



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

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

**"BANKRUPTCY PREDICTION MODELS: LETTERATURA E ANALISI
EMPIRICA"**

RELATORE:

CH.MO PROF. FABRIZI MICHELE

LAUREANDA: MARES GIORGIA

MATRICOLA N. 1167157

ANNO ACCADEMICO 2019-2020

INTRODUZIONE.....	5
1 ANALISI DELLA LETTERATURA.....	7
1.1 STUDI UNIVARIATI E STUDI MULTIVARIATI.....	8
1.2 MODELLI TEORICI.....	11
1.3 MODELLI DI SISTEMI ESPERTI ARTIFICIALEMENTE INTELLIGENTI.....	12
1.4 MODELLI STATISTICI.....	14
1.5 ACCOUNTING BASED MODELS.....	15
1.6 MARKET BASED MODELS.....	16
1.7 HAZARD MODELS.....	17
1.8 CONFRONTO ACCOUNTING BASED MODELS.....	17
1.9 CONCLUSIONI.....	20
2 ANALISI EMPIRICA.....	21
2.1 Z-SCORE DI ALTMAN.....	21
2.2 X-SCORE DI ZMIJEWSKI.....	24
2.3 APPLICAZIONE E CONFRONTO.....	26
3 CONCLUSIONI.....	34
BIBLIOGRAFIA.....	36

Introduzione

I modelli di previsione sono delle tecniche che mirano ad interpretare dei dati cercando di capirne l'andamento. Per questo scopo è necessario servirsi della statistica, la quale può gestire e quantificare le incertezze che si possono presentare, attraverso il monitoraggio delle grandezze che nel contesto considerato sono percepite come più significative. Risulta quindi fondamentale estrapolare dai dati presi in esame un andamento, ottenendo in questo modo delle previsioni, il fine ultimo di un modello di previsione è infatti questo, cercare di prevedere razionalmente come le grandezze di interesse si evolveranno nel prossimo futuro.

Questi modelli sono stati applicati, tra i vari ambiti, anche in ambito aziendalistico al fine di prevedere con adeguato anticipo, possibili situazioni di difficoltà delle imprese, in modo da poter intervenire tempestivamente per risanare l'attività stessa prima che sopraggiunga il preannunciato fallimento.

La previsione del fallimento d'impresa ha assunto sempre maggior importanza per il governo societario. Le economie globali sono diventate caute verso i rischi di fallimento, soprattutto dopo la scomparsa di organizzazioni molto grandi come WorldCom and Enron.

La crisi finanziaria che ha avuto inizio negli Stati Uniti nel 2007 ha portato ad una pesante depressione economica e industriale, che ha costretto le imprese che sono sopravvissute ad affrontare, negli anni successivi, una situazione di crisi senza precedenti. Da questa situazione si è sviluppato un irrigidimento della regolamentazione bancaria e si è rinnovato l'interesse nell'utilizzo di modelli che permettono di percepire tempestivamente i segnali premonitori della crisi d'impresa. Durante la crisi del 2008 sono stati infatti ignorati molti segnali, che se osservati avrebbero evidenziato il reale stato di insolvenza e rischio di credito di imprese e famiglie.

Il rinnovato interesse verso i modelli di previsione del fallimento aziendale ha portato a riconsiderare molti dei modelli nati nel precedente secolo, in particolare quelli che avevano riscosso maggior successo nella letteratura previsionale, grazie alla dimostrazione della loro forte capacità predittiva.

Nel tempo c'è stata un'evoluzione dei modelli previsionali dovuta all'implementazione di computer e di software economici, che hanno quindi ampliato il ventaglio di modelli esistenti. Allo scopo di avere la panoramica più completa possibile di tutte le tipologie di modelli esistenti, il seguente studio riporta un approfondimento in merito alla loro nascita ed evoluzione.

Oltre alla descrizione teorica dei principali modelli previsionali, il secondo capitolo affronta un'applicazione pratica di due dei modelli maggiormente conosciuti e utilizzati, il modello Z'-Score

di Altman e X-Score di Zmijewski, al fine di comprendere se essi siano ancora predittivi e quale dei due eventualmente lo sia di più. Essi sono stati testati su un campione di imprese italiane del nostro territorio.

1 Analisi della letteratura

L'inizio della letteratura degli studi in materia di previsione del fallimento risale agli anni '30 del secolo scorso. Uno studio pubblicato dal Journal of Finance Education nel 2007 e intitolato A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present, ci aiuta comprendere le tendenze evolutive che i modelli di previsione del fallimento aziendale hanno avuto nel corso degli ultimi decenni.

Tale articolo ha effettuato un'analisi di 165 studi riguardanti la previsione del fallimento, pubblicati dal 1965 fino ad oggi. Esso sottolinea come, dagli anni '30 agli anni '60, gli studi si siano concentrati sull'analisi univariata. I modelli più famosi e utilizzati risultano però essere quelli che si sono sviluppati in seguito all'analisi univariata, ossia quelli basati sull'analisi multivariata, tipica degli anni '60 e '70. Da questo momento non si parla più di studi ma nascono veri e propri modelli, dando inizio alla vera letteratura dei modelli di previsione del fallimento aziendale.

Tra il 1970 e il 1980 iniziarono a svilupparsi altri modelli previsionali, basati su diversi tipi d'analisi, ossia l'analisi logit e probit.

Gli sviluppi successivi all'utilizzo dell'analisi logit e probit, hanno invece visto un sempre maggior coinvolgimento della tecnologia, la quale, nel decennio tra il 1980 e il 1990, ha messo in evidenza un'altra tipologia di modelli, noti con il nome di modelli esperti artificialmente intelligenti.

Come è possibile notare, i modelli previsionali si distinguono per le tecniche statistiche utilizzate, ma altre differenze risiedono nella numerosità di fattori coinvolti, e nel campo di applicazione.

Ad esempio il modello di Altman, del 1968, è stato sviluppato per le previsioni legate alle imprese manifatturiere, Edmister nel 1972 sviluppa invece un modello adatto alle piccole imprese, Sinkey si concentra sul tema del fallimento bancario e Wang nel 2004 elabora invece un modello per le aziende del nuovo millennio, legate al mondo dell'internet.

In merito invece alla numerosità dei fattori coinvolti, è possibile notare un'importante differenza ed evoluzione di essi nei diversi modelli utilizzati, i quali, nell'intero periodo considerato dallo studio in questione, raggiungono una media di 10 fattori, variando però da uno a cinquantasette. La varianza è quindi elevata, possiamo considerare infatti il modello di Zmijewski, del 1984, e trovare coinvolti tre fattori, mentre nel 1995 il modello di Bortiz e Kennedy, che utilizza una rete neurale, ne coinvolge quattordici.

Lo studio in questione, però, sottolinea come un maggior numero di fattori coinvolti in un modello non sia sinonimo di una maggior accuratezza previsionale.

1.1 Studi univariati e studi multivariati

1930 - 1960

Nei primi tre decenni di letteratura previsionale, quindi tra il 1930 e il 1960, non vennero realizzati innumerevoli studi univariati, nonostante ciò, quelli realizzati, risultarono fondamentali per mettere le basi per gli sviluppi dei modelli successivi.

Gli studi univariati applicano le metodologie statistiche unidimensionali all'analisi di bilancio, in particolare si concentrano su determinati indici, realizzati rapportando diverse grandezze ottenibili dai bilanci delle imprese. Gli studi univariati considerano singolarmente ciascuna variabile del modello, questo metodo permette di capire quali indici sono più informativi di altri nel preannunciare la crisi d'impresa. L'obiettivo è quello di individuare l'esistenza di un possibile valore che, se assunto da questi indicatori negli anni precedenti al fallimento, permetta di individuare in anticipo il pervenire della crisi.

Tale analisi si concentra sia sugli indici di imprese fallite, che sugli indici di imprese sane, in modo da poterli mettere a confronto e coglierne le differenze significative, per il fine successivo di analizzare e valutare altre imprese esterne al campione.

Tra primi studi univariati più importanti, ricordiamo che nel 1930, il Bureau of Business Research pubblicò un bollettino con i risultati di uno studio sui rapporti tra imprese industriali in fallimento. Lo studio aveva considerato diversi rapporti contabili, per poi tenerne in considerazione solamente otto, dai quali, in conclusione, ne venne indicato uno come maggiormente significativo: il rapporto tra capitale circolante netto e totale attivo.

Un successivo studio, realizzato nel 1932 da FitzPatrick, tenne invece in considerazione tredici rapporti contabili, sia di imprese fallite che di successo, giungendo alla conclusione che il patrimonio netto rapportato ai debiti e gli utili netti rapportati al patrimonio netto, erano i rapporti più significativi al fine di predire tempestivamente le difficoltà delle imprese. FitzPatrick suggerì anche di non porre troppa attenzione a rapporti come il current ratio e al quick ratio, quanto si tratta con imprese che presentano consistenti passività a lungo termine.

Un ulteriore studio pubblicato nel 1942 da Merwin, si concentrò invece sui piccoli produttori. Lo studio si basò sempre sul confronto dei rapporti tra imprese fallite e imprese di successo, mostrando come si possano percepire segni di debolezza già quattro o cinque anni prima del fallimento. Merwin individua tre rapporti significativi predittivi delle difficoltà: il capitale circolante netto rapporta-

to al totale attivo, le attività correnti sulle passività correnti e il patrimonio netto rapportato ai debiti totali.

Chudson, nel 1945, presentò uno studio nel quale dimostrò come non fosse possibile individuare una struttura finanziaria in salute univoca per tutte le imprese, questo significava che le imprese andavano analizzate per gruppi, distinte in base a caratteristiche quali la dimensione e la redditività. Nonostante non si tratti di uno studio sul fallimento approfondito, ha comunque aiutato a capire come sia necessario sviluppare modelli diversi, specifici per ogni settore.

Nel 1962 Jackendoff attraverso il suo studio, riporta nuovamente l'importanza del rapporto del capitale circolante netto sul totale attivo.

Nei vari studi univariati riportati, possiamo quindi notare che l'indicatore del declino finanziario maggiormente nominato è il rapporto del capitale circolante netto sul totale attivo, anche il current ratio è stato più volte sottolineato come rapporto predittivo della crisi aziendale.

