l'altra regressione al suo crescere diminuisce di conseguenza la probabilità di fallimento. Poi, possiamo vedere la variabile Solvency_Ratio con un coefficiente di -0.0107 e un Z-Value di -3.871 (significativa). Vale lo stesso detto per la precedente variabile. Activity_Ratio_Clean ha valore di -0.2501 e Z-Value pari a -2.266 (significativa). Anche qui, all'aumentare della variabile cala la probabilità di fallimento. Infine, la variabile

Number_Directors_Clean ha coefficiente 0.1178 con un Z-Value di 2.622 (significativa). Pure qui, come ci aspettavamo dall' articolo: "Harvard Business Review. Excess Management is Costing the US \$3 Trillion per Year" al suo crescere aumenta la probabilità di fallimento dell'azienda.

Regressione con Variabile proposta

Variabili	Coefficiente	Std. Error	Z Value	Pr(> z)
Intercept	-2,5223	0,2142	-11,772	2,00E-16
Current_Ratio	0,0186	0,0138	1,343	0,1792
Profit_Margin	-0,0207	0,0039	-5,251	1,51E-07
Solvency_Ratio	-0,0107	0,0027	-3,871	0,0001
Activity_Ratio_Clean	-0,2501	0,1104	-2,266	2,34E-02
Number_Directors_Clean	0,1178	0,0449	2,622	0,0087
AIC	1197,2			

Figura 21. Regressione Logistica Modello con variabile proposta (Number_Directors_Clean). Notare come Indice AIC sia pari a 1197.6

3.3.3 I due Modelli a confronto

Per valutare la capacità predittiva del modello è stato scelto di utilizzare l'indice AIC. Esso è un metodo di confronto fra due modelli. Si basa sul concetto di entropia come misura dell'informazione, tramite cui valuta la quantità di informazione persa quando un dato modello è usato per descrivere la realtà. La regola è quella di preferire i modelli con l'AIC più basso²⁵.

Si può quindi notare che il modello con la variabile proposta presenti un indice AIC pari a 1197.2 che è inferiore rispetto a quello del modello con solo i *financial ratio* che invece ha un valore di 1288.6. Il modello alternativo proposto è quindi maggiormente predittivo rispetto alla regressione precedente.

²⁵ <https://www.analisi-statistica.com/indici-di-valutazione-del-modello/>

3.4 Discussione

Dall'analisi del modello proposto è possibile constatare che sviluppare regressioni con variabili non meramente legate ai più noti *financial ratio* di cui si è precedentemente trattato permette di condurre analisi più precise e di creare modelli più performanti nel prevedere il fallimento delle PMI. Infatti, confrontando i dati ottenuti dalle regressioni possiamo vedere come l'indice AIC ottenuto dalla regressione con la variabile proposta è inferiore rispetto al valore ottenuto dalla regressione con variabili rappresentate dai soli *financial ratio* (3.3.3).

Questo risultato può essere spiegato dal fatto che molte informazioni circa l'andamento di un'azienda non possono essere ricavate dai rapporti, bensì sono necessari dei dati, anche di natura qualitativa, che diano informazioni più dettagliate e adatte a uno studio complesso come quello delle PMI. È chiaro, quindi, che è essenziale condurre ricerche maggiormente approfondite sulle aziende, ricavando informazioni dettagliate come, per esempio, quelle riguardanti la struttura del mercato o l'esperienza dei manager.

Nel modello qui proposto la scelta della variabile “Numero di Manager” rappresenta una variabile legata alla struttura aziendale, il cui valore può essere trovato nei *Financial Statement*, precisamente nel *Government Statement*²⁶. Infatti, negli ultimi anni i *Financial Statement* stanno diventando sempre più complessi per dare agli stakeholder, e non solo, maggiori informazioni e più trasparenza sull'azienda in ogni suo aspetto.

