Dipartimento di Impresa e Management

Cattedra di Matematica Finanziaria

L'analisi predittiva della crisi di insolvenza dell'impresa: da Altman alle disposizioni del D.lgs. n. 14 del 2019. Implementazioni in Python 3.8.

RELATORE

Emeritus Prof. ***Gennaro Olivieri***

CANDIDATO

Giuseppe Finelli

Matricola 216 711

ANNO ACCADEMICO 2019/2020

A Dora e Carmine.

INDICE

INTRODUZIONE **4**
LO Z SCORE DI ALTMAN **6**
1.1 Breve introduzione allo sviluppatore 6
1.2 La ratio del modello 6
1.3 L'analisi del discriminante lineare secondo l'elaborazione di Fisher 7
1.4 Sviluppo del modello Z-Score e selezione delle variabili 11
1.5 Test del modello e capacità predittiva a due esercizi prima del fallimento 15
1.6 Evoluzione dello Z-Score 18
1.6.1. Z' Score 18
1.6.2 Z'' Score 19
1.7 Applicazione dello Z-Score alle imprese italiane 20
1.7.1 Verifiche mediante l'applicazione dello Z'-Score 21
1.7.2 Verifiche mediante Z''-Score. 22
1.8 Elaborazione in Python e utilizzo dell'indicatore per la scelta degli investimenti finanziari 24
1.9 Conclusioni sullo Z-Score 27
IL MODELLO LOGISTICO **28**
2.1 Introduzione al modello di regressione logistica (*logit)* 28
2.2 Analisi dei fondamentali del modello logistico 29
2. 3 Le variabili esplicative secondo Ohlson e i coefficienti di ponderazione 33
2.4 Verifiche sui livelli di accuratezza ottenibili dall'implementazione del logit 36
2.5 Implementazione in Python 3.8 del modello di regressione logistica per la previsione dell'insolvenza, ed analisi dei risultati mediante matrice di confusione 39
IL NUOVO SISTEMA DI ALLERTA E LE DISPOSIZIONI DEL D.lgs. n. 14 del 2019 ..... **42**
3.1 Le richieste della nuova disciplina codicistica 42
3.2 Il campione analizzato dal CNDCEC 43
3.3 Il processo e la ratio degli indicatori 44
3.3.1 Patrimonio netto 45
3.2.2 Debt service coverage ratio 45
3.3.3 Indici di settore 47
3.4 Implementazione in Python 3.8. del programma per la verifica della ragionevole presunzione dello stato di insolvenza 49
CONCLUSIONI **51**
BIBILOGRAFIA E SITOGRAFIA **53**

INTRODUZIONE

Una delle vicende che negli ultimi anni ha acquisito maggior rilievo nel panorama della finanza aziendale è stata l'introduzione, mediante il D.lgs. n. 14/2019, del "Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza" che, a partire dal 15 agosto 2020, sostituirà la c.d. "Legge fallimentare" (R.D. 16 marzo 1942, n. 267). All'interno del nuovo Codice, a livello dell'art. 2, co.1, lett. a) viene riformulata la nozione di crisi di impresa, identificata come "*lo stato di difficoltà economico-finanziaria che rende probabile l'insolvenza del debitore, e che […] si manifesta come inadeguatezza dei flussi di cassa prospettici a far fronte regolarmente alle obbligazioni pianificate*". Questa disposizione fornisce una definizione di crisi a carattere economico-finanziario che si può definire prospettica. Il nostro ordinamento intende, infatti, rilevare la possibile insorgenza dell'insolvenza in via anticipatoria rispetto alla sua effettiva manifestazione, al fine di governare la crisi o, nell'ipotesi di irreversibilità della stessa, di limitare le sue esternalità negative. Risulta evidente che, in un sistema produttivo caratterizzato da forti interconnessioni ed interdipendenze tra i vari operatori economici, governare le potenziali insolvenze si rivela fondamentale per preservare l'integrità dell'intero apparato creditizio e non solo. Infatti, le predette esternalità negative andrebbero ad impattare in maniera inevitabile tutti gli *stakeholders* correlati all'impresa. Fissati i presupposti che delineano l'importanza della rilevazione previsionale dello stato di crisi, attraverso tale elaborato si cerca di analizzare quelli che, a partire dagli anni '70 del secolo scorso ad oggi, sono stati i modelli più importanti per la predizione del fallimento (termine che, con la disciplina codicistica entrante in vigore, viene sostituito con l'espressione più eufemistica di "liquidazione amministrativa").

Il primo modello rilevante, utilizzato su larga scala, è stato quello sviluppato nel 1968 da Altman, professore di Finanza presso la Stern School of Business – New York University. Tale modello, reso noto con il nominativo "*Z-Score*", è stato poi rifinito e aggiornato intorno agli anni '90 mediante l'introduzione dello "*Z'-Score*" e poi dello "*Z''-Score*". Tutte le versioni risultano sviluppate nel riferimento teorico dell'analisi discriminante lineare (LDA). Lo scopo di Altman era quello di individuare una serie di variabili esplicative, deducibili da un comune bilancio riclassificato, che combinate linearmente, attraverso l'utilizzo di coefficienti specifici, restituissero un indice sulla verosimiglianza dell'insorgenza dello stato di crisi. Sebbene esso sia stato - ed è ancora - molto utilizzato per la considerevole capacità di fornire classificazioni con basso errore del I tipo, alcune evidenze empiriche ne hanno dimostrato i limiti. Si può prendere come riferimento una fattispecie a noi vicina, che ha costituto uno il più grande caso di bancarotta fraudolenta in Europa: il caso

Parmalat[1]. Come viene riportato da Danovi e Falini, in questo caso *"lo Z'' Score non solo ha classificato la società come sana, ma 2 anni prima dell'insolvenza le attribuiva un rating equivalente ad A-*."[2]

Un tentativo di superamento dei limiti del modello di Altman è costituito dal modello *logit* (o di regressione logistica applicata all'insolvenza). Quest'ultimo, a differenza dello Z-Score, non restituisce uno score, che dovrebbe successivamente essere soggetto ad interpretazione. Esso, alternativamente, consente di ottenere un valore appartenente all'intervallo (0,1), ossia una probabilità di default che beneficia di semplicità interpretativa. Il modello *logit*, inoltre, riesce a superare alcune assunzioni restrittive tipiche dell'analisi discriminante, come p.es. quella di distribuzione normale delle osservazioni. Ciononostante, il vantaggio più rilevante che è possibile ottenere dall'implementazione del sistema di regressione logistica risiede nella possibilità di sviluppare algoritmi di apprendimento che, sulla base di una dotazione di osservazioni *a posteriori*, riesce a rilevare patterns di natura quantitativa mediante i quali fornire la discriminazione *a priori* di nuove popolazioni. Fa d'uopo precisare che, trattandosi di un modello di previsione basato sul *machine learning*, all'aumentare delle dimensioni del campione sottoposto a training aumenta anche la robustezza previsionale del programma.

L'ultimo sistema predittivo sottoposto ad osservazione in tale elaborato è quello sviluppato di recente dal Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti ed Esperti Contabili. A quest'ultimo il Decreto menzionato in apertura ha attribuito il compito di sviluppare un modello attuativo del sistema di allerta previsto dalla Direttiva UE n. 1023/2019. Tra i tre analizzati, quello del CNDCEC è indubbiamente il modello di più semplice attuazione. La semplicità applicativa si giustifica con la necessità favorire l'implementazione dello stesso nell'ambito di ogni sistema aziendalistico, al fine di consentire la tempestiva segnalazione degli *early warnings* alle autorità competenti.

Come evincibile dal titolo, con lo sviluppo di tale elaborato si intende fornire, oltre che una panoramica teorica sui modelli menzionati, anche una versione strettamente operativa e di immediato utilizzo degli stessi. A tal fine, costituiscono appendice di ogni capitolo delle implementazioni in Python di ciascuno dei framework analizzati.

[1] Filippetti S. (2018), Il Sole 24 Ore, https://www.ilsole24ore.com/art/quindici-anni-crack-parmalat-cosi-francesi-si-sono-bevuti-latte-italiano-AEYzjnvG

[2] Altman E. I., Danovi A., Falini A. (2013), La previsione dell'insolvenza: l'applicazione dello Z Score alle imprese in amministrazione straordinaria, Joural of Applied Finance (Formerly Financial Practice and education), pag 34

LO Z SCORE DI ALTMAN

1.1 Breve introduzione allo sviluppatore

Edward I. Altman (5 giugno 1941) è Professore Emerito di Finanza presso la Stern School of Business – New York University. Dopo aver conseguito – nel 1963 - un Bachelor in Economics presso la City College of New York, si iscrive alla UCLA's School of Business, dove ottiene un MBA e un Ph.D. in Finanza. Nel 1973, ha intrapreso una continua e duratura carriera da docente volta all'internazionalizzazione. Egli è, infatti, stato Visiting Professor presso le seguenti istituzioni universitarie: HEC di Parigi; PUC di Rio de Janeiro; CEMFI di Madrid; UNSW Macquaire di Sidney; e due istituzioni italiane tra cui la Partenope di Napoli e l'università Bocconi di Milano[3]. Il Dr. Altman, che ha anche ricoperto il ruolo di advisor presso la Centrale dei Bilanci, ha costruito negli anni una considerevole reputazione come esperto di fallimento di impresa, bond ad alto rendimento, debiti in sofferenza e analisi del rischio di credito. [4]

La sua intuizione più nota è sicuramente riconducibile allo sviluppo del modello Z-Score, volto a offrire un indice predittivo relativo alla possibile sopravvenienza della condizione di insolvenza in un'impresa. L'utilità di tale indice è stata, dunque, estesa per offrire agli investitori uno strumento atto a determinare la stabilità finanziaria e, di conseguenza, il rischio di controparte. Dal 1995 è utilizzato anche per effettuare l'analisi del credito nei mercati emergenti.

1.2 La ratio del modello

Lo Z-Score Model, nella sua elaborazione originaria, fu rilasciato da Altman nel 1968. "*FINANCIAL RATIOS, DISCRIMINANT ANALYSIS AND THE PREDICTION OF CORPORATE BANKRUPTCY*" era il tiolo dell'articolo che fu pubblicato sul *Journal of Finance dell'American Finance Association*.[5] Tale articolo era volto ad esplicare come, attraverso la ponderazione di una serie di variabili – ottenibili dall'analisi di una specifica impresa - per determinati coefficienti, fosse possibile fornire una categorizzazione sulla base del livello di stabilità finanziaria della stessa. All'epoca, Altman enfatizzò la semplicità d'uso del proprio metodo asserendo che con esso "s*ono sufficienti circa trenta minuti per valutare lo stato di insolvenza di un'impresa, utilizzando semplicemente una calcolatrice tascabile e un bilancio riclassificato*".[6] Il Prof. Emerito sottolineò, altresì, che l'indicatore fornito non

[3] "Edward I. Altman – Professor Emeritus of Finance", 2020, https://www.stern.nyu.edu/faculty/bio/edward-altma
[4] ibid
[5] Journal of Finance, 1968, vol. 23, issue 4, pag. 589-609
[6] Altman and La Fleur (1985), I Modelli di previsione delle insolvenze: la loro applicazione alla gestione di impresa, in "Finanza, Marketing e produzione", n. 4, pag 79

presentasse natura probabilistica ma puramente descrittiva: la finalità del modello è l'individuazione di un andamento che accomuni le tendenze degli indici contabili e finanziari negli anni precedenti al manifestarsi della condizione di insolvenza.