Quelli riportati sono tra i primi e i più rilevanti studi realizzati in materia fallimentare, che misero le basi per quelli successivi, i primi modelli di previsione iniziarono a svilupparsi a partire dal 1966, con lo studio univariato di Beaver. Infatti, nonostante dal 1960 iniziarono a svilupparsi modelli basati sull'analisi multivariata, l'analisi univariata non venne messa del tutto da parte, ma continuò ad essere considerata e ad evolversi.

Beaver iniziò da un confronto di trenta rapporti contabili su 79 imprese fallite e 79 non fallite, in 38 settori diversi. Egli testò le capacità predittive di ciascun indicatore, concludendo che il reddito netto sul debito totale presentava la più alta capacità predittiva del fallimento aziendale, con un'efficacia del 92% ad un anno dal fallimento. Risultò significativo anche il rapporto tra reddito netto e vendite, con una capacità predittiva del 91% e a seguire reddito netto su patrimonio netto e flusso di cassa su debiti totali e sulle attività totali, con un'accuratezza del 90%.

Beaver oltre ad individuare i rapporti contabili più indicativi, suggerisce anche di considerarne più di uno contemporaneamente, al fine di affinare la previsione sul fallimento.

Dopo Beaver seguirono altri studi univariati ma, come suggerito in precedenza, dal 1960 assumono molta importanza i modelli previsionali multivariati, quindi ora verrà posta l'attenzione su questi ultimi.

1960 - 2000

Il primo studio multivariato è stato pubblicato da Altman nel 1968, e ancora oggi come allora, risulta molto popolare nella storia della letteratura previsionale. Altman utilizzò l'analisi discriminante multivariata per sviluppare un modello a cinque fattori, applicabile alle aziende manifatturiere, conosciuto con il nome di Z-Score.

Come spiegato in precedenza, non c'è da sorprendersi se un certo modello risulta specifico per imprese di un determinato settore, è stata infatti l'eredità dei risultati dei primi studi previsionali, a suggerire una specificità di applicazione dei modelli al fine di massimizzarne l'efficacia.

Con Altman l'analisi multivariata vede l'applicazione di metodologie statistiche multidimensionali alla tecnica di bilancio, tra queste metodologie una delle più importanti è l'analisi detta discriminante. L'analisi discriminante multivariata venne nominata per la prima volta da Ronald Aylmer Fisher nel 1936, ma non in ambito finanziario ed aziendale, bensì nell'ambito della biologia e delle scienze comportamentali.

Accadde però, che a partire dagli anni '60, Altman percepì le potenzialità dell'analisi discriminante multivariata utilizzata da Fisher, ideandone così un suo impiego alternativo, ossia un impiego in ambito aziendalistico, elaborando un modello avente ad oggetto le imprese e finalizzato alla previsione della crisi d'impresa. Furono proprio gli studi di Fisher a convincere Altman ad optare per l'utilizzo dell'analisi discriminante, piuttosto che del modello lineare, del modello logit o del modello probit.

Altman realizzò quindi il primo modello di previsione del fallimento basato sull'analisi discriminante multivariata, un modello semplice ma potente, in grado di stabilire, attraverso un unico valore denominato Z-Score, se ciascuna delle imprese considerate è da classificarsi come impresa sana o in difficoltà.

In seguito, a partire dalla fine degli anni '70, iniziarono a svilupparsi altri modelli di previsione, che divennero però più popolari a partire dal decennio successivo. Nel 1980 Ohlson elabora un modello basato sull'analisi logit, noto con il nome di O-Score, che fa uso di ipotesi meno restrittive rispetto a quelle adottate da Altman e utilizza nove variabili. Entrambi i modelli rientrano tra quelli più utilizzati da tutti coloro interessati a prevedere la possibile insolvenza futura di un'impresa.

Successivamente, nel 1984, Zmijewski elabora un modello utilizzando l'analisi probit, noto con il nome di X-Score, anche questo modello rientra tra i più conosciuti e utilizzati in materia previsionale ed è caratterizzato dalla presenza di tre variabili. Tale modello, come anche quelli di Altman e di

Ohlson, utilizza un diverso approccio econometrico, ma tutti e tre si basano sulla stessa categoria di dati, ossia i dati contabili, ricavabili dai bilanci o dai rendiconti finanziari delle imprese.

Diverso approccio e diversi dati sono invece quelli utilizzati da Shumway, nel 2001, che realizza un modello appartenente alla categoria degli hazard models, che utilizza sia variabili contabili che di mercato.

Questi modelli previsionali sono tra i più famosi e utilizzati, ma in realtà fanno parte di una classificazione più ampia, che vede coinvolte molte più sottocategorie di modelli rispetto a quelle precedentemente nominate.

Uno studio realizzato da M. Adnan Aziz e Humayon A. Dar nel 2006 e intitolato Predicting corporate bankruptcy: where we stand? Pubblicato dall'International journal of business in society, offre un'ampia revisione della letteratura previsionale, fornendo un'analisi completa dei modelli esistenti.

Tale studio si basa su un campione prelevato da 89 indagini empiriche pubbliche, raccolte da una ricerca di oltre 180 fonti che raggruppano i modelli previsionali in tre grandi categorie: i modelli teorici, quelli statistici e i modelli AIES.

1.2 Modelli teorici

I modelli teorici seguono una logica di tipo deduttivo, essi si concentrano sulle cause qualitative del fallimento, basandosi quindi su considerazioni di carattere concettuale. Questi modelli possono essere descritti come metodologicamente rigorosi, ma essendo basati su ipotesi astratte, questo ne ha compromesso la capacità di cogliere, per tempo e in modo preciso, i segnali premonitori della crisi aziendale; rendendoli quindi scarsamente affidabili.

All'interno della categoria dei modelli teorici troviamo:

- Teoria dell'entropia

Aiuta a identificare il disagio finanziario esaminando i cambiamenti nella struttura del bilancio. Nel caso in cui i rendiconti finanziari di un'impresa riflettano significativi cambiamenti nella composizione delle passività e delle attività, allora questo potrebbe significare che la società non ha un equilibrio stabile. Quest'ultima considerazione non pregiudica la fine di un'attività, ma potrebbe sicuramente indicare un segnale di difficoltà che, nel tempo, si potrebbe tradurre in una crisi finanziaria.

- Teoria del giocatore d'azzardo

Questa teoria pensa all'impresa come ad un vero e proprio giocatore d'azzardo, quindi come ad un soggetto in possesso di un'iniziale liquidità e con una probabilità netta positiva di perdere quella ricchezza nel corso del tempo. In questo modo si calcola la probabilità che l'impresa possa fallire in seguito all'esaurirsi dell'intera ricchezza a sua disposizione.

- Teoria della gestione della liquidità

In questa teoria viene presa in esame la gestione della liquidità a breve termine di un'impresa, vista l'enorme importanza che essa riveste per le società, in quanto, uno squilibrio tra i flussi finanziari in entrata e in uscita, potrebbe causare all'impresa delle difficoltà finanziarie, portandola in un secondo momento al fallimento.

- Teoria del rischio di credito

Tale teoria è collegata agli accordi di Basilea I e II e si riferisce alle società finanziarie. Il rischio di credito è il rischio che un qualsiasi debitore o controparte sia inadempiente nei confronti di un'obbligazione da lui stesso assunta. Sono stati fatti numerosi tentativi per sviluppare modelli in grado di valutare il rischio interno di credito, tra questi possiamo nominare il CreditPortfolio View di McKinsey, il quale utilizza un approccio econometrico per misurare il rischio di default. Egli sottolinea come l'andamento dei cicli di credito segua da vicino quello dei cicli economici, collegano alla probabilità di fallimento variabili come il tasso di disoccupazione, i tassi di cambio e i risparmi aggregati.

1.3 Modelli di sistemi esperti artificialmente intelligenti

I modelli di sistemi esperti artificialmente intelligenti, abbreviati: AIES, sono modelli che si concentrano sui sintomi del fallimento societario, trattano con la contabilità dell'impresa e si sono sviluppati in seguito al progresso e allo sviluppo tecnologico e informatico, motivo per cui dipendendo così tanto da esso.

All'interno della categoria dei modelli AIES troviamo:

- Modello basato sull'apprendimento induttivo

Si tratta di una forma di apprendimento supervisionato, in cui un programma apprende generalizzando dagli esempi, diventano così in grado di imitare il comportamento umano. Quello che riesce a fare questo modello è sfruttare un campione di dati usandolo come "formazione".

- Modello di ragionamento basato sui casi (CBR)

Questi modelli mirano a risolvere un nuovo problema di classificazione aiutandosi con i precedenti casi simili e risolti. Solitamente la procedura di questi modelli prevede quattro fasi: l'identificazione di un nuovo problema, il recupero di casi simili risolti dalla "biblioteca di casi", l'adattamento della soluzione del caso risolto al nuovo problema e infine la valutazione e l'archiviazione della nuova soluzione ottenuta.

- Modello delle reti neurali

Conosciute anche come "neural networks" (NN): tale modello effettua una classificazione del campione oggetto di studio, simulando i processi cerebrali. In questa rete sono presenti molti nodi, una sorta di proiezione dei neuroni cerebrali, essi sono degli elementi di elaborazione che ricevono degli input, che nel nostro caso sono le informazioni delle imprese oggetto di studio, e li convertono in un segnale output. Quest'ultimo segnale o rappresenta la definitiva classificazione dell'impresa (come fallita o non), oppure viene riutilizzato come input fino a quando non viene raggiunta una classificazione certa.

- Algoritmi genetici

Questo modello si ispira alla teoria Darwiniana e quindi all'idea dell'esistenza di un'eredità genetica, valida per l'uomo come per le imprese. Gli algoritmi genetici seguono un processo volto a ricercare la soluzione ottimale per un certo problema, in mezzo a un grande numero di soluzioni possibili. Tali algoritmi vengono quindi utilizzati per individuare un insieme di regole e condizioni premotori del fallimento aziendale, una volta individuate vengono applicate alle imprese in esame per prevedere un loro possibile default.

- Modello degli insiemi approssimativi

In questo modello le imprese vengono classificate sulla base di un insieme di condizioni e di attributi, che rappresentano le regole di decisione del modello. Le caratteristiche dell'impresa in esame dovranno quindi essere ricollegate alle regole del modello al fine di effettuarne la classificazione.