Quindi, questo ha confermato ciò che Altman e Sabato nel loro studio avevano previsto, il principale limite del modello consiste nella mancanza di variabili diverse dai *financial ratio* come, per esempio, quelle legate alla struttura aziendale (3). La costruzione, allora, di un modello che presenti anche questo tipo di variabile ha implementato il precedente modello superando l'appena citato limite. Possiamo affermare, allora, che in futuro sarà importante per le prossime ricerche implementare anche questo tipo di variabili.

3.5 Proposte di ricerca

Per migliorare l'analisi svolta in questo elaborato è consigliabile creare un database *ad hoc* per questo tipo di analisi, andando a ricercare i dati direttamente dai *Financial Statement* delle aziende che si decidono di analizzare. Questo permetterebbe di ottenere dati maggiormente

²⁶ Governance Statements: good practice observations from our audits: NAO (National Audit Office) DP Ref 10099-001, Date: February 2013

affidabili per poter procedere all'analisi con diverse variabili, oltre a quella proposta. Inoltre, sarebbe consigliabile creare modelli specializzati in determinati settori. Infatti, è risaputo che aziende appartenenti allo stesso settore tendono ad avere comportamenti e risposte alle crisi simili fra loro; questa operazione renderebbe il modello molto affidabile. Le implicazioni negli istituti finanziari sarebbe la specializzazione nei prestiti in determinati settori, rendendoli quindi più appetibile nel mercato.

Conclusione

Per concludere, l'obiettivo di questo elaborato è stato quello di implementare il precedente modello proposto da Altman e Sabato con un nuovo modello logistico che presenta oltre alle variabili legate ai financial ratio anche variabili di diversa natura.

In origine, sono state analizzate le PMI attraverso vari dati, mostrando i loro punti di forza e debolezza, in particolare, la loro forte dipendenza con i prestiti bancari. Successivamente, è stato presentato e definito giuridicamente il termine *Default*. Poi, è stata condotta un'analisi della letteratura pregressa per osservare come si sono evolute le ricerche nel campo della previsione di *default* delle PMI nel tempo. In particolare, è stato analizzato, più approfonditamente, lo studio di Altman e Sabato, dal quale poi è stato preso spunto il modello da loro implementato per creare un nuovo modello. Sono stati, inoltre, esaminati i vari *financial ratio*, con lo scopo di trovare quelli più performanti, che sono stati successivamente utilizzati per creare un modello alternativo. E' stata poi presentata la regressione logistica spiegando brevemente il metodo del "Maximum Likelihood". In aggiunta, sono stati messi a confronto tre modelli, sempre dallo studio di Altman e Sabato, uno trasformato con i logaritmi, uno senza i logaritmi e un terzo modello lo Z-score, dimostrando come il primo abbia maggiori capacità predittive. Successivamente, è stato presentato il modello alternativo con lo scopo di dimostrare che la presenza di una variabile legata alla struttura aziendale possa aumentare la sua capacità predittiva. Le variabili per il modello alternativo sono state ottenute dal database Orbis; questi dati sono stati inoltre analizzati e successivamente ripuliti da eventuali outlier. Mediante l'utilizzo di RStudio è stato creato il modello. Sono infine stati messi a confronto i due modelli: quello con solo variabili legate ai financial e quello creato con in aggiunta la variabile "Numero di Manager", dimostrando che il secondo è più performante.

In conclusione, questo lavoro di tesi ha dimostrato quanto teorizzato all'inizio: i modelli che presentano anche variabili non basate unicamente sui *financial ratio* risultano più performanti di quelli con le variabili esclusivamente legate ad essi.