Elemento teorico portante del modello predittivo di Altman è l'analisi discriminate lineare (LDA). Quest'ultima, meno popolare rispetto alla regressione lineare, può essere utilizzata per la formilazione di una serie di raggruppamenti di natura qualitativa - p.es. "impresa a rischio insolvenza" o "impresa finanziariamente sana" -, partendo da una dotazione di osservazioni e dati rilevati da documenti di natura contabile. Posti i suddetti raggruppamenti, si cerca - dunque - di individuare *patterns* di natura quantitativa tra le imprese, che consentano di effettuare predizioni sulla collocazione di nuove fattispecie. L'analisi discriminante permette di determinare un insieme di coefficienti discriminanti - $V_1, V_2, \ldots, V_n$ – che combinati alle variabili derivanti dal campione osservato (p. es. i rapporti a pagina 9), possano consentire la collocazione in chiave predittiva di ciascuna impresa all'interno di uno dei gruppi predefiniti.
La funzione discriminante, $Z = V_1X_1 + V_2X_2 + \ldots + V_NX_5$, trasforma le variabili indipendenti $(X_1, X_2, \ldots, X_n)$ in un singolo valore discriminante che può essere utilizzato per classificare l'oggetto. Ovviamente, i coefficienti considerati possono essere soggetti a modifiche e correzioni intertemporali, per contestualizzare l'analisi in maniera ottimale e ridurre le probabilità di errore. [7]

1.3 L'analisi del discriminante lineare secondo l'elaborazione di Fisher

L'elaborazione puramente teorica della LDA, sulla base della quale è stato sviluppato il modello di Altman, è da attribuirsi a R.A. Fisher (Linear Discriminant Analysis, 1936). Essa è finalizzata ad individuare una serie di coefficienti che combinati linearmente con un vettore di variabili esplicative (nel caso considerato, rapporti di natura economica – finanziaria, deducibili dalle scritture contabili) possano condurre alla separazione efficiente di due popolazioni. In particolare, nel caso dello Z-Score si cerca di effettuare la discriminazione tra imprese finanziariamente sane ed altre che riversano in stato di crisi (p. es. imprese fallite, soggette ad amministrazione straordinaria, in fase di ristrutturazione), massimizzando la distanza media risultante tra le classificazioni. Si cerca, nello specifico, di massimizzare il rapporto della varianza tra le diverse popolazioni e la varianza in ognuna delle popolazioni: $S = \frac{\sigma^2_{tra\ le\ popolazioni}}{\sigma^2_{nelle\ popolazioni}}$

[7] Altman, E. I. (1968), Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, The journal of finance, Vol. 23, No.4.

La figura sottostate (figura 1) costituisce un caso semplificato, in cui si assume che le imprese affidabili e le imprese a rischio insolvenza possano essere descritte mediante il ricorso a due sole variabili – la cui scelta può essere assolutamente discrezionale - x_1e x_2. Obiettivo prioritario dell'analisi è la limitazione delle sovrapposizioni tra le distribuzioni, in quanto esse andrebbero ad incrementare il livello di incertezza.

Lo score ottenuto dalla combinazione delle due variabili viene visualizzato sull'asse obliquo z, come rappresentato nella figura sottostante.

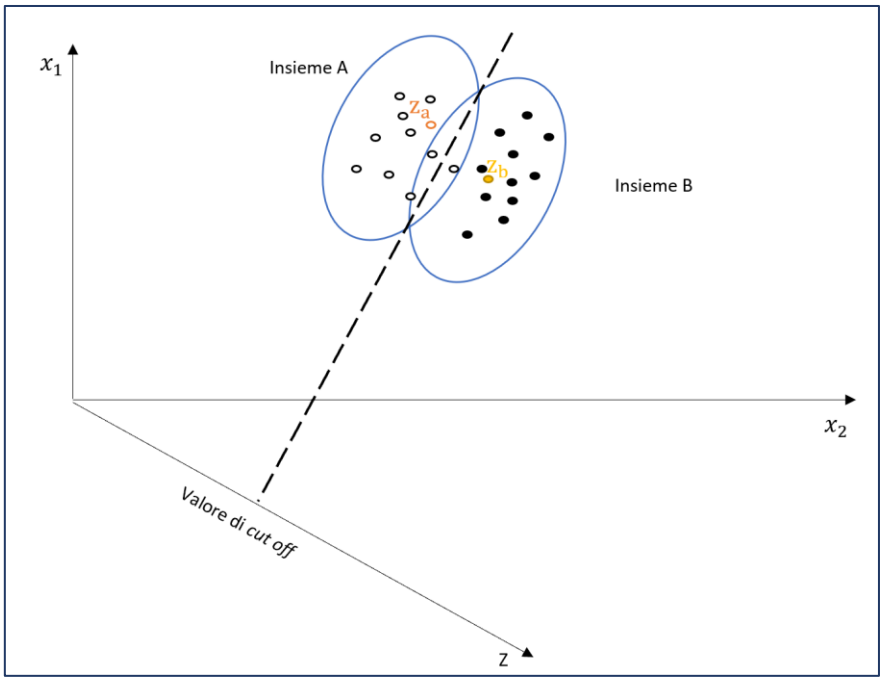

Figura 1. Funzione discriminante
Fonte: rielaborazione propria

L'individuazione del valore z, mediante l'analisi discriminate nella sua configurazione sintetica – quella lineare – può essere così espressa:

$$z_i = \sum_{j=1}^{n} \beta_j \, x_{i,j}$$

I coefficienti β sono calcolati in modo da ottimizzare la separazione tra le differenti tipologie di imprese. I valori ottenuti devono massimizzare la distanza tra i valori medi $\bar{z}_a$ e $\bar{z}_b$ registrati nei due gruppi. Le medie, all'interno di ciascun gruppo, sono denominate *centroidi* [8].La classificazione lineare delle osservazioni può essere scritta considerando le distanze tra gli scores. L'impresa i-esima è associata alla popolazione "a" <u>se e soltanto se</u> risulta verificata la seguente condizione:

$$|\, z_i - \bar{z}_a| < |\, z_b - \bar{z}_a|$$

[8] Andrea Sironi, Andrea Resti (2007) Risk Management and Shareholders' Value in Banking: From Risk Measurement Models to Capital Allocation Policies, Wiley Finance

La formulazione completa del modello, rielaborata dall'analisi di Fisher del 1936, che trova oggi molteplici applicazioni anche nel *machine learning*, risulta così definita:

$$Z = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ldots + \beta_d X_d$$

$$S(\beta) = \frac{\beta^T \mu_1 + \beta^T \mu_2}{\beta^T C \beta} \rightarrow funzione\ score$$

$$posto\ \beta\ tale\ che\ S(\beta) = max(\frac{\bar{Z}_1 - \bar{Z}_2}{Varianza\ di\ Z\ nei\ gruppi})$$

- β_i: coefficienti del modello lineare
- β^T: vettore trasposto dei coefficienti
- μ_1, μ_2: sono i vettori colonna delle medie delle variabili dei due campioni

Data la funzione Z, il problema risulta la stima di coefficienti lineari che massimizzino lo score. Si ricorre dunque alle seguenti equazioni:

$$\beta = C^{-1}(\mu_1 - \mu_2) \rightarrow coefficienti\ del\ modello$$

$$C = \frac{1}{n_1 + n_2}(n_1 C_1 + n_2 C_2) \rightarrow matrici\ delle\ covarianze\ aggregate$$

- C_1, C_2: sono le matrici delle covarianze[9]

Un modo per valutare il livello di efficienza della discriminazione risiede nel calcolo della distanza *Mahalanobis* tra due gruppi. Essa, che è la distanza tra due punti nello spazio multivariato, si esprime come la distanza di un vettore da una distribuzione con media μ, ossia da un centroide.[10] In caso di distanza maggiore di 3 deviazioni standard la probabilità di sovrapposizione, ossia la probabilità che si effettui una classificazione errata, risulta molto bassa.

$$\Delta^2 = \beta^T(\mu_1 - \mu_2)$$

[9] Linear Discriminant Analysis, da https://www.saedsayad.com/lda.htm

[10] Mahalanobis Distance, https://www.statisticshowto.com/mahalanobis-distance/

$$\Delta: \textit{ distanza Mahalanobis tra due gruppi}$$

$$\beta^T(x - \frac{\mu_1 + \mu_2}{2}) > -log\frac{p(c_1)}{p(c_2)}$$

- *x:* vettore dei dati
- $\frac{\mu_1+\mu_2}{2}$: vettore della media
- $p(c_1), p(c_2)$: probabilità di appartenenza alla classe

Esempio. [11]

Si supponga di avere il dataset di una banca relativo alle sue imprese debitrici. Tra queste è possibile individuarne alcune che hanno dichiarato il default (rappresentate in rosso), ed altre che al momento della rilevazione sono in buone condizioni finanziarie (rappresentate in blu). Le imprese sono discriminate sulla base di due sole variabili: giorni di insolvenza (asse verticale), e durata del periodo in attività (asse orizzontale). Grazie all'analisi discriminante lineare risulta possibile effettuare una separazione tra le due classi (imprese fallite – imprese non fallite).

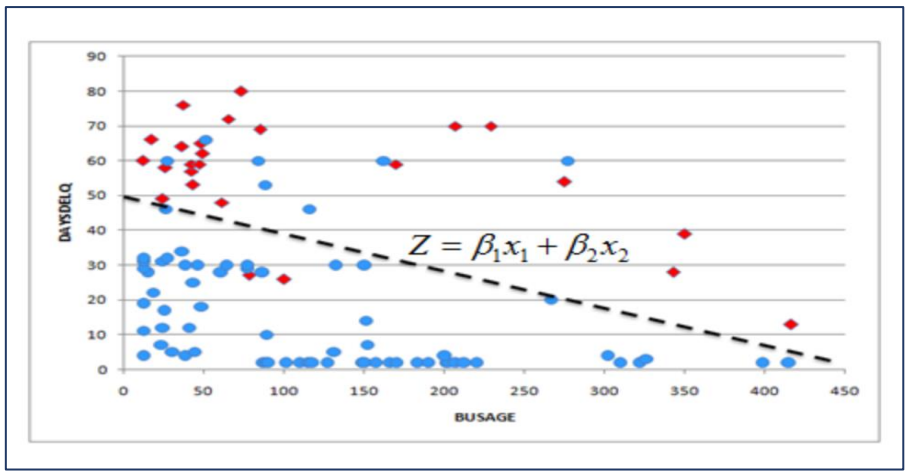

Figura 2. Esempio discriminazione imprese
Fonte: Linear Discriminant Analysis, da https://www.saedsayad.com/lda.htm

Consideriamo come riferimento la dotazione di dati riportata nella tabella seguente, riferita ad un campione di imprese con numerosità pari a 100:

[11] Tratto da https://www.saedsayad.com/lda.htm

Classi	Numerosità	Probabilità	Statistiche	Periodo attività	Giorni di insolvenza
			Medie vettore	116,23	16,89
N	$n_1 = 75$	$p(c_1) = 0{,}75$	Matrice covarianza (C)	$\begin{bmatrix} 9323 & -607 \\ -607 & 333 \end{bmatrix}$	
			Medie vettore	115,04	55,32
Y	$n_2 = 25$	$p(c_2) = 0{,}25$	Matrice Covarianza (C)	$\begin{bmatrix} 14009 & -1053 \\ -1053 & 287 \end{bmatrix}$	

Tabella 1. Dati esempio
Fonte: ibid

$C = \frac{1}{n_1+n_2}(n_1C_1 + n_2C_2) = \begin{bmatrix} 10495 & -718 \\ -718 & 322 \end{bmatrix}$

$\beta = C^{-1}(\mu_1 - \mu_2) = [-0{,}0095 \quad -0{,}1408]$

Z = -0,0095 ATTIVITA' – 0,1208 INSOLVENZA

$\Delta^2 = \beta^T(\mu_1 - \mu_2) = 5{,}4$

$$\Delta = 2{,}32$$

In questo caso un valore delta superiore a 2,3 risulta condizione sufficientemente vicino al valore auspicabile per garantire la mancanza di sovrapposizioni. Dunque, è possibile annoverare l'ottenimento di un livello efficiente di discriminazione.

1.4 Sviluppo del modello Z-Score e selezione delle variabili

Altman nella fase di formazione del modello considerò un campione di imprese –tutte operanti nel settore manifatturiero, e tutte soggette agli obblighi pubblicistici derivanti alla quotazione – avente una numerosità pari a 66. Tra esse, nell'anno 1966, 33 avevano già avviato una procedura concorsuale (Gruppo 1) e 33 riversavano in condizioni finanziarie ottimali o sub-ottimali (Gruppo 2).[12]

[12] Altman, E. I. (2000), Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-Score and Zeta Models, http://pages.stern.nyu.edu/

Le imprese fallite furono scelte tra quelle che avevano fatto ricorso alla procedura di bancarotta vigente nell'ordinamento statunitense, il *Chapter X of the National Bankruptcy Act*, nel periodo compreso tra il 1936 e il 1965. Per queste si considerarono i valori risultanti dai loro bilanci riferibili all'anno antecedente rispetto alla dichiarazione di fallimento. Le imprese in condizioni di salute non anomale furono individuate sulla base di un campione casuale. Per queste, si presero come riferimento i bilanci relativi all'ultimo esercizio concluso. Caratteristica ulteriore, concernente la composizione del campione scelto, risulta riconducibile alla dimensione delle imprese in termini di attività. Tutte le imprese presentavano un valore totale delle attività compreso tra $1 milione e $25 milioni. In particolare, il valore medio dell'attivo tra l'insieme delle imprese finanziariamente sane ammontava a circa 9 milioni di dollari.