- Macchina vettoriale di supporto

Si tratta di un algoritmo di apprendimento automatico supervisionato che può essere utilizzato sia per scopi di classificazione che di regressione. L'algoritmo SVM ottiene la massima efficacia nei problemi di classificazione binari, per questo è stato utilizzato in materia previsionale, vista la necessità di discriminare le imprese in due classi, quelle fallite e quelle sane.

1.4 Modelli statistici

Aziz e Dar individuano poi la categoria di modelli denominati statistici. Essi risultano i modelli più utilizzati in materia previsionale e si basano su diverse tipologie di analisi, Essi utilizzano un approccio induttivo, denominato bottom-up, ossia applicano ad un contesto più generale e ampio un modello costruito nel particolare, nel nostro caso su un campione di imprese.

In questa categoria vengono individuati i seguenti modelli:

- Modello univariato

Sono focalizzati sull'analisi dei singoli rapporti finanziari che, se assumono differenze significative tra le imprese che sono fallite rispetto a quelle sane, allora possono essere utilizzati come variabili predittive applicabili a imprese esterne al campione.

- Analisi discriminante multivariata

Tale modello è una combinazione lineare di alcune variabili discriminatorie che si sintetizzano in un singolo valore, un punteggio, secondo il quale una società può essere poi classificata come impresa sana, in fallimento oppure appartenente alla zona "grigia", cioè non di certa classificazione.

- Modello di probabilità lineare

Questo modello esprime la probabilità di fallimento o di successo di una società attraverso una variabile dicotomica, che è una funzione lineare di un vettore di variabili esplicative.

- Modello logit

Anche questo modello esprime le probabilità sul futuro dell'azienda attraverso una variabile dicotomica dipendente, espressa sempre da un vettore di variabili esplicative. Tale variabile dipendente è il logaritmo della probabilità che si verifichi un evento (fallire o non fallire), utilizzando una funzione di distribuzione cumulativa logistica. Di conseguenza, nel caso il punteggio ottenuto sia di 0,5, questo significherebbe una pari opportunità di fallimento e successo dell'impresa in esame, se invece il punteggio si avvicina allo 0 la probabilità di un futuro fallimento è certa, con un punteggio prossimo all'1, invece, si presuppone un rischio infimo di bancarotta.

- Modello probit

Si tratta di un modello uguale a quello precedentemente descritto, l'unica differenza risiede nella funzione di distribuzione, la quale in questo caso è una funzione normale.

- Procedure di somme cumulative (CUSUM)

Tali procedure sono tra gli strumenti più potenti per rilevare lo spostamento di una distribuzione da uno stato ad un altro. In questo modo è possibile percepire l'avanzamento dello stato di deterioramento di un'impresa, la prestazione di una società in un certo momento viene valutata da un punteggio cumulativo delle serie storiche, denominato punteggio CUSUM.

Fino a quando questo punteggio è positivo e non supera un certo parametro di sensibilità specifico, significa che l'impresa non ha subito cambiamenti nella sua situazione finanziaria. La presenza di un punteggio negativo indica invece un cambiamento significativo delle condizioni dell'azienda.

- Processi di adattamento parziali

Questo processo guarda al comportamento di alcuni aspetti dell'impresa, come per esempio la gestione della liquidità o l'elasticità dei saldi di cassa.

Nonostante i numerosi modelli presenti, i più utilizzati, discussi e comparati sono stati quelli statistici perché più attendibili e tempestivi. In particolare, come visto in precedenza, vengono considerati maggiormente i modelli basati sull'analisi discriminante multivariata, l'analisi logit e l'analisi probit.

Un ulteriore studio realizzato da Julian Bauer, Vineet Agarwal, del 2014 intitolato *are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test*, e pubblicato dal *Journal of Banking & Finance*, fornisce un'ulteriore suddivisione dei modelli previsionali, distinguendoli per la tipologia di dati che coinvolgono. In questo articolo si distinguono tre diversi modelli: *accounting based models*, *market based models* e *hazard models*.

1.5 Accounting based model

I modelli basati sulla contabilità sono in genere costruiti ricercando i rapporti contabili più significativi, pesati da dei coefficienti stimati su un campione di imprese fallite e non fallite. Vista la costruzione dei coefficienti su base campionaria, è possibile che il modello stimato sia più specifico per il campione in questione che per imprese esterne ad esso. Nonostante ciò, è stata dimostrato come questi modelli possano comunque essere molto d'aiuto nel prevedere la crisi d'impresa in soggetti esterni.

Mensah nel 1984 scopre che la distribuzione cambia nel tempo, raccomandando una revisione periodica dei modelli stimati. Oltre a questa difficoltà, Mensah sottolinea anche come sia la natura stessa delle dichiarazioni contabili ad essere un problema, mettendo in dubbio la validità del modello in questione. In particolare va ricordato che i bilanci e i rendiconti riportano le performance passate di un'impresa, non è quindi sicuro che possano aiutare a prevedere il futuro. In oltre, possono presentarsi errate rappresentazioni, per esempio un discostamento tra valore contabile e valore reale degli assets presenti, oppure i valori stessi potrebbero subire manipolazioni e discostamenti volontari, al fine di dare una certa immagine dell'impresa, senza però che essa sia del tutto veritiera.

1.6 Market based model

Tali modelli offrono un'alternativa ai modelli accounting based per valutare la probabilità di fallimento di un'impresa. Nel caso in cui ci si trovi di fronte a mercati efficienti, il prezzo delle azioni di un'impresa rifletterà tutte le informazioni contenute nei rendiconti contabili, comprendendo anche informazioni non presenti negli estratti conto. Un ulteriore vantaggio derivante dall'utilizzo di questo modello è che i prezzi di mercato riflettono i flussi di cassa attesi futuri, risultando quindi più appropriati agli scopi previsionali. La realizzazione di questi modelli, in oltre, non dipende dal tempo o dal campione, problemi che invece vengono riscontrati nei modelli accounting based.

Oltre ai vantaggi sopra descritti, anche questa tipologia di modelli soffre di alcuni svantaggi. Il modello di Merton del 1974, ad esempio, richiede una serie di ipotesi per essere utilizzato, come l'assunzione di normalità dei rendimenti azionari e non c'è distinzione tra i diversi tipi di debito, si considerano infatti tutti prestiti a cedola zero.

La conclusione è che esistono pareri contrastanti in merito a quale sia il modello maggiormente predittivo. Hillegeist et al. suggeriscono che il loro modello derivato fornisca informazioni maggiori sulla probabilità di fallimento rispetto ai modelli basati sui rapporti contabili. Reisz e Perlich, nel 2004, attraverso il loro studio, rivelano come il modello Z-Score di Altman del 1968 sia leggermente più predittivo ad un anno dal fallimento, rispetto ai modelli market based, anche se questi ultimi risultano più performanti in un arco temporale che va dai 3 ai 10 prima del fallimento.

1.7 Hazard model

L'ultima tipologia di modelli individuata da Bauer e Agarwal sono gli hazard model, tali modelli previsionali utilizzano sia informazioni di mercato che informazioni contabili. Shumway, nel 2001, criticò gli accounting e i market models definendoli modelli statici, motivo per cui fu lui stesso a proporre un nuovo modello, appartenente alla categoria detta hazard models. Il modello di Shumway presenta numerosi vantaggi rispetto ai modelli statici, questi ultimi devono infatti selezionare un periodo di tempo specifico in cui osservare le caratteristiche di una determinata impresa, in genere qualche anno prima del fallimento, al contrario dell'hazard model, che è un modello in grado di utilizzare tutte le informazioni disponibili per stimare il rischio di fallimento in tutti i periodi di tempo desiderati.

Utilizzare un hazard model rispetto ad un modello statico comporta numerosi vantaggi: essi consentono di incorporare nel modello tutte le variabili esplicative che cambiano nel tempo, incorporano così più dati per un determinato campione, aumentando le osservazioni si incrementa la probabilità di ottenere stime più precise.

1.8 Confronto accounting based models

I modelli sui quali ho posto l'attenzione sono gli accounting based, considerando l'obiettivo di volerli applicare alle piccole e medie imprese italiane.

Tra i modelli accounting based più conosciuti troviamo i modelli di Altman, Ohlson e Zmijewski. Come detto in precedenza, tali metodi fanno uso della stessa tipologia di dati, ossia quelli contabili, ma utilizzano diversi approcci econometrici.

Questi modelli sono stati oggetto di molti studi e confronti, al fine di stabilire quale sia quello maggiormente predittivo e perché, individuando i criteri secondo i quali sia più appropriato l'utilizzo di un modello piuttosto che un altro in determinate circostanze.

Il primo confronto analizzato è quello tra i modelli originali di Altman, 1968 e Ohlson, 1980; al fine del confronto è stato considerato uno studio intitolato *Bankruptcy Classification Errors in the 1980s: An Empirical Analysis of Altman's and Ohlson's Models*, pubblicata dalla *Review of Accounting Studies*.

Le imprese considerate nel campione di questo studio, presentano dati di bilancio disponibili presso COMPUSTAT per il periodo tra il 1980 e il 1989, periodo in cui le società risultano quotate alla

Borsa di New York (NYSE), alla Borsa americana (AMEX) o presso il mercato NASDAQ. Le imprese dispongono in oltre di un codice di classificazione industriale standard (SIC) inferiore a 4000 o tra 5000 e 5999.

Da questa selezione è stato ricavato un campione finale di confronto di 65 società fallite e un altro campione casuale di 1300 società non fallite, tenendo in considerazione tutte le caratteristiche d'impresa necessarie a permettere il confronto tra i due modelli.

Un ulteriore appunto va fatto in merito alla classificazione degli errori, infatti, al fine di rendere paragonabili i risultati, gli errori di tipo I e II sono stati utilizzati sia per Altman che per Ohlson con la medesima definizione, ossia quella intesa da Altman, che considera l'errore di tipo I la classificazione di un'impresa come sana ma che infine fallisce, e di tipo II le imprese che vengono ritenute in fallimento e che invece alla fine non falliscono.