Bibliografia

- Altman, E., Malgorzata, I., Erkki, K., & Arto, S. (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*. 1-56. DOI: <https://doi.org/10.1111/jifm.12053>
- Altman, E., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the U.S. market. *Abacus*, 43(3), 332-357. DOI: 10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x
- Bishal, B., & Simpson, T. (2022) How do firms learn? Evidence from corporate cash holdings during the COVID-19 pandemic. *Accounting and Finance* (affanz). 1-32. DOI: 10.1111/acfi.13031
- Chen, K., Shimerda T. 'An Empirical Analysis of Useful *Financial ratios*' *Financial Management*, Vol. 10, No. 1 (Spring, 1981), pp. 51-60 (10 pages) DOI: <https://www.jstor.org/stable/3665113>
- Edmister, R. (1972). An empirical test of Financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7, 1477 - 1493. DOI: <https://doi.org/10.2307/2329929>
- Falkenstein, E., Boral, A., & Carty, V.L. (2000). Risk calcTM for private companies: Moody's default model. *Moody's Investor Service*, 5/2000, 1-88
- Governance Statements: good practice observations from our audits: NAO (National Audit Office) DP Ref 10099-001, Date: February 2013
- Hamel, G., Zanini, M. (2016) The \$3 Trillion Prize for Busting Bureaucracy (and how to claim it). Humanistic Management Network, Research Paper Series No. 28/16
- Lehmann, B. (2003) Is It Worth the While? The Relevance of Qualitative Information in Credit Rating. DOI: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.410186>
- Li, K., Niskanen, J., Kolehmainen, M., & C. (2016) Financial innovation: Credit *default* hybrid model for SME lending. *Expert Systems with Applications*, Volume 61, 1 Novembre 2016, 343 – 355. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.05.029>
- Lundholm, R. & Sloan R. Equity (2019) Valuation and Analysis (Fifth Edition). ISBN: 978-1079983357

Lussier, R. N., Corman, J., & Corman, J. (1996). A Business Success Versus Failure Prediction Model for Entrepreneurs with 0-10 Employees. *Journal of Small Business Strategy (archive Only)*, 7(1), 21–36. Retrieved from <https://libjournals.mtsu.edu/index.php/jsbs/article/view/327>

McKinsey & Company Inc., Koller, T. Goedhart, M., Wessels D. (2010) *Valuation: Measuring and Managing the Value of Companies*, (5° edizione). ISBN: 978-0470424650

Wu, C., & Wang, XM. (2000) A Neural Network Approach for Analyzing Small Business Lending Decisions. *Review of Quantitative Finance and Accounting* 15, 259–276. <https://doi.org/10.1023/A:1008324023422>

Zhou, J., Huang, J., Friedman, C., Cangemi, R., Sandow, S. (2005) Private Firm Default Probabilities via Statistical Learning Theory and Utility Maximization, *Standard & Poor's working paper*. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=828964>.

Sitografia

Activity Ratios: Definition, Formula, Uses, and Types [Activity Ratios: Definition, Formula, Uses, and Types \(investopedia.com\)](#). Consultato il 14 Agosto 2023

Analytics Vidhya. Logistic Regression and Maximum Likelihood: Explained Simply (Part I) [Logistic Regression and Maximum Likelihood: Explained Simply \(Part I\) \(analyticsvidhya.com\)](#)
Consultato il 23 Maggio 2023

Borsa Italiana. GLOSSARIO FINANZIARIO - EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA). [European Banking Authority \(EBA\) - Glossario Finanziario - Borsa Italiana](#) Consultato il 22 Maggio 2023

Mankin Michael. The True Cost of Hiring Yet Another Manager. Harvard Business Review. <https://hbr.org/2014/06/the-true-cost-of-hiring-yet-another-manager> Consultato il 31 Agosto 2023
IBM. What is logistic regression? <https://www.ibm.com/topics/logistic-regression> Consultato il 7 maggio 2023

Indici di valutazione del modello: Come comprendere se un modello è valido. <https://www.analisi-statistica.com/indici-di-valutazione-del-modello/>. Consultato il 13 giugno 2023

Multicollinearità, eteroschedasticità, autocorrelazione: tre concetti dai nomi difficili (spiegati semplici). <https://www.gironi.it/blog/multicollinearita-eteroschedasticita-autocorrelazione/>
Consultato l'11 agosto 2023.

Wikipedia. Organizzazione per la cooperazione e lo sviluppo economico. [Organizzazione per la cooperazione e lo sviluppo economico - Wikipedia](#) Consultato il 22 maggio 2023