Altman partiva dal presupposto che potessero essere annoverate differenze tangibili fra aziende sane e aziende a rischio fallimento, e che si potessero constatare tali differenze attraverso l'analisi di valori di natura contabile e finanziaria, deducibili dai bilanci di esercizio. Sulla base degli studi che erano stati precedentemente elaborati per predire il fallimento di un'impresa, il Prof. di New York considerò una lista di 22 indicatori potenzialmente idonei ad esplicare il modello. Successivamente, appurò che tali indicatori potessero essere convertiti in forma sintetica in cinque rapporti fondamentali, che includono:

1. Livello delle disponibilità liquide
2. Profittabilità
3. Leva finanziaria
4. Livello di solvibilità
5. Attività

Per ognuno di questi indici sono stati poi effettuati: a) una stima relativa al livello di significatività per valutare il contributo di ciascuna variabile; b) un'analisi del livello di correlazione intercorrente tra le variabili; c) uno studio sul livello di accuratezza predittiva.
La funzione finale del discriminante risulta così definita:

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

Per ragioni di convenienza algebrica e scritturale, è stata poi convertita nella seguente forma, in cui i coefficienti delle variabili sono valori percentuali:

$$Z = 1{,}2X_1 + 1{,}4X_2 + 3{,}3X_3 + 0{,}6X_4 + 1{,}0X_5$$[13]

[13] ibid

Da tale funzione Z, si specificano secondo i rapporti a seguire le variabili indipendenti:

$$X_1 = \frac{capitale\ operativo}{totale\ attività}$$

$$X_2 = \frac{utili\ trattenuti}{totale\ attività}$$

$$X_3 = \frac{EBITDA}{toale\ attività}$$

$$X_4 = \frac{valore\ di\ mercato\ dell'equity}{valore\ contabile\ delle\ passività}$$

$$X_5 = \frac{ricavi\ operativi}{totale\ attività}$$ [14]

- X_1: tale indicatore fornisce una misura delle disponibilità liquide a disposizione dell'impresa in rapporto alla capitalizzazione totale. Il capitale operativo (o capitale netto circolante) è dato dalla differenza tra le attività e le passività legate al ciclo operativo (crediti derivanti da attività di natura commerciale + mezzi finanziari in forma liquida + semilavorati e prodotti destinati alla vendita già realizzati + ratei e risconti attivi – debiti a breve termine di natura commerciale e tributaria – ratei e risconti passivi)[15]. Valori troppo bassi di X_1 esprimono la circostanza di asset correnti dal valore troppo basso, dunque, un possibile squilibrio tra i futuri *cashflows* in entrata e quelli in uscita;
- X_2: esprime la possibilità di un'impresa di autofinanziarsi attraverso l'utilizzo dei propri utili, trattenuti anche in funzione di copertura delle perdite future. Gli utili trattenuti costituiscono una risorsa strategica fondamentale per la crescita aziendale. Si stima che le società di capitali facciano dipendere da essi oltre l'80% della loro crescita dimensionale[16]. Altman ha previsto che tale indicatore potrebbe sfavorire le imprese più giovani e le *start-up* che, riversando nella fase embrionale del proprio ciclo di vita, generano di rado utili da accantonare. Questo,

[14] ibid
[15] Glossario finanziario, Capitale circolante, https://www.borsaitaliana.it/borsa/glossario/capitale-circolante-netto.html
[16] F. Mishkin, S. Eakins, E. Beccalli, Istituzioni e Mercati Finanziari, 9^ Edizione, Pearson, pag. 249

tuttavia, non risulta un difetto del modello in quanto l'evidenza empirica dimostra che il tasso di fallimento sia più alto in riferimento alle imprese più giovani;

- X_3: questo indicatore, rapportando al valore totale delle attività il valore generato dall'implementazione delle stesse nel corso dell'esercizio, fornisce una misura della produttività effettiva dell'impresa. È da sottolineare che l'EBITDA – o, in italiano Margine Operativo Lordo - rappresenta il reddito totale prodotto nell'ambito della gestione caratteristica, senza considerare la remunerazione per il capitale di rischio e il capitale di debito. Il rapporto X_3, che nell'equazione assume un'importanza relativa notevole (si veda il coefficiente di ponderazione), risulta più affidabile di altri indicatori di profittabilità, incluso il *cashflow*;
- X_4: l'equity, che per la sua quantificazione annovera tutti titoli rappresentativi del capitale (azioni ordinarie + azioni privilegiate), risulta misurato al valore di mercato. Per le passività, invece, si considerano tutti i debiti a carico dell'impresa dal breve al lungo periodo. Il rapporto definisce quanto valore possa perdere l'impresa prima che le passività eccedano le attività e, dunque, diventi insolvente. L'equity, infatti, costituisce il cuscinetto che attutisce i risultati negativi a chiusura di un esercizio. In particolare, è possibile definire una relazione diretta tra il livello di equity e il livello di rischiosità delle operazioni che possono essere intraprese dall'impresa.
- X_5: si tratta di un rapporto finanziario standard che definisce la capacità degli assets dell'impresa di generare ricavi, attraverso la collocazione dei prodotti della gestione caratteristica sul mercato. Tale valore, che implicitamente definisce il vantaggio competitivo dell'impresa, è il secondo più importante del modello.

Una volta ottenuti i valori delle variabili, si può procedere al calcolo del valore assunto dalla funzione di Z-Score. Quest'ultimo va dunque confrontato con i valori di *cut-off*, che demarcano le tre aree di classificazione, rappresentate nella seguente tabella.

Z-SCORE ≤ 1,80	**1,81 ≤ Z-SCORE ≤ 2,99**	**Z-SCORE > 2,99**
Rischio fallimento	**Zona grigia (o di incertezza)**	**Buone condizioni finanziarie**

Tabella 2. Ranges di riferimento per la classificazione dello Z-Score
Fonte: Altman, E. I. (1968), Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy

A seguire (tabella 3) sono riportati in forma sintetica i valori medi che le variabili indipendenti, $X_1, X_2, \ldots, X_5$, hanno assunto nei due gruppi G1 (imprese fallite) e G2 (imprese finanziariamente sane), relativi al campione selezionato da Altman.

Variabile	**Valore medio per <u>imprese fallite</u>**	**Valore medio per <u>imprese finanziariamente sane</u>**
$\boldsymbol{X_1}$	-6,1%	41,4%
$\boldsymbol{X_2}$	-62,6%	35,5%
$\boldsymbol{X_3}$	-31,8%	15,4%
$\boldsymbol{X_4}$	40,1%	247,7%
$\boldsymbol{X_5}$	150.0%	190%

Tabella 3. Valori medi delle variabili – ad un anno dal fallimento - relativi al campione considerato
Fonte: Altman 2000

Da una prima comparazione tra i valori delle due colonne risulta evidente come tutte le variabili riferite alle imprese finanziariamente sane presentino valori strettamente maggiori di 0 ($\rightarrow X_i >> 0 \; \forall$ i $\in$ [1,5]). Nelle fattispecie delle imprese fallite, invece, tutti i valori assumono valori negativi ad eccezione di X_4 (tenendo in considerazione che X_5, per sua natura, non può assumere al minimo valore pari a 0).

Altra osservazione rilevante è quella concernente la differenza assoluta maggiore, $|X_{iG1} - X_{iG2}|$, tra la stessa variabile, ma riferita ai due gruppi distinti. Essa si registra nel caso di i = 4. L'equity, o il patrimonio netto, si conferma essere un requisito fondamentale per la continuità aziendale (il principio sarà ripreso nel capitolo 3).

1.5 Test del modello e capacità predittiva a due esercizi prima del fallimento

Ai fini della verifica dei livelli di efficacia della discriminazione, e quindi del livello di accuratezza delle predizioni ottenute, Altman sottopose i risultati ottenuti dal modello a test delle ipotesi. Nella tabella 4 sono presentati i risultati ottenuti, in valori percentuali e assoluti.

	Classificazioni corrette	Percentuale di classificazioni corrette	Percentuale classificazione errate	N
Tipo I	31	94 %	6 %	33
Tipo II	32	97 %	3 %	33
Totale	63	95 %	5 %	66

Tabella 4. Classificazione dei risultati
Fonte: Altman, 2000

In effetti il modello, in riferimento al campione in esame, si rivela particolarmente accurato: con totale di 63 previsioni su 66, il 95% delle imprese è classificato in maniera corretta. Nel suo elaborato originario, tuttavia, Altman specificò che fosse naturale aspettarsi un'elevata capacità classificatrice nel caso in esame: d'altronde la distribuzione dei gruppi e i coefficienti del modello sono stati elaborati proprio sulla base di tale campione specifico.

Tornando all'analisi della tabella, si rileva una percentuale di errore del primo tipo[17] - ossia il rifiuto erroneo dell'ipotesi "impresa fallita" - pari al 6%: tra le 33 imprese fallite, il modello ha classificato come sane solo 2 delle stesse. L'errore del secondo tipo - che si commette quando si accetta in maniera erronea l'ipotesi[18] - risulta fissato al 3%. I livelli di significatività dell'elaborato di Altman sono chiaramente più che accettabili.

Per ottenere indicazioni relative alla robustezza ed alla possibilità di generalizzarne l'utilizzo, Altman decise di testare il proprio modello sulla base un arco temporale maggiore, pari a circa due esercizi dalla manifestazione dell'insolvenza.
Dalla tabella riportata a seguire, emerge una auspicabile riduzione del livello di accuratezza generale. quest'ultima può essere spiegata almeno da due fattori, che sono: a) la presenza di maggiori margini operativi a disposizione delle imprese per impedire che la crisi degeneri in insolvenza e dunque nella bancarotta (es. riequilibrare il livello di leva finanziaria, rivedere le spese operative…); b) la minore chiarezza generale e dalla minore capacità discriminante dei dati rilevati all'estremità di un orizzonte temporale di maggiore estensione.

[17] Anna Clara Monti, Seconda Edizione, Introduzione Alla Statistica, Edizioni Scientifiche Italiane, pag 303
[18] ibid

	Classificazioni corrette	Percentuale di classificazioni corrette	Percentuale classificazione errate	N
Tipo I	23	72 %	28 %	32
Tipo II	31	94 %	6 %	33
Totale	54	95 %	17 %	65

Tabella 5. Classificazione dei risultati a due anni dal fallimento
Fonte: Altman, 2000

Dall'analisi della tabella 5 si rileva come, in oltre il 70% dei casi, il fallimento possa essere predetto a distanza di due anni dalla attuazione della procedura concorsuale. Il margine di errore del secondo tipo, lievemente maggiore nell'ultimo caso vagliato, è comunque estremamente accettabile. [19]

Il grafico riportato a seguire, traccia l'andamento medio dello Z-Score delle imprese USA, nel ventennio che va dal '79 al '99. Si rileva che nel periodo che va dal 1981 al 1990 circa le imprese americane facevano registrare un valore medio oscillante tra la zona di stabilità finanziaria e la zona di incertezza. I bassi tassi di insolvenza possono essere ricondotti ai virtuosismi del *Reaganomics*, che definisce una serie di politiche economiche caratterizzato dall'incremento della liquidità fornita alle imprese e da una forte riduzione del livello delle imposte sul reddito dell'azienda.[20] Dagli anni '90 in poi, l'eccessivo incremento nella concessione del credito, favorito dalla deregolamentazione delle istruttorie di fido, favorisce la crescita degli investimenti speculativi e ad alto rischio. Con ragionevole certezza, tale circostanza ha contributo ad aumentare i tassi di insolvenza nel Paese.