Una prima analisi confronta i risultati che Altman ottenne nel 1968 con quelli di questo nuovo campione di controllo degli anni '80. Altman, attraverso il campione utilizzato per la stima del suo modello, aveva determinato un valore discriminante pari a 2,675, valore che permetteva di minimizzare il numero totale di errori di classificazione. In questo modo il tasso di classificazione errata nel 1968 è del 5% a un anno prima del fallimento, aumentando a 17% a due anni dal fallimento, salendo al 48% tre anni prima. Con un anno di anticipo gli errori di tipo I e II risultano rispettivamente al 6% e al 3%.

L'applicazione del modello Z-Score al campione di controllo di 65 imprese fallite e 1300 non fallite, comporta invece un tasso di errore complessivo del 21,8% ad un anno dal fallimento, pari rispettivamente al 18,5% per gli errori di tipo I e al 25,1% per gli errori di tipo II.

Risulta fortemente evidente il drastico aumento dei tassi di errore tra il campione del 1968 e quello oggetto di questo studio del 1980.

Ohlson realizza invece tre distinti modelli, in base al lasso di tempo per il quale si vuole prevedere il fallimento, questi modelli producono un numero output chiamato P, che identifica la probabilità di fallimento di un'impresa. Il punto di cut-off individuato da Ohlson è di 0,038, un punteggio P inferiore segnala un'impresa sana, mentre un livello superiore indica un'impresa prossima al fallimento, probabilità che aumenta man mano che questo valore sale.

Paragonando i risultati del modello O-Score sul campione originale e quello di controllo, considerando sempre come punto di cut-off 0,038, si nota un tasso simile di errori di tipo I, che si riduce da 12,4% a 10,8%, e un incremento del tasso di errori di tipo II, che salgono da 17,4% a 26,6%. Come

conclusione si può sottolineare che il tasso di errore complessivo per Ohlson è del 14,9% per il campione originale e del 18,7% per il campione di controllo.

Da quest'analisi il modello di Ohlson sembra essere più performante rispetto a quello di Altman, il tasso complessivo di errore risulta più basso e anche il tasso di errori di tipo I, considerati spesso più costosi rispetto a quelli di tipo II e quindi di più importante previsione.

Un ulteriore appunto che si può fare è che, nonostante i risultati ottenuti, va considerato il fatto che il modello di Altman è stato sviluppato più di dieci anni prima rispetto a quello di Ohlson, e nel mentre si sono verificati molti cambiamenti in merito alla legge fallimentare e al livello di debito societario accettabile; questo può far giungere alla conclusione che il modello di Ohlson sia stato più performante perché più vicino, in termini temporali, al campione di imprese considerate.

Il modello di Altman è stato spesso comparato anche con il modello X-Score di Zmijewski. La distinzione tra i due modelli è ormai chiara, da un lato troviamo l'analisi discriminante multivariata mentre dall'altro l'analisi probit, Altman effettua la discriminazione attraverso un modello a cinque fattori mentre Zmijewski ne considera solamente tre.

In merito a questa comparazione, tra i vari studi, possiamo considerare lo studio intitolato Financial distress analysis with Altman Z-Score approach and Zmijewski X-Score on shipping service company, pubblicato dal Journal of Applied Management nel 2017.

Tale studio analizza quattro società di servizi di trasporto di merci via mare, presenti in Indonesia e note con il nome di: PT. Samudera Indonesia Tbk, PT. Berlian Laju Tanker, PT. Mitrahahtera Segara Sejati Tbk e PT. Wintermar Offshore Marine Tbk. L'analisi è stata effettuata applicando i due modelli ai dati dei rendiconti finanziari per il periodo che va dal 2010 al 2016.

La conclusione a cui giunge lo studio è che il metodo di Altman e quello di Zmijewski conducono a risultati molto simili, rappresentando, entrambi, la società PT. Samudera Indonesia come la più sana delle quattro.

Per quanto riguarda le altre società di trasporti considerate, le previsioni sono state le seguenti: per l'azienda PT. Wintermar Offshore Marine Tbk, il modello Z-Score presentava per gli anni 2010 e 2013 un valore maggiore a 2,6, indicando uno stato di salute finanziaria, mentre per i restanti anni considerati nel campione di dati, il modello suggeriva la possibilità di incontrare difficoltà finanziarie. Applicando per la medesima impresa il modello X-Score invece, si ottiene un punteggio X sempre inferiore allo 0, dal 2010 fino al 2016, indicando uno stato di stabilità e salute.

La società PT. Mitrabahtera Segara Sejati Tbk è stata invece valutata sia dal modello di Altman, che dal modello di Zmijewski, come in salute per tutti e sei gli anni considerati.

Per la società BT. Berlian Laju Tanker lo Z-Score identifica una situazione di difficoltà finanziaria dal 2010 al 2016, tranne che nel 2011, legata a gravi difficoltà di liquidità. Il modello X-Score indica invece una situazione di crisi per l'impresa in questione dal 2010 al 2014, in quanto si presenta un indice di leva finanziaria molto elevato, indicando un alto indebitamento per quest'impresa, che va invece a migliorare dal 2014 al 2016, portando ad un valore di X inferiore a 0, indicativo di un miglioramento.

1.9 Conclusioni

Analizzare questi studi ha permesso di capire come i tre modelli accounting based effettuino previsioni differenti, suggerendo come, nonostante l'obiettivo comune, essi colgano aspetti differenti delle difficoltà aziendali. I due precedenti confronti possono in oltre provare come la capacità predittiva dei tre modelli vari nel tempo, come constatato nel caso del confronto tra Altman e Ohlson, dove Altman risulta più performante negli anni immediatamente successivi alla nascita del suo modello (1968), e come vari in base al contesto e quindi al tessuto imprenditoriale che si considera.

Sarà obiettivo del prossimo capitolo applicare questi modelli ai dati di alcune imprese italiane, al fine di stabilire, anche per il nostro contesto, quale sia il modello maggiormente affidabile per prevedere la crisi d'impresa.

Tra i modelli considerati, il confronto sulla base dei dati di imprese italiane avverrà applicando il modello Z-Score e X-Score.

2. Analisi empirica

2.1 Z-Score di Altman

Altman era un economista americano che sin dai primi studi mirò alla realizzazione di un modello predittivo della crisi d'impresa semplice, rapido e preciso. Il modello Z-Score di Altman deve infatti il suo successo proprio alla semplicità d'utilizzo, essendo infatti possibile costruire valide previsioni attraverso un semplice calcolo matematico.

In questo modo nacque un modello previsionale alla portata di tutti, esteso anche a coloro che non sono esperti di modelli matematici e statistici. Tale metodo diventò così applicabile anche nella realtà delle piccole e medie imprese.

Il modello Z-Score prevede che una funzione detta discriminante abbia come variabili di input diversi indici contabili, adeguatamente ponderati da diversi coefficienti assunti a priori, e che scaturisca come valore di output un unico parametro, lo Score, risultato di questa combinazione e denominato Z.

Altman pubblicò la prima versione del modello Z-Score nel 1968, basandosi su un campione di 66 imprese manifatturiere quotate negli USA. In seguito, effettuò diversi aggiornamenti al modello, volti ad ampliarne sempre di più il suo utilizzo. Nonostante le modifiche apportate, la versione originale è quella che ancora oggi riveste maggior rilievo per gli analisti di tutto il mondo.

Dagli iniziali ventidue indici di bilancio analizzati da Altman egli ne selezionò cinque, successivamente si occupò di definire i cinque coefficienti di ponderazione che avrebbero dovuto pesare adeguatamente ciascuna delle variabili della funzione, coefficienti che avevano lo scopo di amplificare le differenze tra gli indici di imprese solvibili e non solvibili.

Il risultato finale fu la seguente formula:

$$Z = 0,012 * X_1 + 0,014 * X_2 + 0,033 * X_3 + 0,006 * X_4 + 0,999 * X_5$$

Gli indici che vennero selezionati da Altman furono scelti in base a due parametri: la popolarità nella letteratura e la rilevanza potenziale e vennero ricondotti a cinque macrocategorie:

- liquidità
- redditività
- leva finanziaria
- solvibilità

- attività

Gli indici utilizzati sono i seguenti:

$$X_1 = \frac{\text{Capitale circolante netto}}{\text{Totale attività}}$$

Tale indice aiuta a identificare il grado di liquidità di un'impresa, osservandolo nel contesto dello Z-Score, possiamo affermare che un suo valore ridotto potrebbe significare che gli asset correnti hanno un valore troppo basso, potendo quindi preannunciare una difficoltà futura.

$$X_2 = \frac{\text{Utile non distribuito}}{\text{Totale attività}}$$

Questo indice misura i redditi passati che l'azienda ha tenuto per sé, al fine di autofinanziarsi. Considerare questa ratio nel calcolo dello Z-Score permette di rendere il calcolo più corretto, in quanto le imprese di nuova costituzione hanno tassi di fallimento più alti rispetto a quelle longeve, che hanno invece avuto più tempo per accumulare utili, in quest'ottica è corretto avere un indice che nel caso di imprese giovani incida negativamente sul valore dello Z-score.

$$X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Totale attività}}$$

In tale indice viene considerato l'EBIT, che rapportato al totale attivo fornisce informazioni in merito alla redditività dell'area caratteristica dell'impresa.

$$X_4 = \frac{\text{Valore di mercato delle azioni}}{\text{Totale debiti}}$$

Questo indice aiuta a capire come possa ridursi il valore dell'attivo dell'azienda nel corso dell'esercizio prima che le perdite superino le entrate, quindi prima del verificarsi dell'insolvenza.

$$X_5 = \frac{\text{Vendite}}{\text{Totale attività}}$$

Tale indice rispecchia la capacità dell'azienda di vendere il proprio prodotto sul mercato, esso riflette quindi il modo che ha l'impresa di affrontare la concorrenza attirando a sé i clienti.

Una volta ultimato il modello, Altman cercò il valore Z discriminante, ossia quel valore in base al quale categorizzare un'impresa come in difficoltà oppure come sana, valore chiamato punto di cut-off.