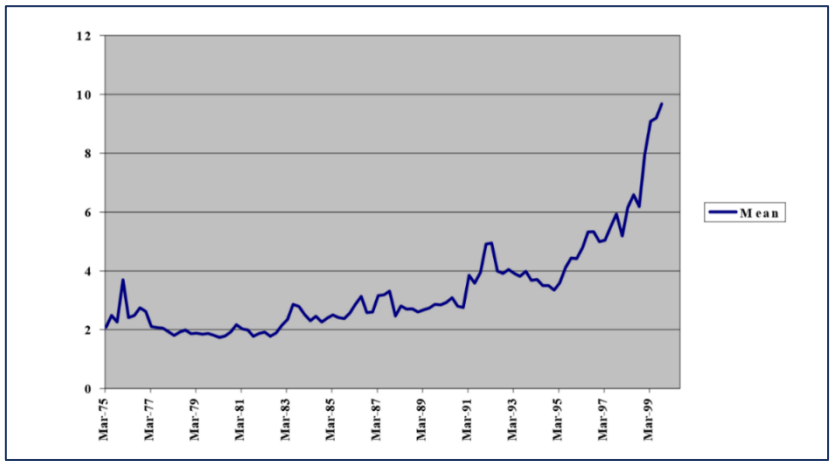

Figura 3. Z-Score medio delle imprese manifatturiere in America dal 1975 al 1999
Fonte: Osler e Hong, 2000

[19] ibid
[20] Reaganomics, https://www.investopedia.com/terms/r/reaganomics.asp

1.6 Evoluzione dello Z-Score

1.6.1. Z' Score

Una prima modifica allo Z-Score è adoperata da Altman nel 1983. La finalità della stessa risponde al bisogno di estendere la sua applicabilità anche ad imprese di dimensioni assolute minori, ossia quelle che non sono quotate nei mercati finanziari. Infatti, è proprio tra quest'ultima categoria di imprese che l'istanza di fallimento risulta più popolare: per le imprese di dimensioni maggiori – più rilevanti da una prospettiva occupazionale e di mercato – potrebbe sorgere (mi si consenta l'utilizzo dell'espressione) il problema del *too big to fail*. Per tanto, per esse si prediligono procedure concorsuali volte a preservare l'operatività e/o massimizzare il soddisfacimento degli *stakeholders*, come il Concordato Preventivo e l'Amministrazione Straordinaria.
Lo Z'-Score viene così definito:

$$Z = 0{,}717X_1 + 0{,}847X_2 + 3{,}107X_3 + 0{,}420X_4 + 0{,}998X_5$$

Dall'analisi della nuova equazione emerge come coefficienti delle variabili X_3 ed X_5 rimangano pressoché invariati rispetto alla formulazione originaria. Diversamente, i coefficienti di X_1 *e* X_2 sono sensibilmente rivisitati. Anche la varabile X_4, il cui coefficiente passa da 0,42 a 0,6001, risulta sostanzialmente trasformata. Nella formulazione originaria del 1968, la variabile risulta afferente al rapporto tra il valore di mercato dell'equity - pari al prodotto tra numero di azioni emesse ed il valore di mercato di ogni azione - ed il valore contabile delle passività. Dato che le società minori non risultano quotate sui mercati, il numeratore della frazione è ora costituito dal valore del patrimonio netto contabile (differenza tra il totale delle attività ed il totale delle passività):

$$X_4 = \frac{patrimonio\ netto\ contabile}{totale\ debiti}$$

Z'-SCORE < 1,23	1,23 ≤ Z'-SCORE ≤ 2,90	Z'-SCORE > 2,90
Rischio fallimento	**Zona grigia (o di incertezza)**	**Buone condizioni finanziarie**

Tabella 6. Ranges di riferimento per la classificazione dello Z'-Score
Fonte: Altman, 2000

Dalle verifiche condotte dal prof. di Finanza, con il modello rivisto il livello di accuratezza della previsione di insolvenza (Tipo I) passa dal 0,94 a 0,91. La precisione sulla predizione di non insolvenza (Tipo II) rimane, in pratica, invariata (pari a 0,97).

Differenza rilevante rispetto alla formulazione del 1968 è costituita dall'incremento dell'intervallo di incertezza, 1,67 vs 1,18, che porta alcuni accademici a stigmatizzare il modello l'eccessiva ampiezza della zona di incertezza. [21]

1.6.2 Z'' Score

L'introduzione dello Z'' Score (Altman, Haartzell, Peck, 1995) è volta al riadattamento della funzione di Z-Score per estenderne l'applicabilità alle imprese non operanti nel settore manifatturiero ed/od operanti in paesi in via di sviluppo.
Nella nuova formulazione è stato rimosso il valore X_5 (= ricavi operativi / attività totali) al fine di depurare la funzione da potenziali effetti distorsivi riconducibili all'industria di riferimento. La nuova funzione lineare viene definita come segue:

$$Z = 6{,}56X_1 + 3{,}26X_2 + 6{,}72X_3 + 1{,}05X_4$$

Per le imprese operanti nei paesi emergenti, è raccomandabile l'aggiunta di una costante, K = +3,25, al fine di standardizzare i risultati pari a 0 che equivarrebbero ad una situazione di default.

Partendo dalle soglie di valori dello Z'' Score, Altman e Hotchkiss nel 2005 individuano una corrispondenza tra i punteggi ottenibili dal modello ed i rating assegnati dall'agenzia internazionale Standard & Poor's alle obbligazioni corporate. Il punteggio, tuttavia, può essere soggetto ad aggiustamenti tecnici sulla base della posizione competitiva che l'impresa occupa nella propria industria di riferimento e agli *outlooks* ad essa imputabili. [22]
Secondo le corrispondenze definite in tale schema, affinché un titolo di debito dell'impresa possa essere considerato *investment grade* (ossia da BBB a salire), è necessario che la stessa faccia registrare uno Z'' Score $\geq 6{,}25$. Da tale valore in poi, infatti, le condizioni contabili della stessa fanno sì che essa sia ricondotta alla zona di "tranquillità". Fa d'uopo considerare che la tabella sottostante può essere altresì indicatore sintetico del costo del finanziamento delle imprese. Rilevato lo Z-Score, e conseguentemente il grado corrispondente di S&P, si può determinare il premio al rischio sulle risorse finanziarie richieste dall'impresa in questione. Naturalmente, esso sarà legato inversamente allo score attribuito.

[21] Johnson (1970); Joy,Tollefson (1975)
[22] Altman, Danovi, Falini La previsione dell'insolvenza: l'applicazione dello Z Score alle imprese in amministrazione straordinaria, 2013

	Rating	Soglie	Rating	Soglie	
SAFE ZONE	AAA	>8,15	BBB-	5,85	GREY ZONE
	AA+	8,15	BB+	5,65	
	AA	7,60	BB	5,25	
	AA-	7,30	BB-	4,95	
	A+	7,00	B+	4,75	
	A	6,85	B	4,50	DISTRESS ZONE
	A-	6,65	B-	4,15	
	BBB+	6,40	CCC+	3,75	
	BBB	6,25	CCC	3,20	
			CCC-	2,5	
			D	<1,75	

Tabella 6. Corrispondenza tra il punteggio Z'' e il rating assegnato da Standard & Poor's
Fonte: rielaborazione da Altman 2005

1.7 Applicazione dello Z-Score alle imprese italiane

Nel 2013 A. Danovi e A. Falini, in collaborazione con l'ideatore del modello Z-Score hanno condotto uno studio volto a verificare l'applicabilità - in termini di potenziale efficacia– del modello predittivo nell'ambito del panorama aziendale italiano. A tal fine, sono state prese in rassegna alcune tra le imprese assoggettate alla procedura di Amministrazione Straordinaria, ex d.lgs. 270/1999 e d.l. 347/2003, nel periodo compreso tra il 2000 e il 2010.

In riferimento alle caratteristiche delle aziende considerate, va precisato che ai sensi dell'art. 2, d.lgs. 270/1999, le imprese assoggettabili ad A. S. devono presentare congiuntamente i seguenti requisiti: *«[…] a) un numero di lavoratori subordinati, […] ,non inferiore a duecento da almeno un anno; b) debiti per un ammontare complessivo non inferiore ai due terzi tanto del totale dell'attivo dello stato patrimoniale che dei ricavi provenienti dalle vendite e dalle prestazioni dell'ultimo esercizio […]*». Danovi e Falini analizzano i dati delle imprese che risultavano reperibile dall'archivio della *Gazzetta Ufficiale*. Dalle loro ricerche emerse un campione di 93 gruppi e 370 società assoggettate ad Amministrazione straordinaria nel decennio 2000 – 2010. Dal campione viene dunque selezionata una popolazione di 89 società, scremate sulla base delle maggiori dimensioni e del maggior numero di dipendenti. Dal codice *Ateco* del 2007, è stata individuata, poi, una popolazione di 52 società

appartenenti al settore manifatturiero e soggette alle procedure di A.S. Di queste società sono stati valutati, nel corso dello studio, i bilanci dei 5 anni precedenti.

1.7.1 Verifiche mediante l'applicazione dello Z'-Score

	Anno x		Anno x-1		Anno x-2		Anno x-3		Anno x-4		Anno x-5	
N. osservazioni	52		52		50		33		22		19	
Z' insolvenza	45	87%	38	73%	32	64%	18	55%	11	50%	6	32%
Z' incertezza	7	13%	13	25%	16	32%	15	45%	11	50%	13	68%
Z' tranquillità	0	0%	1	2%	2	4%	0	0%	0	0%	0	0%

Tabella 6. Prospetto di sintesi delle imprese manifatturiere ammesse alle procedure di A. S.
Fonte: Altman, Danovi, Falini, 2013

Dall'analisi dei dati contenuti in tabella 6, risulta manifesta la capacità del modello di offrire ottimi livelli di discriminazione anche nel contesto italiano, seppure in presenza di un contesto legislativo ed economico considerevolmente diverso da quello americano in cui il modello è stato inteso. È possibile individuare una intuitiva relazione diretta tra la distanza in anni dall'avvio della procedura concorsuale ed il livello di incertezza.

A 3 anni dal fallimento, lo Z'-Score è in grado di classificare in maniera corretta il 64% dei casi di futura insolvenza, categorizzando in maniera errata solo il 4%.

	Anno x	Anno x-1	Anno x-2	Anno x-3	Anno x-4	Anno x-5
Z' medio	0,1221	0,8574	1,1269	1,1342	1,2787	1,4038
Z' max	1,7461	3,2194	3,7314	2,5916	2,5801	2,6104
Z' min	-5,6780	-2,1102	-0,9918	0,3406	0,3845	0,7225

Tabella 7. Prospetto di sintesi delle imprese manifatturiere ammesse alle procedure di A. S.
Fonte: Altman, Danovi, Falini, 2013

La tabella 7 evidenzia una tendenza degenerativa della media dello Z'-Score delle imprese assoggettate ad A. S.: al tempo x-5 il valore medio, pari a 1,4038, è sensibilmente più alto di quello

all'epoca x, pari a 0,1221. Inoltre, a partire dall'epoca x-3, risulta: $\overline{Z'} < 1{,}23$ (valore soglia per la zona di insolvenza).

Dal grafico sottostante risulta evidente come fino a 3 anni dall'ultimo bilancio approvato le società tendano a riversare nella zona di incertezza (i livelli degli indicatori non consentono ancora di effettuare la discriminazione). Nel periodo immediatamente successivo, in x-1, il punteggio "Z' subisce un crollo repentino, approssimandosi al valore 0 a causa di numerosi rapporti negativi"[23].

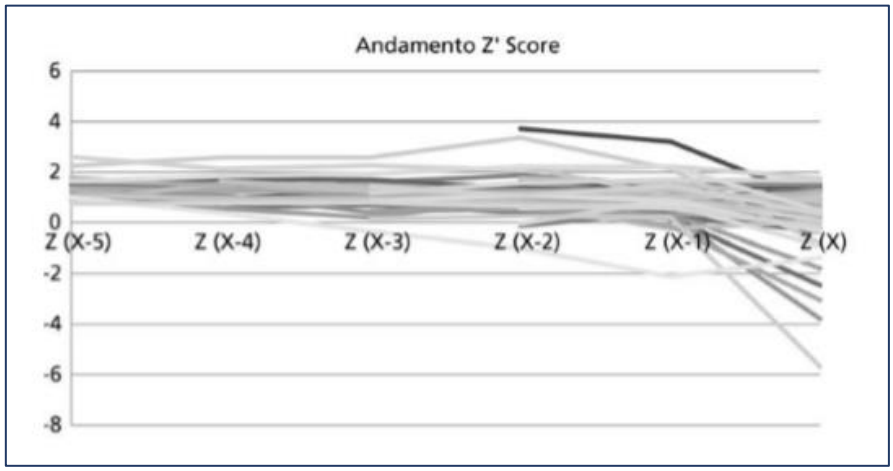

Figura 4. Andamento Z'-Score per le imprese assoggettate alle procedure di A. S.
Fonte: Altman, Danovi, Falini, 2013

1.7.2 Verifiche mediante Z''-Score.

Dall'applicazione dell'ultima formulazione del modello, risulta che ad un anno dall'apertura della procedura concordataria il 95,5% delle imprese venisse classificato nella zona di insolvenza. In particolare, al 65,9% delle stesse viene attribuito il rating di default pari a D. A tre anni dall'avvio della proceduta concordataria oltre il 70% delle imprese prese in esame viene correttamente classificato nella *distress zone.*

Vantaggio riconducibile all'implementazione dello Z''- Score, rispetto al modello immediatamente precedente, risulta la considerevole riduzione della zona di incertezza che, all'epoca x-2, risulta pari al 20%.