Dagli studi emerse che le imprese rappresentate da uno Z superiore a 2,99 si erano rivelate essere sane, mentre quelle rappresentate da uno Z inferiore a 1,81 erano da considerarsi sicuramente in difficoltà e prossime al fallimento. Da questa valutazione si giunse alla chiara conclusione che esiste una zona di incertezza, ossia quella che comprende i valori di Z da 1,81 a 2,99. Gli studi condotti su tale modello, parlano di questa zona come una zona grigia, dove le imprese che vi ricadono non possono essere ricondotte con certezza a nessuno dei due gruppi considerati.

La zona grigia comprende due tipi di errore di valutazione:

Errore di tipo I: classificare come sana un'impresa che successivamente fallisce;

Errore di tipo II: classificare come in difficoltà un'impresa che poi non fallisce;

A fronte di questa situazione Altman condusse diversi test al fine di individuare comunque un punto univoco di cut-off, che si rivelò essere 2,675. In questo modo il modello valuta come imprese sane tutte quelle con uno Z-Score maggiore di 2,675 e come in difficoltà tutte quelle con uno Z al di sotto di tale soglia.

Successivamente, nel 1993, fu lo stesso Altman che apportò modifiche al suo modello Z-Score, denominando il nuovo metodo Z'-Score. La modifica che vediamo nello Z' riguarda la variabile X_4 , che come è stato indicato in precedenza, si tratta di una delle variabili indipendenti del modello che coinvolge il valore delle azioni di una società. Tale variabile però risulta chiaramente assente in tutte quelle imprese che non sono quotate, di conseguenza il calcolo dello Z-Score per queste imprese coinvolgerebbe solo quattro variabili.

Altman decise quindi di modificare la variabile X_4 trasformandola in:

$$\frac{\text{Patrimonio netto contabile}}{\text{Totale Passività}}$$

A cui seguì una revisione di tutti i coefficienti del modello, giungendo alla seguente formula:

$$Z' = 0,717 * X_1 + 0,847 * X_2 + 3,107 * X_3 + 0,42 * X_4 + 0,998 * X_5$$

Il punto discriminante rimase fisso a 2,675.

L'obiettivo di questa revisione era quello di rendere applicabile il metodo dello Z-Score anche alle imprese più piccole, visto che anche loro, come le imprese più grandi, sono soggette a fallimento.

Nel 1995 venne poi apportata un'ulteriore modifica da parte di Altman e Hartzell and Peck che realizzarono lo Z''-Score, il fine era quello di rendere il modello applicabile anche alle imprese dei mercati emergenti. La modifica apportata vide l'eliminazione della variabile X_5 e l'aggiunta di una costante. Il modello così riformulato risulta il seguente:

$$Z'' = -3,25 + 6,56 * X_1 + 3,26 * X_2 + 6,72 * X_3 + 1,05 * X_4$$

Con zona grigia compresa tra 4,846 e 8,0105.

A parere degli autori questo nuovo modello poteva essere esteso anche alle imprese non manifatturiere.

2.2 X-Score di Zmijewski

Nel 1984 Zmijewski realizza un modello di previsione del fallimento aziendale basato sull'analisi probit. Egli analizzò le imprese quotate negli USA negli anni che vanno dal 1972 al 1978, escludendo quelle finanziarie, per un totale di 40 società in bancarotta e 800 società sane, giungendo ad un'accuratezza previsionale del modello del 99%.

La formula risulta ottenuta da Zmijewski risulta la seguente:

$$X = -4,336 - 4,513 * X_1 + 5,679 * X_2 + 0,004 * X_3$$

Dove gli indici considerati sono:

$$X_1 = \frac{\text{Utile netto}}{\text{Totale attività}}$$

Rapporto che fornisce informazioni in merito alla prestazione dell'impresa, ossia riguardante la ricchezza creata dagli investimenti effettuati in azienda.

$$X_2 = \frac{\text{Debiti totali}}{\text{Totale attività}}$$

Tale indice rivela la leva finanziaria dell'impresa, esplicando il rapporto tra i debiti totali che l'impresa ha contratto e il totale attivo, ossia i componenti positivi dello stato patrimoniale, cioè gli investimenti.

$$X_3 = \frac{\text{Debiti di breve periodo}}{\text{Attività correnti}}$$

L'ultima variabile dipendente da rilevanza al grado di liquidità della società, trattando infatti le grandezze patrimoniali di breve periodo, per comprendere se esse siano equilibrate o meno.

L'idea è che un'impresa con elevati debiti di breve periodo e attività correnti ridotte ha più probabilità di trovarsi in difficoltà in futuro, rispetto ad un'impresa con un rapporto più basso. La difficoltà potrebbe essere causata dall'incapacità di far fronte alle passività correnti attraverso le proprie risorse liquide o prontamente liquide.

Il modello fornisce come output una variabile avente come punto di cut-off lo 0, indicando quindi una situazione di difficoltà per tutte le imprese con un X-Score superiore allo 0, e come sane le imprese che ottengono un X negativo.

Entrambi i modelli utilizzano indici costruiti con dati tratti dai bilanci delle imprese considerate. I modelli in questione fornivano un'accuratezza previsionale del 95% da parte dello Z'-Score, e del 99% da parte del X-Score, è importante però fare alcune considerazioni aggiuntive. Va per esempio considerato che i modelli in questione sono stati calcolati sulla base di campioni di imprese statunitensi, contesto quindi differente da quello italiano, inoltre, va sottolineato il fatto che l'accuratezza dei modelli può risultare così elevata per il campione sul quale il modello è stato costruito, diventando però più bassa se applicati ad imprese esterne ad esso.

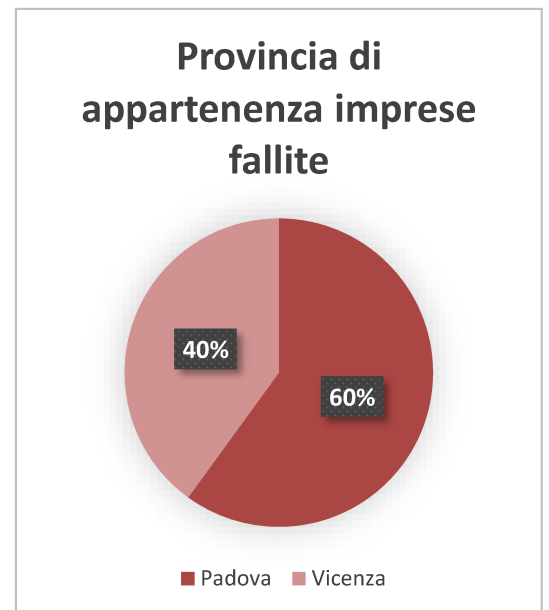
Nonostante queste considerazioni è lecito verificare se tali modelli siano validi per il contesto italiano, in quanto come riportato nel capitolo precedente, hanno avuto successo anche in contesti differenti da quello americano, inoltre la letteratura previsionale li considera tuttora come i modelli maggiormente predittivi e diffusi.

2.3 Applicazione e confronto

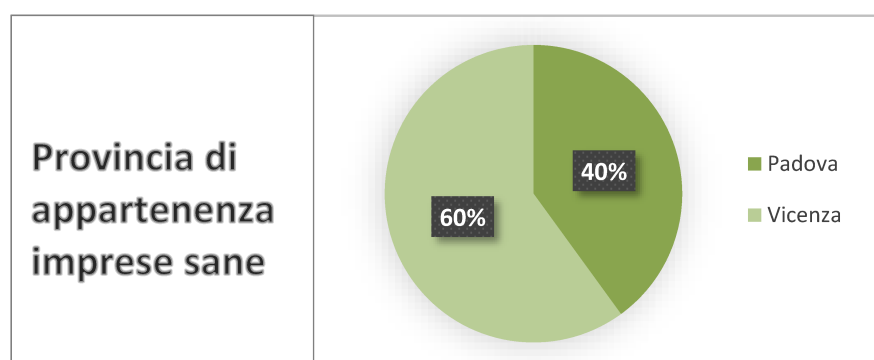
A prova di tale argomentazione viene proposta nel seguente capitolo un'applicazione pratica dei modelli Z'-Score e X-Score ad imprese presenti nel territorio italiano. In particolare, sono state selezionate imprese appartenenti alle province di Padova e Vicenza, l'analisi che verrà condotta considera due campioni di imprese:

- Il primo campione formato da dieci società che sono state soggette a concordato preventivo nel 2017 oppure nel 2018, anno che verrà trattato come l'anno del fallimento, nonostante alcune imprese abbiano continuato l'attività fino al 2018 compreso. Tale scelta è dovuta al fatto che risulta predittivo individuare le difficoltà prima del verificarsi del concordato.

I dati delle sopracitate imprese sono stati tratti dalle camere di commercio di Padova e Vicenza, che hanno reso disponibili la lista di tutte le procedure di concordato e di fallimento dall'anno 2014 all'anno 2018.



- Il secondo campione è invece formato da dieci società tuttora in funzione e quindi sane, per le quali i dati sono stati tratti dal database AIDA.