[23] Altman E. I., Danovi A., Falini A. (2013), La previsione dell'insolvenza: l'applicazione dello Z Score alle imprese in amministrazione straordinaria, Joural of Applied Finance (Formerly Financial Practice and education), pag 30

	Rating	Soglie	Anno x-1		Anno x-2		Anno x-3		Anno x-4		Anno x-5		Valori medi
			n.	%	n.	%	n.	%	n.	%	n.	%	
Safe Zone	AAA	>8,15	0	0,0	0	0,0	3	3,4	3	6,5	0	0,0	2,0
	AA+	8,15	0	0,0	1	1,2	0	0,0	1	2,2	0	0,0	0,7
	AA	7,60	0	0,0	0	0,0	1	1,1	0	0,0	0	0,0	0,2
	AA-	7,30	0	0,0	0	0,0	0	0,0	1	2,2	0	0,0	0,4
	A+	7,00	1	2,3	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0,5
	A	6,85	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0,0
	A-	6,65	0	0,0	1	1,2	1	1,1	1	2,2	0	0,0	0,9
	BBB+	6,40	0	0,0	0	0,0	2	2,2	1	2,2	0	0,0	0,9
	BBB	6,25	1	2,3	0	0,0	1	1,1	2	4,3	0	0,0	1,5
	Totale		**2**	**4,5**	**2**	**2,4**	**8**	**9,0**	**9**	**19,6**	**0**	**0,0**	**7,1**
Grey Zone	BBB-	5,85	0	0,0	1	1,2	0	0,0	3	6,5	0	0,0	1,5
	BB+	5,65	0	0,0	5	5,9	4	4,5	2	4,3	1	16,7	6,3
	BB	5,25	0	0,0	2	2,4	5	5,6	0	0,0	1	16,7	4,9
	BB-	4,95	0	0,0	2	2,4	4	4,5	0	0,0	0	0,0	1,4
	B+	4,75	0	0,0	7	8,2	5	5,6	1	2,2	1	16,7	6,5
	Totale		**0**	**0,0**	**17**	**20,0**	**18**	**20,2**	**6**	**13,0**	**3**	**50,0**	**20,7**
Distress Zone	B	4,50	2	4,5	3	3,5	8	9,0	5	10,9	0	0,0	5,6
	B-	4,15	1	2,3	5	5,9	6	6,7	8	17,4	1	16,7	9,8
	CCC+	3,75	3	6,8	12	14,1	12	13,5	7	15,2	0	0,0	9,9
	CCC	3,20	5	11,4	11	12,9	13	14,6	6	13,0	1	16,7	13,7
	CCC-	2,50	2	4,5	14	16,5	14	15,7	1	2,2	0	0,0	7,8
	D	<1,75	29	65,9	21	24,7	10	11,2	4	8,7	1	16,7	25,4
	Totale		**42**	**95,5**	**66**	**77,6**	**63**	**70,8**	**31**	**67,4**	**3**	**50,0**	**72,3**
	Totale		**44**		**85**		**89**		**46**		**6**		

Tabella 8. Risultati Z''-Score imprese manifatturiere ammesse alle procedure di A. S.
Fonte: Altman, Danovi, Falini, 2013

La figura 4 dimostra come all'approssimarsi all'insorgenza dell'insolvenza, corrisponda il declino di classificazioni nella *grey zone* e un aumento della percentuale di classificazioni nella *distress zone*.
Nonostante l'evidenza ci suggerisca la bontà delle classificazioni predittive effettuate mediante l'implementazione dello Z-Score, il limite dell'analisi condotta risiede nel fatto che l'elaborazione si basa su un'applicazione ex post, ossia su un campione di cui già si conosce l'esito. In linea di massima, si riscontra una classificazione corretta nelle classificazioni per il 70% dei casi vagliati.
La domanda che è necessario porsi è se questo indicatore possa definirsi robusto di fronte gli artifici che talune società implementano a disposizione dei propri bilanci di esercizi. La risposta dovrebbe essere con buone probabilità negativa. Infatti, "n*el caso più clamoroso, vale a dire quello di Parmalat, lo Z'' Score non solo ha classificato la società come sana, ma 2 anni prima dell'insolvenza le attribuiva un rating equivalente ad A-*."[24]

[24] Altman E. I., Danovi A., Falini A. (2013), La previsione dell'insolvenza: l'applicazione dello Z Score alle imprese in amministrazione straordinaria, Joural of Applied Finance (Formerly Financial Practice and education), pag 34

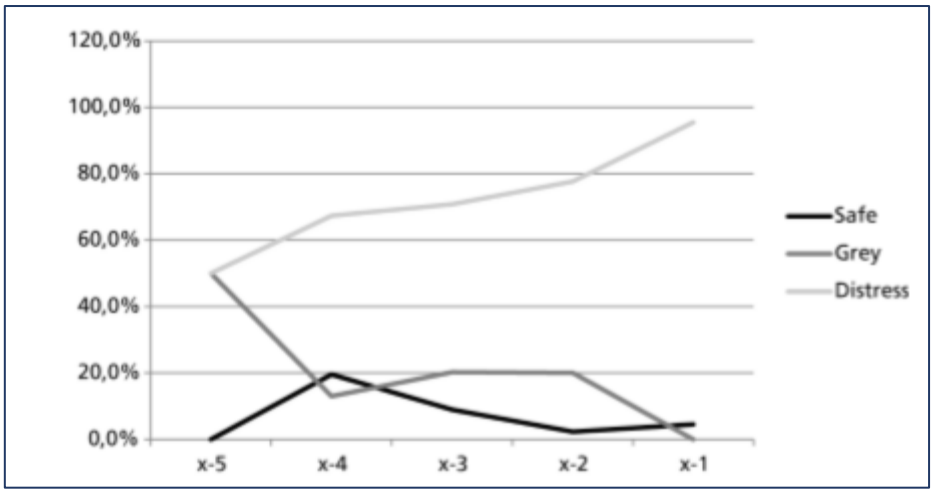

Figura 4. Andamento Z''-Score per le imprese assoggettate alle procedure di A. S.
Fonte: Altman, Danovi, Falini, 2013

1.8 Elaborazione in Python e utilizzo dell'indicatore per la scelta degli investimenti finanziari

A seguire risulta definito lo sviluppo in Python (versione 3.8) di una funzione di calcolo dello Z-Score (denominata **Z_score_function**). Essa prevede che siano inseriti come input: la tipologia di impresa, tra un set di tre possibili opzioni; i valori delle variabili esplicative del modello di Altman deducibili da un normale bilancio riclassificato. A seconda della tipologia di impresa, si effettua, mediante verifica condotta con una serie di *"if statement"* il ricorso ad una funzione score di calcolo diversa: Z-Score nel caso di imprese quotate; Z'-Score nel caso di imprese non quotate; Z''-Score per le imprese emergenti.

Mediante il l'importazione della libreria *matplotlib.pyplot* è possibile effettuare, dunque, una rappresentazione grafica del risultato ottenuto. Al fine ottenere un'immagine intuitiva riferita al posizionamento relativo del valore ottenuto rispetto ai punti di *cut-off*, si è deciso di rappresentare un set di tre punti: i punti in rosso definiscono le estremità dell'intervallo della zona di incertezza; il punto in nero costituisce il posizionamento relativo dell'impresa sottoposta al modello. Segue, all'immagine di output, una frase che riporta il valore esatto assunto dallo Z-Score.

```
@author: Finelli
"""
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
def Z_score_function():
    tipologia= input('inseire la tipologia di compagnia: quotata, non quotata, emergente')
    TA = float(input('inserire il totale delle attività'))
    TL = float(input('inserire il totale delle passività'))
    CA = float(input('inserire le attività correnti'))
    CL = float(input('inserire le passività correnti'))
    EBITDA = float(input('inserire EBITDA'))
    RE = float(input("inserire l'ammontare degli utili trattenuti"))
    NS = float(input("inserire l'ammontare dei volumi di vendita"))
    EQ = float(input('inseire il valore di mercato / patrimonio netto contabile'))

    tipologia= tipologia.lower()

    if tipologia == 'quotata':
        Zq= 1.2*(CA-CL)/TA + 1.4*RE/TA + 3.3*EBITDA/TA + 0.6*EQ/TL + NS/TA
        valueZ =[1.2,Zq,2.99]
        l = [0,1,0]
        plt.scatter(valueZ, np.zeros_like(valueZ),c=l, cmap="hot_r", vmin=-1)
        plt.yticks([])
        plt.show()
        if float(Zq) > 2.99:
            print ("l'impresa è nella safety zone, lo Z-Score è", Zq)
        elif 1.80 <= float(Zq) <= 2.99:
            print ("l'impresa è nella grey zone, lo Z-Score è", Zq)
        else:
            print ("l'impresa è nella distress zone, lo Z-Score è", Zq)
    elif tipologia == 'non quotata':
        Zq = 0.717*(CA-CL)/TA + 0.847*RE/TA + 3.107*EBITDA/TA + 0.420*EQ/TL +0.998*NS/TA
        valueZ =[1.22,Zq,2.9]
        l = [0,1,0]
        plt.scatter(valueZ, np.zeros_like(valueZ),c=l, cmap="hot_r", vmin=-1)
        plt.yticks([])
        plt.show()
        if float(Zq) >2.90:
            print ("l'impresa è nella safety zone, lo Z-Score è", Zq)
        elif 1.23 <= float(Zq) <= 2.90:
            print ("l'impresa è nella grey zone, lo Z-Score è", Zq)
        else:
            print ("l'impresa è nella distress zone, lo Z-Score è", Zq)
    else:
        Zq = 6.56*(CA-CL)/TA + 3.26*RE/TA + 6.72*EBITDA/TA + 1.05*EQ/TL
        valueZ =[4.75,Zq,6.25]
        l = [0,1,0]
        plt.scatter(valueZ, np.zeros_like(valueZ),c=l, cmap="hot_r", vmin=-1)
        plt.yticks([])
        plt.show()
        if float(Zq) > 6.25:
            print ("l'impresa è nella safety zone, lo Z-Score è", Zq)
        elif 4.75 <= float(Zq) <= 6.25:
            print ("l'impresa è nella grey zone, lo Z-Score è", Zq)
        else:
            print ("l'impresa è nella distress zone, lo Z-Score è", Zq)
```

Figura 5. Implementazione in Python 3.8 della funzione per il calcolo e la rappresentazione dello Z-Score.
Fonte: elaborazione propria

A livello della figura 5.1 sono riportati tre esempi relativi ai possibili output che la funzione **Z_score_function** può trasmettere.

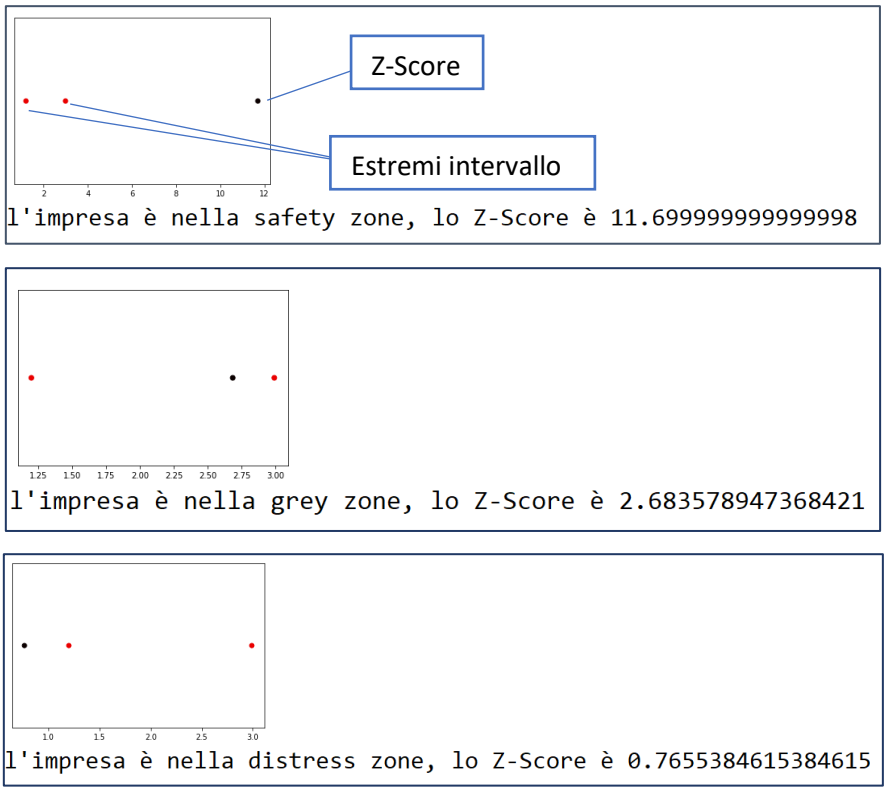

Figura 5.1. Esempi output generabili dalla funzione "**Z_score_function**"
Fonte: elaborazione propria

Come accennato nella prima parte dell'elaborato, nonostante lo sviluppo del modello discriminante di Altman sia datato, la sua semplicità interpretativa lo rende ancora fortemente utilizzato in finanza. Ci basti osservare che esso è un parametro proposto come filtro (nella forma "Z-Score </> di …") da alcune tra le maggiori piattaforme finanziarie, come Bloomberg o Yahoo Finanza. Nella fattispecie esso può essere utilizzato per effettuare lo screening dei titoli che abbiano un determinato profilo di rischio in termini di possibile insolvenza.