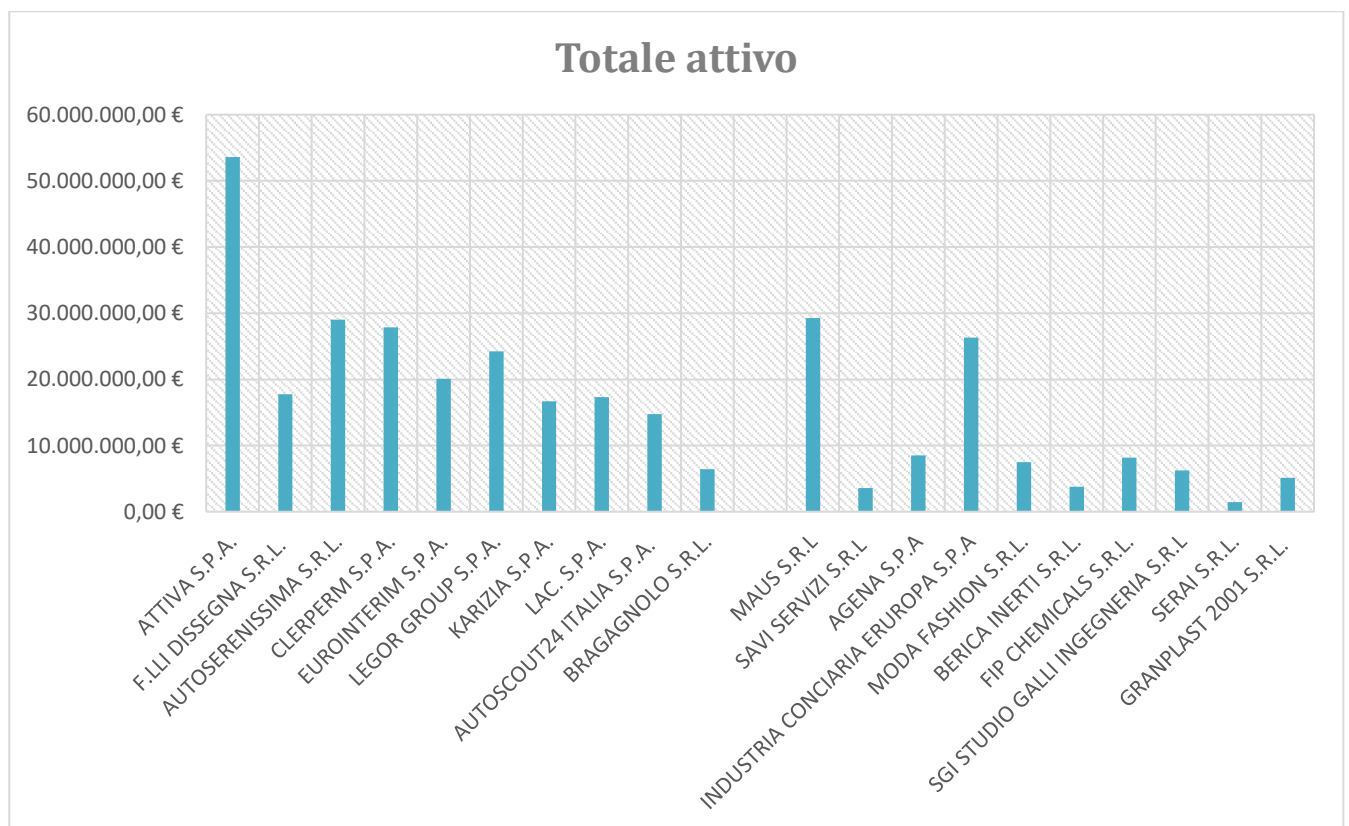


Per entrambi i campioni è stata effettuata un'analisi sulla base dei dati di bilancio rispettivamente a quattro, tre, due e un anno prima del fallimento, considerando quindi gli anni dal 2013 al 2016 per le imprese fallite nel 2017 e dal 2014 al 2017 per le imprese fallite nel 2018. In questo modo oltre

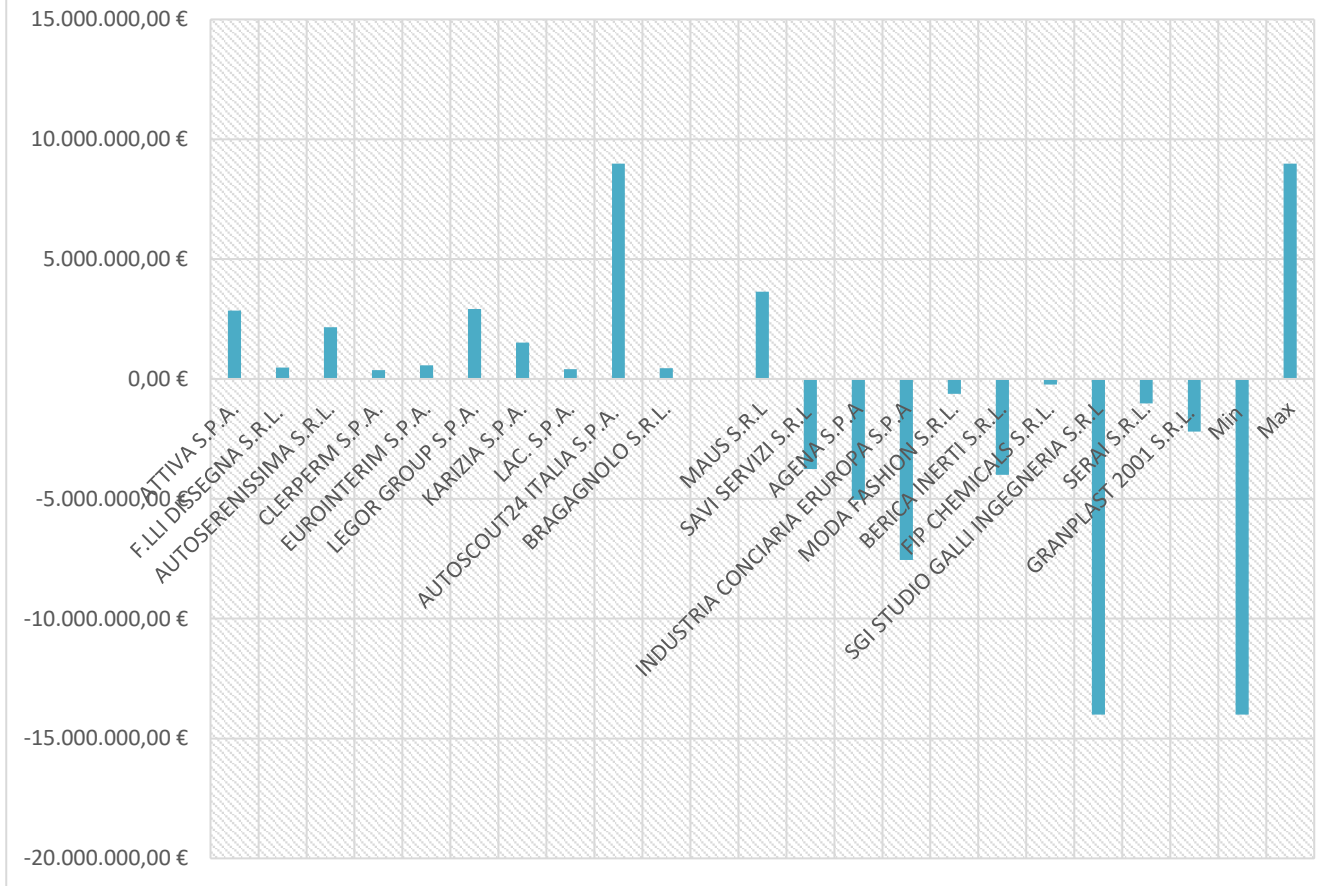
ad avere un campione omogeneo dal punto di vista territoriale, risulta anche considerata la stessa finestra temporale. Successivamente come già annunciato, le dieci imprese soggette a concordato preventivo falliranno negli anni 2017 o 2018, mentre le altre dieci società continueranno l'attività. La domanda che ci si pone è quindi la seguente: i modelli di Altman e Zmijewski percepiscono ancora le differenze tra imprese che stanno per fallire e imprese che invece continueranno la loro attività?

Tutte le imprese considerate inoltre, risultano non quotate e appartengono alla categoria delle piccole e medie imprese, considerando quindi un numero di dipendenti inferiore ai 250 ma comunque superiore a 10. Questa scelta è dovuta al fatto che il nostro territorio imprenditoriale coinvolge un importante numero di imprese di queste dimensioni, che nel loro complesso garantiscono lavoro a moltissime persone, risulta quindi utile poter percepire le difficoltà imprenditoriali prima che queste si trasformino in una crisi senza via d'uscita.

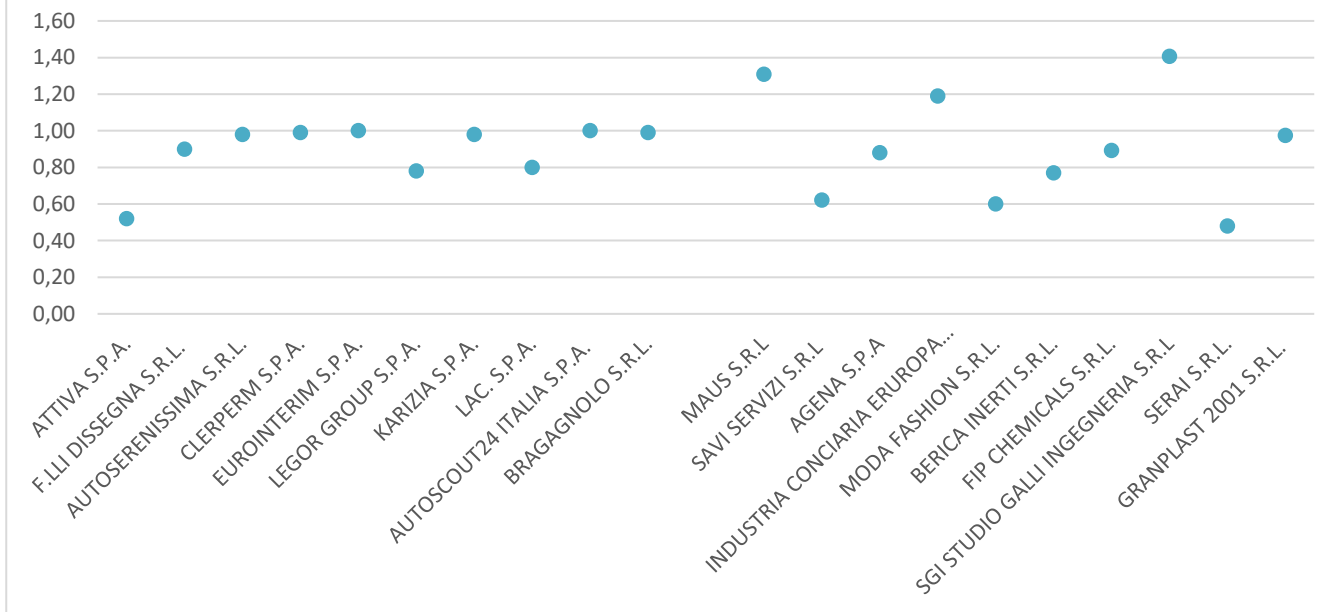
Alcuni dati rilevanti delle imprese considerate che possono essere messi in evidenza sono il totale delle attività, il fatturato e l'indice di indebitamento, ciascuno considerando una media tra tutti gli anni considerati.



Fatturato

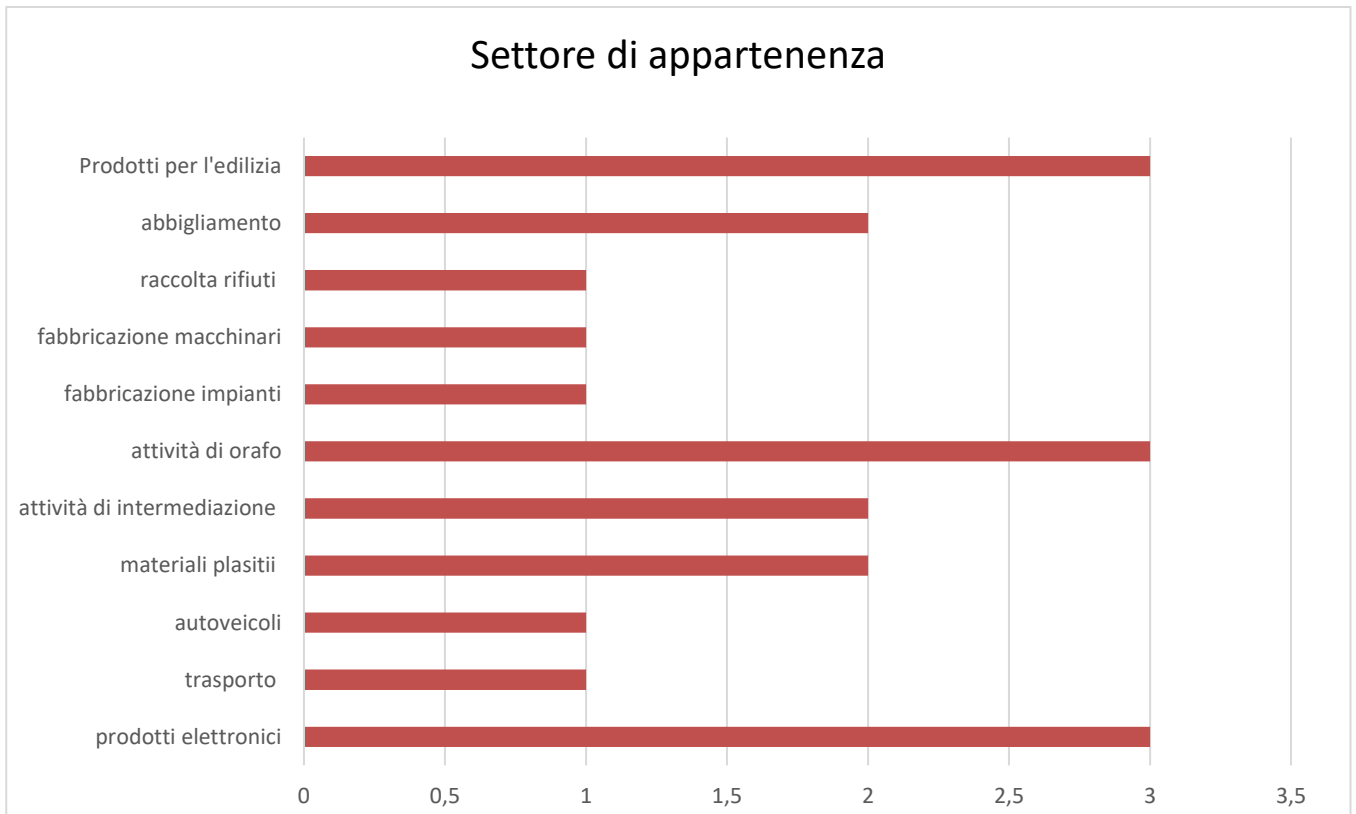


Indice di indebitamento



Per quanto riguarda il settore di appartenenza delle società, sono state considerate imprese tratte da settori diversi, vista l'applicabilità dei modelli previsionali ad attività di ogni tipo.

Nello specifico le attività svolte dalle società considerate risultano essere le seguenti:



Ora che sono state chiarite le informazioni principali di ogni impresa, si riportano di seguito i rispettivi Score calcolati.

CAMPIONE DI DIECI IMPRESE NON FALLITE

	INDICE	Z'-SCORE			
	ANNI PRIMA DEL 2017	IV	III	II	I
IMPRESE NON FALLITE:					
11	ATTIVA S.P.A.	5,96198	6,31995	5,80089	6,44025
12	F.LLI DISSEGNA S.R.L.	2,70645	2,70731	2,56071	2,46621
13	AUTOSERENISSIMA S.R.L.	4,42543	4,22364	3,76614	4,33328
14	CLERPERM S.P.A.	3,39863	3,57655	3,64859	3,14938
15	EUROINTERIM S.P.A.	3,51291	3,79777	4,13440	3,96453
16	LEGOR GROUP S.P.A.	2,73240	3,22021	2,73614	2,83920
17	KARIZIA S.P.A.	6,30497	3,38504	3,47075	3,22795
18	LAC. S.P.A.	3,36231	2,83401	3,51270	2,89609
19	AUTOSCOOUT24 ITALIA S.P.A.	2,74880	3,47358	4,67757	5,49096
20	BRAGAGNOLO S.R.L.	4,54941	3,17448	4,92889	4,45900
MEDIA		3,97033	3,67125	3,92368	3,92668
VARIANZA		15,48744	9,54709	8,88961	14,68525

CAMPIONE DI DIECI IMPRESE FALLITE

	INDICE	Z'-SCORE			
	ANNI PRECEDENTI AL FALLIMENTO PREVISITO PER IL 2017	IV	III	II	I
IMPRESE FALLITE:					
1	MAUS S.R.L.	0,40039	0,33084	0,35466	0,43870
2	SAVI SERVIZI S.R.L.	0,84768	0,90640	0,00935	-4,55104
3	AGENA S.P.A.	-0,20510	1,72542	1,92659	1,72254
4	INDUSTRIA CONCIARIA ERUOPA S.P.A	1,56492	1,38292	1,39287	0,30629
5	MODA FASHION S.R.L.	1,79754	1,13400	0,74838	0,26659
6	BERICA INERTI S.R.L.	0,68631	0,70957	0,68318	-2,81951
7	FIP CHEMICALS S.R.L.	0,69297	0,78586	0,84681	0,49477
8	SGI STUDIO GALLI INGEGNERIA S.R.L.	0,90295	-0,48108	0,56754	-7,85516
9	SERAI S.R.L.	0,59391	0,39850	0,00311	-1,77831
10	GRANPLAST 2001 S.R.L.	0,78061	0,90476	1,24506	-0,45683
MEDIA		0,80622	0,77972	0,77776	-1,42320
VARIANZA		2,82982	3,35681	3,34485	77,05064

	INDICE		X-SCORE			
	ANNI PRIMA DEL 2017		IV	III	II	I
IMPRESE NON FALLITE:						
11	ATTIVA S.P.A.		-0,88839	-1,29410	-1,10645	-1,39292
12	F.LLI DISSEGNA S.R.L.		-0,27611	-0,24282	-0,58484	-0,47985
13	AUTOSERENISSIMA S.R.L.		-0,32259	-0,29167	-0,12043	-0,43798
14	CLERPERM S.P.A.		-0,76176	-1,29848	-1,13773	-0,58480
15	EUROINTERIM S.P.A.		-0,06463	0,03229	-0,18990	-0,33957
16	LEGOR GROUP S.P.A.		-1,42343	-2,23887	-2,10308	-2,78611
17	KARIZIA S.P.A.		-1,11462	-1,58416	-2,03348	-2,01302
18	LAC. S.P.A.		-0,01890	-0,21634	-0,39579	-0,46454
19	AUTOScout24 ITALIA S.P.A.		-3,78250	-0,90921	-4,45025	-5,48500
20	BRAGAGNOLO S.R.L.		0,08768	0,24217	-0,81838	-0,64320
MEDIA			-0,85652	-0,78012	-1,29403	-1,46270
VARIANZA			11,80154	5,87417	15,35518	23,95409

	INDICE		X-SCORE			
	ANNI PRECEDENTI AL FALLIMENTO PREVISITO PER IL 2017		IV	III	II	I
IMPRESE FALLITE:						
1	MAUS S.R.L.		-3,35848	0,57706	0,58261	0,04492
2	SAVI SERVIZI S.R.L.		-0,47836	-0,30468	1,49171	12,02844
3	AGENA S.P.A.		0,85461	0,70859	1,07764	6,23290
4	INDUSTRIA CONCIARIA ERUOPA S.P.A		-0,02192	0,05766	-0,17403	2,25218
5	MODA FASHION S.R.L.		0,50226	0,43204	0,76059	1,69374
6	BERICA INERTI S.R.L.		-1,01655	-0,89411	-0,94560	7,17847
7	FIP CHEMICALS S.R.L.		0,84100	0,77909	0,83170	1,14486
8	SGI STUDIO GALLI INGEGNERIA S.R.L.		0,60287	2,49701	0,76272	21,33881
9	SERAI S.R.L.		-1,08484	-0,80880	-0,34987	4,10617
10	GRANPLAST 2001 S.R.L.		0,68265	0,59293	0,28979	4,70813
MEDIA			-0,24768	0,36368	0,43273	6,07286
VARIANZA			15,62486	8,44250	4,83623	369,89209

Partendo dall'analisi del primo campione riportato, ossia quello delle imprese non fallite, è possibile notare come l'indice Z-Score nel 2013 classifichi correttamente sette imprese su dieci, indicandole come sane, mentre tre risultano appartenenti all'area grigia, ossia quella compresa tra i valori 1,81 e 2,99. Nel 2014 le imprese che ricadono nella zona grigia risultano essere solamente due, come accade anche nell'anno successivo. Nel 2016 invece le imprese classificate come sane risultano essere sette, mentre tre rientrano nell'area di difficile interpretazione, va però considerato che due di queste tre imprese appartenenti alla zona grigia, presentano uno Z-Score tra 2,84 e 2,90, valori molto vicini al limite superiore della zona grigia. Nel caso in cui venisse considerato il punto di cut-off di 2,675 le due imprese precedentemente considerate risulterebbero classificate correttamente come sane.