Nell'esempio riportato a seguire, è stata ricercata in Yahoo Finanza la popolazione di azioni di società quotate sul mercato regolamentato italiano, fissando in maniera totalmente discrezionale un valore dello Z-Score maggiore di 8. Questa condizione è tale da fare intendere un livello di adeguatezza patrimoniale e finanziaria che rende altamente improbabile il verificarsi della crisi.

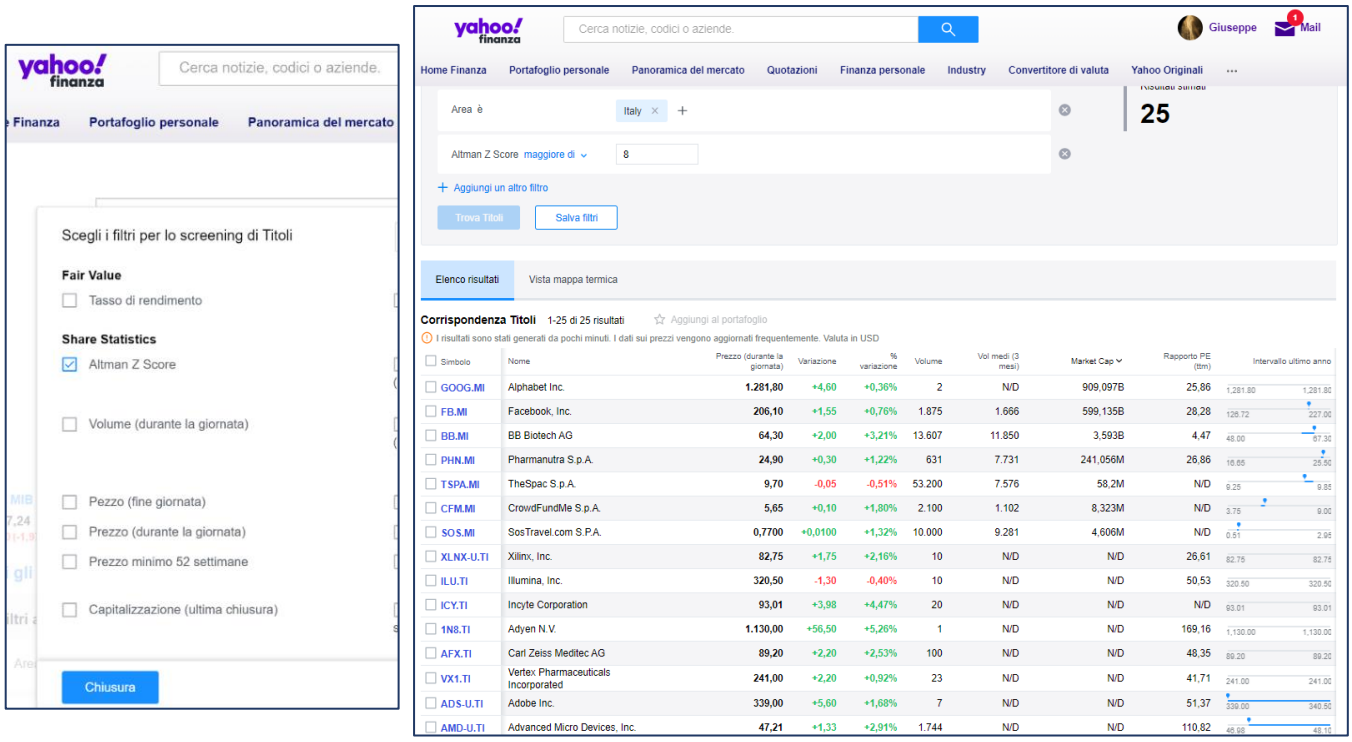

Figura 6. Screener Titoli azionari utilizzando Z-Score
Fonte: Yahoo Finanza

1.9 Conclusioni sullo Z-Score

Lo studio analizzato è volto a verificare l'attendibilità delle classificazioni predittive del modello e, in particolare, la sua compatibilità in riferimento all'assetto aziendale italiano. In via più generale è possibile ricongiungersi alla visione di Li (2012) il quale ritiene che ci siano molte evidenze che documentano l'efficacia dello Z-Score nella predizione del fallimento e dell'instabilità finanziaria. Tra questi quello di Wang & Campbell (2010), Lugovskaya (2010) & Janakiram (2011), Gutzeit & Yozzo (2011).

L'elaborazione di Altman, tuttavia, non è esente da critiche. Una di queste è avanzata da Hillegeist (2004) il quale sostiene che il modello sia unicamente basato su scritture di natura contabile che potrebbero non avere valore predittivo in riferimento al futuro dell'impresa. Inoltre, il modello non conterrebbe misure sintetiche della volatilità del valore degli assets, misura che esprimerebbe la capacità dell'impresa di far fronte alle proprie obbligazioni nel breve-medio periodo. Infine, Begley (1996) ritiene che l'applicabilità del modello sia contingentata alla presenza di determinati fattori esogeni che caratterizzano il sistema economico-produttivo. [25]

[25]Hawar Abdulkareem, The revised Altman Z'-score Model Verifying its Validity as a Predictor of Corporate Failure in the Case of UK Private Companies, 2015

IL MODELLO LOGISTICO

2.1 Introduzione al modello di regressione logistica (*logit)*

Nell'odierno sistema finanziario, uno degli aspetti fondamentali che caratterizza i rapporti tra businesses a breve/medio termine è costituito dal diffuso ricorso ai crediti commerciali (*trade credits).* Questi ultimi si configurano come il pagamento differito dei debiti di natura commerciale, oltre la data di scadenza indicata sulle fatture. Per un'impresa che concede in maniera reiterata crediti, conoscere il merito creditizio della cessionaria risulta di fondamentale importanza, al fine di valutare il proprio livello di esposizione al rischio, legato all'eventualità che la controparte si riveli insolvente ad una data epoca t.[26] La capacità di un'azienda di gestire il rischio di insolvenza meglio dei competitors può essere dunque un'importante fonte di vantaggio competitivo. La gestione del riscolo di credito è addirittura cruciale per le imprese che svolgono in maniera esclusiva attività di intermediazione creditizia. Tali intermediari si avvalgono di specifici sistemi di risk management che, con l'obiettivo di ridurre l'esposizione derivante da selezione avversa, hanno il compito di stimare la così detta PD (*probability of default*). Quest'ultima può essere determinata mediante il ricorso ad indicatori di eterogenei, tra cui: economico-finanziari, dunque deducibili dalle scritture contabili; andamentali, ossia legati al monitoraggio dei rapporti storici, geo-settoriali, ovvero legati alla virtuosità del settore in cui l'impresa opera; in ultima istanza informazioni legate ai *big data*, ossia informazioni elaborate da sistemi automatizzati sulla base del comportamento delle imprese.

I tre modelli che sono esaminati nel presente elaborato considerano tutti la prima tipologia di fattori. Il modello di Altman, analizzato nel capitolo precedente, risulta un modello predittivo sviluppato sulla base della funzione discriminante lineare. Quest'ultima, secondo quanto già ribadito, risulta basata sull'individuazione del migliore vettore di coefficienti, che combinati linearmente con le variabili osservate, consentono di distanziare - ovvero discriminare - al meglio gli elementi di una popolazione in due classi distinte. L'analisi discriminante lineare, tuttavia, sebbene sia ancora oggi largamente diffusa, non è esente da criticità di natura strutturale. Nello specifico, essa risulta costruita su alcune assunzioni restrittive come la linearità, la normalità, l'indipendenza tra gli input del modello, e la relazione di natura funzionale tra le variabili indipendenti e quelle dipendenti. [27]

Un'alternativa all'analisi discriminante, che ha trovato larghe applicazioni in tempi ben più recenti – offrendo sotto determinate condizioni maggiore accuratezza previsionale - è costituita dal modello di regressione logistica (in inglese *logit*).

[26] Chi L., Tang T. (2006), Bankruptcy Prediction: Application of Logit Analysis in Export Credit Risks, Australian Journal of Management, Vol. 31, No. 1 June 2006

[27] ibid

Il *logit*, infatti, può essere considerato come uno tra i modelli predittivi dell'insolvenza più applicati in epoca contemporanea, sia nella letteratura accademica, sia nell'ambito bancario e in quello della supervisione. [28] I vantaggi fruibili dall'applicazione del modello logistico risultano riconducibili ai seguenti fattori: non necessaria assunzione di normalità delle variabili; possibilità di ottenere direttamente un risultato di carattere probabilistico, e non uno score che dovrebbe poi essere convertito in una misura probabilistica (operazione che secondo Ohlson (1980) potrebbe essere un'ulteriore fonte di errore). Inoltre, il *logit* permette anche di superare l'assunzione di uguaglianza delle matrici di covarianza. [29] Anche il modello di regressione logistica, in merito selezione del set di variabili esplicative da considerare, può essere soggetto a "rifiniture" di carattere discrezionale. A partire dagli anni 80', sono stati previsti ulteriori indicatori di natura finanziaria, industriale ed economica. Ciò nonostante, non esiste un parere unanime su quella che possa essere la dotazione di dati effettivamente fruibile al fine di predire il fallimento e le sue cause.

2.2 Analisi dei fondamentali del modello logistico

Quello di regressione logistica è un modello adoperabile per la determinazione probabilistica di un risultato a carattere dicotomico: esso fornisce la probabilità che un'osservazione appartenga ad una classe specifica, senza richiedere che le variabili esplicative si configurino normalmente distribuite.
Applicando l'approccio logistico all'ambito della predizione del fallimento, si suppone che esista una relazione tra le probabilità di un'impresa di diventare insolvente ed una serie di grandezze osservabili. Le variabili utilizzabili in tale modello possono assumere determinazioni: dicotomiche, categoriche (appartenenza/ non appartenenza ad una classe), e continue.

Per quanto detto, occorre orbene profilare:

- Una variabile dipendente dicotomica – y - a carattere qualitativo che descriva l'appartenenza ad uno tra due insiemi (società sane o anomale). A tale variabile deve essere assegnato valore 1 in caso di probabile futura manifestazione di fallimento in un intervallo di tempo predefinito, o valore 0 in caso sia identificabile una condizione finanziaria non anomala;
- Variabili indipendenti che possano essere implementate sulla base degli indicatori economico finanziari ottenibili da un bilancio ricondizionato.

[28] Affes, Zeineb; Hentati-Kaffel, Rania: Predicting US Banks Bankruptcy: Logit Versus Canonical Discriminant Analysis
[29] ibid

$$y = \begin{cases} 0 \; se \; impresa = \quad sana \\ 1 \; se \; impesa = soggetta \; al \; fallimento \end{cases}$$

È opportuno precisare, prima di procedere nell'approfondimenti dello stesso, che il modello in esame non risulta privo di ambiguità. Tra tutte, la più rilevante è riconducibile alla circostanza secondo cui la varianza degli errori dalla stima non risulta costante, determinando un problema di eteroschedasticità. [30]Inoltre, la stima di y non risulta sempre appartenente all'intervallo (0,1), determinando talvolta notevoli difficoltà interpretative in termini probabilistici. Più la stima dei valori diverge da (0,1), più il margine di errore aumenta.[31]

Lo scopo della figura 5 è quello di far emergere la differenza intercorrente tra la funzione logistica (raffigurata in rosso) e quella lineare (raffigurata in verde). Diversamente da quest'ultima, che può assumere valori in tutto IR (sia in termini di dominio che di codominio), la funzione statistica *logit* è una funzione continua che crea una corrispondenza biunivoca di valori da $(-\infty; +\infty)$ ai valori appartenenti in maniera monotona all'intervallo (0;1), che costituisce il suo codominio.

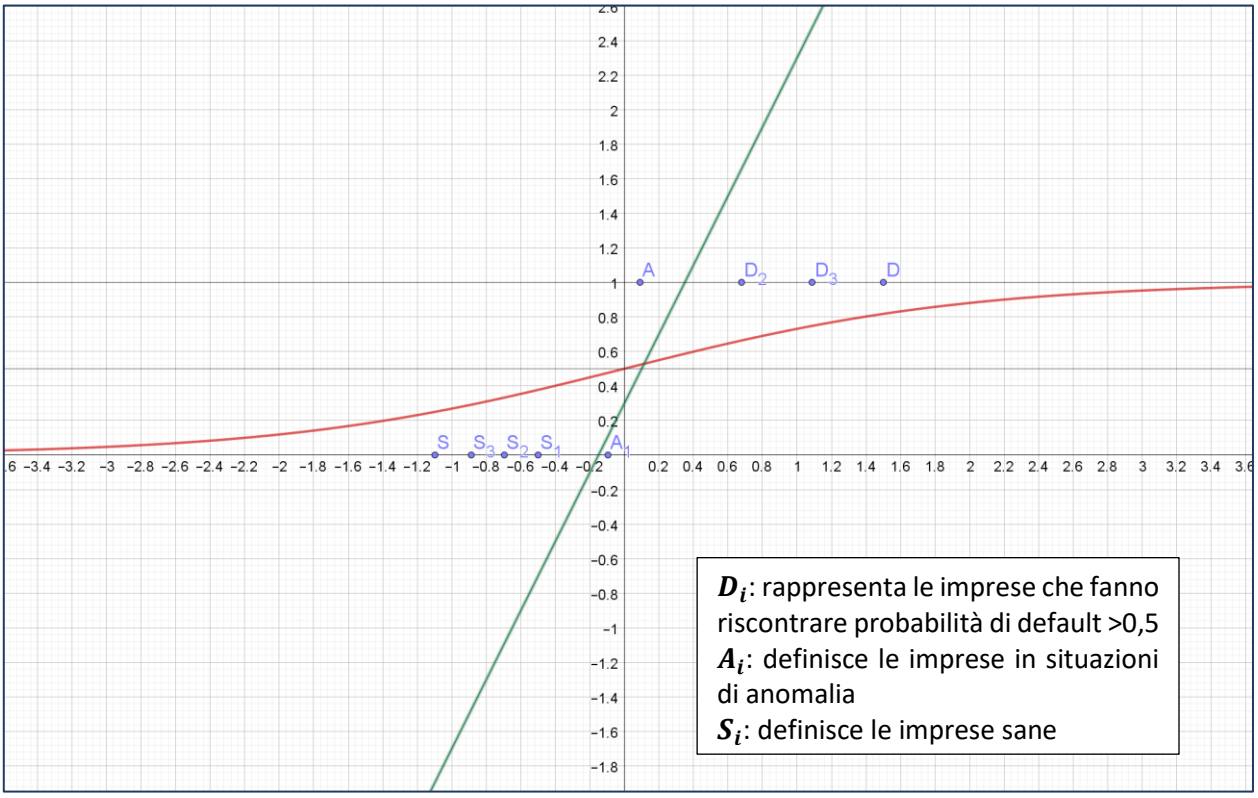

Figura 7. Confronto tra funzione logistica e lineare
Fonte: rielaborazione propria da Varetto (1999)

[30] Varetto F. (1999), Metodi di previsione delle insolvenze: un'analisi comparata, F. Varetto "Il rischio creditizio: misura e controllo" ed. Utet 1999, cap. 3
[31] ibid

Quindi, dalla funzione lineare è necessario aspettarsi la restituzione di uno *score*, che poi deve essere interpretato sulla base di soglie decisionali (come nel caso degli intervalli proposti dal Altman). Per converso, la funzione logistica restituisce una semplice probabilità che l'osservazione appartenga ad un determinato insieme. L'unico elemento soggetto a discrezionalità interpretativa è costituito dalla fissazione dei punti di *cut-off*. Essi devono essere posizionati con l'obiettivo di minimizzare l'errore di tipo I (compagnia soggetta al fallimento etichettata come sana) ed errore dei tipo II (compagnia sana etichettata come soggetta al fallimento). Nel caso di nostro interesse, nella formulazione base, l'impresa potrà definirsi riconducibile al fallimento nel caso in cui la probabilità dell'evento "soggetta al fallimento" (Y=1) risulti maggiore o uguale a 0,5. Formalmente, $P(Y = 1|X_i, \beta) \geq 0{,}5$. Viceversa, l'impresa può dirsi in condizioni finanziarie normali se $P(Y = 1|X_i, \beta) < 0{,}5$.

La funzione di regressione logistica collega la probabilità che l'azienda registri il default al set di variabili indipendenti mediante la seguente relazione:

$$logit(p) = \log\frac{p}{1-p} = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \ldots + \beta_i X_i$$ [32]

Con:

- p è la probabilità che si verifichi l'insolvenza dell'impresa
- α è il termine intercetta
- β_i $(i = 1,2,\ldots,n)$ costituisce il coefficiente delle variabili
- x_i $(i = 1,2,\ldots,n)$ corrisponde alla variabile indipendente del modello

Risulta conveniente, a tal punto, esplicare l'ottenimento della suddetta funzione. Seguendo la nomenclatura appena definita - identificando con p la probabilità di insolvenza, con X il vettore delle variabili indipendenti, e con β i coefficienti da applicare alle variabili del modello – è possibile scrivere la seguente relazione di natura funzionale:

$$p(Y|X) = F(\alpha + \beta X)$$

In tale uguaglianza, F identifica la funzione standard cumulativa logistica (funzione di ripartizione).

$$F(\alpha + \beta X) = \int_{-\infty}^{\alpha+\beta X} f(h)dh = \frac{1}{1+e^{-(\alpha+\beta X)}}$$

f(h) costituisce, invece, la funzione di densità in h, che restituisce il valore assunto dalla probabilità in un intorno di h.

[32] L. Chi, T. Tang, Bankruptcy Prediction: Application of Logit Analysis in Export Credit Risks, 2006

A tal proposito risulta opportuno evidenziare come la funzione di densità non costituisca una probabilità, pur essendo fortemente legata ad essa: infatti, per calcolare la probabilità che la variabile continua appartenga all'intervallo, risulta sufficiente calcolare l'integrale definito della funzione di densità.

Dunque, la relazione,

$$p(Y|X) = \frac{1}{1+e^{-(\alpha+\beta X)}} \left(= \frac{e^{(\alpha+\beta X)}}{1+e^{(\alpha+\beta X)}}\right),$$

ci consente di determinare la probabilità di occorrenza dell'evento considerato. Andando a risolvere l'equazione rispetto a $e^{-(\alpha+\beta X)}$, otteniamo:

$$e^{-(\alpha+\beta X)} = \frac{1-p}{p},$$

ovvero,

$$e^{(\alpha+\beta X)} = \frac{p}{1-p}$$

Il membro destro dell'ultima uguaglianza si rivela essere pari a quello che in statistica è definito *odd ratio*, ossia il rapporto tra la probabilità di un evento e quella del suo evento complementare.

Applicando la l'operatore logaritmico ad ambo i membri si ottiene:

$\log e^{(\alpha+\beta X)} = \log \frac{p}{1-p}$ ➔ $\log \frac{p}{1-p} = (\alpha + \beta X)$ [o anche, per le proprietà del logratimo: $\log p - \log 1 - p = (\alpha + \beta X) = (\alpha + \beta X)$]

Ricorrendo al teorema di Bayes, siano:

- q_0 *e* q_1 predizioni a priori sulla provenienza dell'impresa
- $P(X) = q_1 P(Y = 1|X) + q_0 P(Y = 0|X)$

risulta verificata la relazione:

$$P(Y = 1|X) = \frac{q_1 * P(Y = 1|X)}{P(X)}$$

$$P(Y = 0|X) = \frac{q_0 * P(Y = 0|X)}{P(X)}$$

L'impresa è classificata insolvente se risulta: P(Y=1 |X) > P(Y=0 |X), dunque:

$$log \frac{P(Y=1|X)}{P(Y=0|X)} > log \frac{q_0}{q_1}$$ [33]

[33] Varetto (1999), pag. 11

2. 3 Le variabili esplicative secondo Ohlson e i coefficienti di ponderazione

Definita la relazione funzionale esistente tra la probabilità e le variabili indipendenti, si rivela opportuno procedere alla scelta dei criteri di individuazione delle stesse.

In quanto alle variabili indipendenti X da utilizzare nel modello, Ohlson, sulla base di un criterio di semplicità concettuale, senza la pretesa si inserire variabili "inedite", ha individuato il seguente set con numerosità pari a 9:

1. X_1 = SIZE = log($\frac{Totale\ delle\ attività}{Prodotto\ Nazionale\ Lordo}$)
2. X_2 = TLTA = $\frac{Totale\ delle\ passività}{Totale\ delle\ attività}$
3. X_3 = WCTA = $\frac{Capitale\ operativo}{Totale\ delle\ attività}$
4. X_4 = CLCA = $\frac{Passività\ correnti}{Attività\ correnti}$
5. X_5 = OENEG = 1 se le passività totali eccedono le attività totali, 0 altrimenti
6. X_6 = NITA = $\frac{Reddito\ netto}{Totale\ delle\ attività}$
7. X_7 = FUTL = $\frac{Ricavi\ operativi}{Totale\ delle\ passività}$
8. X_8 = INTWO = 1 se il reddito netto è stato negativo nei due anni precedenti; 0 altrimenti
9. X_9 = CHIN = $\frac{NI_t - NI_{t-1}}{|NI_t| + |NI_{t-1}|}$ con NI che definisce il reddito netto nel periodo considerato

Particolarità dell'insieme di variabili proposto da Ohson è l'introduzione di: una variabile dimensionale X_1, e due variabili a carattere dicotomico, X_5 *e* X_8. Nella fattispecie, OENEG serve da correzione (*discontinuity correction*[34]) alla variabile TL/TA con cui è fortemente correlata. Un'impresa che registri un patrimonio netto negativo rientra in una casistica estrema, tale da fare intendere che la sua sopravvivenza dipenda da molti fattori complessi, tra cui p.es. la sostenibilità della leva finanziaria. L'azienda dovrebbe essere in grado di ripristinare la propria patrimonialità attraverso l'efficiente utilizzo delle proprie passività. Un segno positivo della variabile OENEG suggerirebbe l'insorgere quasi certo del fallimento, mentre un valore uguale a 0 potrebbe essere sintomatico di una situazione di crisi non irreversibile.

La tabella sottostante (tabella 9), basata sul campione analizzato da Ohlson (1980), definisce il valore medio e la deviazione standard per ognuna delle variabili, considerando 3 insiemi distinti di dati: imprese ad un anno dal fallimento, imprese non fallite e imprese a due anni dal fallimento. Risultato da notare è che – ad eccezione della variabile relativa alla dimensione, SIZE – le deviazioni standard

[34] Ohlson (1980), Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, Journal of Accounting Research, Vol. 18, No. 1 (Spring, 1980), pp. 109-131 pag 119

delle variabili di imprese ad un anno dal fallimento sono più alte rispetto a quelle delle imprese non fallite. Ciò potrebbe suggerire che il modello restituirebbe livelli di incertezza minori in caso di fallimento improbabile, o in un certo senso, un errore del II tipo più contenuto.

Profile Analysis

	One Year Prior to Bankruptcy		Nonbankrupt Firms		Two Years Prior to Bankruptcy	
Variable	*mean*	*stdv*	*mean*	*stdv*	*mean*	*stdv*
SIZE	12.134	1.38	13.26	1.570	12.234	1.414
TLTA	0.905	0.637	0.488	0.181	0.718	0.311
WCTA	0.041	0.608	0.310	0.182	0.157	0.320
CLCA	1.32	2.52	0.525	0.740	0.814	0.671
NITA	−0.208	0.411	0.0526	0.0756	−0.052	0.155
FUTL	−0.117	0.421	0.2806	0.360	−0.0096	0.332
INTWO	0.390	0.488	0.0432	0.2034	0.180	0.384
OENEG	0.18	0.385	0.0044	0.0660	0.060	0.237
CHIN	−0.322	0.644	0.0379	0.458	0.00308	0.8673
N	105		2,058		100	

Tabella 9. Medie e deviazioni standard delle variabili
Fonte: J.A. Ohlson, Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, 1980

Oltre alle variabili indipendenti, occorre conoscere i coefficienti da applicare ad esse. Per la stima dei β si applica il metodo di stima della massima verosimiglianza (*maximum likelihood)* dei modelli lineari generalizzati[35]. Quest'ultimo è finalizzato ad ottenere una serie di coefficienti di regressione (distribuiti normalmente nel caso in cui il campione sia sufficientemente grande) che massimizzino la probabilità di ottenere i dati dell'osservazione. In altre parole, considerando le variabili indipendenti come coefficienti del modello, si cerca di individuare i valori dei beta che possano individuare con maggiore livello di probabilità i dati osservati. I valori dei coefficienti sono scelti in modo tale da minimizzare l'errore nelle probabilità del modello rispetto a quelle dei dati.