Per quanto riguarda il modello X-Score, sempre in merito al primo campione, esso classifica come in possibile fallimento una sola impresa nel 2013, due nel 2015 e una sola nel 2016, la classificazione che ne deriva è sicuramente molto vicina alla realtà, anche se va considerato che alcuni valori di X sono a volte di poco inferiori allo 0. Come è possibile notare la media degli X-Score risulta negativa, ma è a volte presente anche una varianza elevata, che va da un minimo di 5,87 nel 2014 ad un massimo di 23,95 nel 2016.

Gli errori di classificazione che si verificano nel primo campione sono la tipologia di errori denominati di II tipo, i quali identificano l'errata considerazione che un'impresa sia in difficoltà quanto invece è sana. Più costosi risultano però essere gli errori di tipo I, in quanto considerare come sana un'impresa che successivamente fallisce, questa situazione implica di norma più costi rispetto alla situazione contraria.

Risulta quindi importante analizzare le errate classificazioni avvenute nel secondo campione, nel quale le 10 imprese considerate risultano successivamente tutte fallite.

In tale campione lo Z'-Score fa rientrare nella zona grigia una sola impresa, a due anni dal fallimento, con un valore di 1,92, va però considerato che tale valore risulta molto vicino al limite inferiore della zona di incertezza, limite sotto il quale le imprese sono da considerarsi come in fallimento certo. Inoltre, osservando gli Z'-Score calcolati per questa impresa per gli altri tre anni, è possibile notare con immediatezza come tale impresa rientri nella zona di fallimento. Tutte le altre società ottengono uno Score inferiore all'1,81, rappresentando fedelmente la situazione reale.

È possibile considerare anche la media per anno di tutti gli Z'-Score calcolati per questo campione, dalla media riportata è infatti possibile notare come lo Score sia per tutti e quattro gli anni sempre inferiore all'unità, indicando nel complesso un'ottima capacità predittiva.

Sempre in riferimento al campione di imprese poi fallite, il modello di Zmijewski classifica erroneamente come sane cinque imprese a quattro anni dal fallimento, mentre le classificazioni errate a tre e due anni dal fallimento risultano solamente tre. L'anno prima del fallimento il modello X-Score risulta invece fortemente predittivo, classificando nettamente tutte le imprese come società prossime al fallimento, ottenendo infatti come output anche valori di molto superiori allo 0.

È possibile osservare con facilità come nella maggior parte dei casi l'X-Score vada ad aumentare in maniera crescente durante gli anni di previsione considerati, il trend positivo che ne deriva conferma l'affidabilità del modello, visto che esso diventa maggiormente predittivo man mano che ci si avvicina alla data del fallimento. In alcuni casi l'X-Score non rispetta però quest'andamento, e ciò potrebbe provocare un'errata previsione per chi lo osserva, in quanto potrebbe percepire una possibile ripresa dell'attività, quando invece è in realtà destinata al fallimento. Nonostante ciò, la media dei valori dell'X-Score risulta essere crescente, partendo da un valore pari a -0,25 a quattro anni dal fallimento, che suggerisce quindi un'incapacità del modello nel percepire le difficoltà dell'impresa, aumentando poi a 0,36 a tre anni dal fallimento, 0,43 a due anni dal fallimento e infine pari a 6,07 l'anno prima del fallimento. Questo andamento indica che il modello di Zmijewski ha ancora un'effettiva capacità predittiva, visto che all'aumentare del valore dello Score aumenta la possibilità di fallimento. Un'ultima considerazione da fare in merito a tale campione e tale modello, è che i valori di output ottenuti restano comunque inferiori all'unità fino all'anno prima del fallimento, indicando spesso per pochi centesimi una situazione di difficoltà.

Osservando ora contemporaneamente sia il primo campione di imprese che il secondo, è possibile notare con immediatezza come i valori dei due Score siano in grado di discriminare le imprese sane da quelle fallite. Lo Z-Score si presenta con una media sempre superiore a 3,6 per il campione di imprese non fallite, mentre presenta una media sempre inferiore all'unità per il campione di imprese in difficoltà. L'X-Score invece si presenta con una media sempre inferiore allo 0 nel primo campione, indicando quindi correttamente una situazione imprenditoriale sana, mentre per il secondo campione, esso ottiene una media negativa a quattro anni dal fallimento, e poi sempre positiva per gli anni successivi.

3 Conclusioni

L'analisi riportata dimostra come i modelli Z'-Score e X-Score siano ancora modelli predittivi validi per identificare le difficoltà aziendali, l'analisi dimostra anche come sia maggiormente performante lo Score ideato da Altman, visto che esso ottiene meno errori di valutazione in merito al campione di imprese infine fallite, effettuando quindi meno errori di tipo I, i quali come detto in precedenza risultano più costosi. Il modello di Zmijewski invece, nonostante l'analisi dimostri la sua affidabilità, effettua una classificazione errata nel secondo campione a quattro anni dal fallimento, di conseguenza è possibile concludere che sia più affidabile il modello di Altman visto che è in grado di percepire la crisi aziendale con più anticipo. Nonostante ciò, il modello risulta affidabile per gli anni successivamente considerati.

In conclusione, possiamo affermare che un'analisi effettuata con entrambi gli indici potrebbe evitare la classificazione errata di molte imprese, infatti tutte le imprese discriminate in modo inesatto da Altman, vengono classificate in maniera corretta da Zmijewski, e viceversa.

In conclusione all'analisi effettuata va sottolineato come questa si concentri su bilanci appartenenti agli anni che vanno dal 2013 al 2017, dimostrando sicuramente l'affidabilità dei due modelli anche per anni di molto successivi al loro anno di nascita. Nonostante questo risultato positivo, va ricordato che nel passato questi modelli hanno perso la loro capacità predittiva in seguito a crisi economiche improvvise e di portata mondiale, le quali hanno sconvolto il trend e i valori di norma considerati da questi modelli. Gli stessi ideatori dei modelli previsionali, tra cui anche Altman e Zmijewski hanno suggerito come sia importante modificare i coefficienti coinvolti nel calcolo dello Score, al fine di adattarli alla situazione in cui le imprese si trovano. Basti pensare che un ragionamento affine è stato fatto da Altman quanto ha modificato lo Z'-Score realizzando lo Z''-Score, il quale era finalizzato ad essere applicato alle imprese dei mercati emergenti, le quali nascendo in un contesto più complesso andavano valutate diversamente da imprese nate in mercati già avviati. Non a caso i coefficienti per ciascuna variabile dipendente risultano aumentati, come a significare che un risultato positivo ottenuto da una di queste imprese, debba essere maggiormente valorizzato rispetto al medesimo risultato ottenuto da un'impresa nata in un contesto con tutte le risorse necessarie reperibili più facilmente.

In quest'ottica, è corretto considerare che una crisi economica improvvisa e di portata mondiale, che prima di tutto risulta essere una crisi sanitaria, è quella che stiamo vivendo ora, nel 2020, situazione che ha causato, tra gli altri problemi, anche un altissimo tasso di fallimento di molte attività, che purtroppo non sono riuscite a sopravvivere a questa situazione. In questo contesto non risulterebbe

quindi corretto classificare le imprese invece sopravvissute alla crisi sulla base dei valori dello Z'-Score e dell'X-Score che conosciamo.

A conclusione di tali considerazioni possiamo affermare che questo è uno dei casi in cui è necessaria una revisione dei modelli predittivi, al fine di mantenerne l'efficacia e permetterne un loro utilizzo futuro.

BIBLIOGRAFIA

- Y. Wu, C. Gaunt, S. Gray, 2010. A comparison of alternative bankruptcy prediction models, *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 34–45.
- M. Adnan Aziz and Humayon A. Dar, 2006. Predicting corporate bankruptcy: where we stand?, *Corporate Governance* Vol. 6, 16-33.
- Jodi L. Bellovary, Don E. Giacomino and Michael D. Akers, 2007. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present, Vol. 33, *Journal of Financial Education*, 1-42.
- Raffaella Calabrese, Giampiero Marra and Silvia Angela Osmetti, 2016. Bankruptcy prediction of small and medium enterprises using a flexible binary generalized extreme value model, *The Journal of the Operational Research Society*, 604-615.
- Leonardo Di Marco, Luciano Nieddu, 2014. Trigger factors that influence bankruptcy: a comparative and exploratory study, *Rivista Italiana di Economia Demografia e Statistica*.
- Vineet Agarwal , Richard Taffler, 2008. Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models, *Journal of Banking & Finance*, 1541–1551.
- Robert A. Collins, 1980. An Empirical Comparison of Bankruptcy Prediction Models, Wiley on behalf of the Financial Management Association International, 52-57.
- Julian Bauer, Vineet Agarwal, 2014. Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test, *Journal of Banking & Finance*, 432-442.
- Christine V. Zavgren and George E. Friedman, 1988. Are Bankruptcy Prediction Models Worthwhile? An Application in Securities Analysis, *Management International Review*, 34-44.

- Ahmad Ahmadpour Kasgari, Mehdi Divsalar, Mohamad Reza Javid, Seyyed Javad Ebrahimian, 2012. Prediction of bankruptcy Iranian corporations through artificial neural network and Probit-based analyses, *Neural Computing & Applications*, 927-936.
- Hafiz A. Alaka, Lukumon O. Oyedele , Hakeem A. Owolabi, Vikas Kumar, Saheed O. Ajayi, Olugbenga O. Akinade , Muhammad Bilal, 2018. Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection, *Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection*, Vol 94, 164-184.
- J Begley, J Ming, S Watts, 1996. Bankruptcy Classification Errors in the 1980s: An Empirical Analysis of Altman's and Ohlson's Models, *Review of Accounting Studies*, 267-284.
- James A. Ohlson, 1980. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, Vol 18 (1), 109-131.
- Edward I. Altman, Małgorzata Iwanicz-Drozdowska, Erkki K. Laitinen, Arto Suvas, 2017. Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model, *Journal of International Financial Management & Accounting*, 132-171.
- Mani Shehni Karamzadeh, 2013. Application and Comparison of Altman and Ohlson Models to Predict Bankruptcy of Companies, *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 2007-2011.
- Sahala Manalu Rony Joyo Negoro Octavianus Galuh Safarina Sari Kalmadara, 2017. Financial distress analysis with Altman Z-Score approach and Zmijewski X-Score on shipping service company, *Journal of Applied Management*, 677-682.