Formalmente è possibile scrivere:

$$\mathrm{L} = (\beta;\ x_1, x_2, \ldots, x_n)\ = \prod_{i=1}^{n} f(\beta; x_i)$$

$$\beta_{MV}\ ==\ maxL(\beta; x_1, x_2, \ldots, x_n)$$

Con:

L: funzione di massima verosimiglianza

x_i: variabili indipendenti del modello

β: vettore dei coefficienti

[35] Li, lee, Zhou, Sun, The random subspace binary logit (RSBL) model for bankruptcy prediction, 2011

Il processo di calcolo dei coefficienti di massima verosimiglianza degli indicatori può essere eseguito mediante l'implementazione di processi recursivi che possono essere eseguiti anche in Python.
In alternativa, se non si dispone di un campione ampio di osservazioni sulla base del quale calcolare i beta, e deve essere valutata la probabilità di insolvenza di una specifica impresa, è possibile utilizzare i coefficienti stimati da Ohlson. Questi ultimi, infatti, combinati con le variabili indipendenti consentono di definire la funzione di O-Score.
La tabella seguente riporta la loro stima:

$\alpha = -1.32$	$\beta_5 = -1.72$
$\beta_1 = -0.407$	$\beta_6 = -2.37$
$\beta_2 = 6.03$	$\beta_7 = -1{,}83$
$\beta_3 = -1.43$	$\beta_8 = 0{,}285$
$\beta_4 = 0.0757$	$\beta_9 = -0.521$

Tabella 10. Coefficienti funzione O-Score di Ohlson
Fonte: https://breakingdownfinance.com/finance-topics/risk-management/ohlsons-o-score/

La funzione di O-Score, che analogamente alla funzione di Z-Score è suscettibile di applicazione immediata, consente di calcolare il valore O come combinazione lineare dei coefficienti suddetti e delle variabili ottenute.
Ottenuto il punteggio O, si procede alla determinazione della probabilità di insolvenza, calcolando il valore che la funzione p, definita nel paragrafo 2.2, assume nel punto O. ➔ p = f(o) = $\frac{1}{1+e^{-O}}$ (o in maniera equivalente, p = $\frac{e^{O}}{1+e^{-O}}$ (applicando un *cut-off value* pari a 0,5).
A seguire è riportato in grafico della funzione logit ed il valore assunto dalla stessa data una specifica dotazione di osservazioni. Nel caso in analisi, la probabilità di insolvenza futura, attestandosi in un intorno del valore 0.6, risulta maggiore della probabilità di stabilità finanziaria. Se il punto di *cut-off* fissato fosse inferiore minore di 0.6, l'impresa sarebbe da ricondurre all'insieme di default.

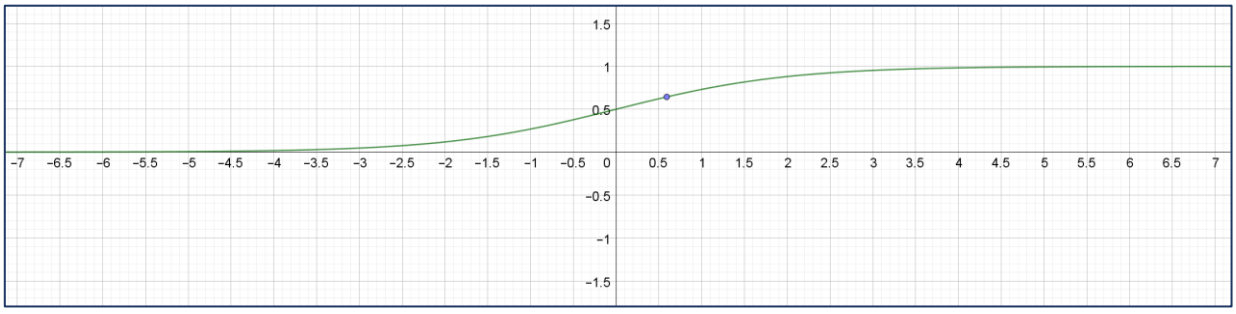

Figura 8. Individuazione dell'insolvenza mediante funzione O-Score
Fonte: elaborazione propria

2.4 Verifiche sui livelli di accuratezza ottenibili dall'implementazione del logit

Una delle motivazioni che ha portato allo sviluppo del modello logistico è stata la necessità di ottenere un maggiore livello di accuratezza rispetto ai livelli, comunque più che accettabili, offerti dal modello lineare di Altman. A tal punto, risulta conveniente rilevare il livello di precisione delle predizioni le *logit*, basandoci su riscontri di natura empirica. Per ottenere dei riferimenti più recenti rispetto a quelli vagliati da Ohlson, è conveniente adoperare la tabella sottostante che riporta i risultati ottenuti da Mihalovič (2016, *Performance Comparison of Multiple Discriminant Analysis and Logit Models in Bankruptcy Prediction*)[36], in termini di distribuzioni probabilistiche e di relativi errori sulle ipotesi iniziali. Mihalovič nel suo elaborato specifica che la data di manifestazione del fallimento, non coincide con l'accertamento dell'insolvenza da un punto di vista giudiziale.

	Column heading = probability cut-offs								
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
	Training data								
Failed firms	0.125	0.268	0.357	0.500	0.643	0.804	0.911	0.946	0.982
Non-failed firms	0.984	0.984	0.952	0.855	0.790	0.677	0.403	0.194	0.032
Totals	0.576	0.644	0.694	0.684	0.720	0.737	0.644	0.551	0.483
Type I error	0.983	0.983	0.952	0.855	0.790	0.677	0.403	0.194	0.033
Type II error	0.875	0.732	0.643	0.500	0.357	0.214	0.089	0.054	0.019
Total error rate	0.424	0.356	0.331	0.314	0.279	0.263	0.356	0.449	0.517
	Testing data								
Failed firms	0.129	0.177	0.209	0.306	0.403	0.613	0.839	0.919	0.952
Non-failed firms	0.964	0.911	0.875	0.839	0.768	0.661	0.518	0.250	0.054
Totals	0.525	0,525	0.525	0.559	0.576	0.636	0.686	0.616	0.525
Type I error	0.871	0.822	0.790	0.758	0.694	0.597	0.467	0.226	0.048
Type II error	0.964	0.911	0.875	0.768	0.661	0.429	0.196	0.089	0.054
Total error rate	0.475	0.475	0.475	0.441	0.424	0.364	0.314	0.398	0.475

Tabella 11. Livello di accuratezza della regressione logistica e cut off ottimale
Fonte: Mihalovič, M. (2016), Performance Comparison of Multiple Discriminant Analysis and Logit Models in Bankruptcy Prediction

Dall'analisi della tabella 10, risulta evidente come l'insieme delle rilevazioni totali sia stato scisso in due set: un *training set* (ossia un insieme di addestramento) e un *testing set* (ossia un insieme per valutare il livello di efficienza della predizione).

A questo approccio risulta sottesa la possibilità di definire lo sviluppo di algoritmi di apprendimento, anch'essi caratterizzati dalla presenza dei due set suddetti. L'insieme di addestramento consente di ottenere una "fotografia" di alcune caratteristiche strutturali dell'ambiente che si va ad analizzare. Sulla base delle osservazioni condotte, si può dare avvio, dunque, ad un processo di apprendimento

[36] i risultati si riferiscono al contesto aziendale slovacco

induttivo. In altre parole, si possono utilizzare le rilevazioni effettuate e i patterns individuati per definire delle asserzioni probabilistiche su osservazioni future. Per aumentare l'efficacia del processo di training è convenente avere un insieme di addestramento con numerosità piuttosto ampia, al fine di garantire che la presenza di uno o più fenomeni anomali non possa influire in maniera significativa, alterando processo di apprendimento. Secondo la teoria dell'apprendimento computazionale, "*un'ipotesi consistente con gli esempi è probabilmente ed approssimativamente corretta se l'insieme di training è molto grande*".[37]
Conversamente dall'insieme di training, l'insieme di test verifica il livello di efficienza del sistema decisionale, costruito sottoponendo alla macchina delle decisioni per verificarne le validità predittiva.

Tornando all'analisi dei dati riportati in tabella, si configura necessaria l'individuazione del *cut-off*, ossia il valore di p al di sopra del quale qualificare l'impresa come soggetta al fallimento. Il *cut-off* si individua al livello di probabilità che consente di minimizzare il tasso totale di errore della classificazione, dato dalla somma algebrica dell'errore del primo tipo (probabilità di classificare come sana un'impresa soggetta al fallimento) e dell'errore del secondo tipo (probabilità di classificare come soggetta al fallimento un'impresa riversante in condizioni finanziarie regolari).
Svolgendo l'osservazione sull'insieme di addestramento, si rileva come sia conveniente fissare il punto di *cut-off* ad un livello pari a 0.6, quando l'errore totale registra il valore minimo, uguale al 26%. In tal caso, il modello di regressione logistica discrimina in maniera corretta circa il 74% delle osservazioni. D'altronde il fatto che il punto di *cut-off* sia vicino a 0,5 risulta abbastanza intuitivo. Osservando la tabella 11, si nota che nel caso di soglia di demarcazione fissata a 0.1, si registra un errore del tipo I pari al 98,3%: quasi la totalità delle imprese viene classificata in maniera errata. Naturalmente, la percentuale di errore di tipo I diminuisce all'aumentare del valore di *cut-off*.
La scelta del livello di probabilità che segna il confine tra i due esiti è un tipico problema di trade-off, dato che il livello di accuratezza per le imprese soggette a fallimento si muove in direzione opposta rispetto a quello per le imprese in condizioni regolari.
Uno strumento utile al fine di ottenere un'ulteriore indicazione sulla performance del modello predittivo è costituito dalla matrice di confusione (*confusion matrix*) o tabella di errata classificazione. Nelle colonne della matrice solo collocati i valori predetti, mentre a livello delle righe i valori effettivamente osservati. [38]
Dall'intersezione tra le predizioni e le osservazioni, è possibile condurre distinguere i seguenti termini:

[37] Minini A., Training set, http://www.andreaminini.com/ai/machine-learning/training-set
[38] Govoni L., https://lorenzogovoni.com/matrice-di-confusione/

- Veri positivi (*bankrupt – bankrupt*): casi in cui è stato previsto in maniera corretta il fallimento dell'impresa
- Veri negativi (*not banktupt – not bankrupt*): casi in cui è stato previsto in maniera corretta il mancato fallimento dell'impresa
- Falsi positivi (*not bankrupt – bankrupt*): casi in cui è stato previsto in maniera errata il fallimento dell'impresa
- Falsi negativi (*bankrupt – not bankrupt*): casi in cui è stato previsto in maniera errata il mancato fallimento dell'impresa

Classification Results (logit function)

		Predicted Group membership		
	bankrupt or not	bankrupt	Non-bankrupt	total
Training data	Bankrupt	42	19	61
	non-bankrupt	12	45	57
Test data	Bankrupt	29	26	55
	non-bankrupt	11	52	63
Total accuracy				68.64%

Tabella 12. Matrice di confusione relativa ai risultati della regressione logistica
Fonte: Mihalovič, M. (2016), Performance Comparison of Multiple Discriminant Analysis and Logit Models in Bankruptcy Prediction

Sulla base del campione adoperato per la definizione della tabella 10, il livello di accuratezza in fase di test risulta pari al 68,64%, un risultato buono ma non eccellente. Per ottenere più elevati livelli di efficienza del modello, ossia una riduzione della probabilità di classificazione errate, potrebbe essere sufficiente aumentare l'insieme di training: operazione che può essere effettuata riducendo l'insieme di test, oppure aumentando la numerosità del campione iniziale considerato.

L'area sottostante la curva ROC (figura 9) restituisce la probabilità che presa casualmente una osservazione da una popolazione, il modello sviluppato sia in grado di classificarla in maniera corretta. La superficie sotto la curva in tal caso tende ad un valore di 0,77%: questo significa che nel 77% dei casi il modello effettua una classificazione corretta.

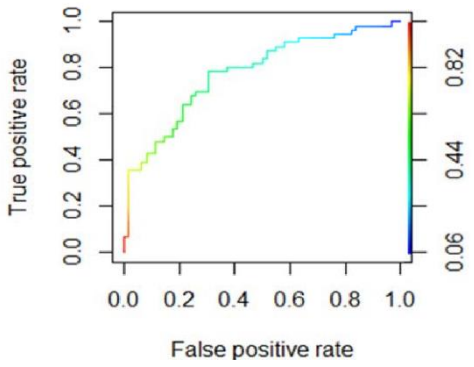

Figura 9. Curva ROC risultante della regressione logistica
Fonte: Mihalovič, M. (2016), Performance Comparison of Multiple Discriminant Analysis and Logit Models in Bankruptcy

È da specificare che per l'ipotesi di stazionarietà i due insiemi devono essere estratti casualmente dalla popolazione avente la stessa distribuzione di probabilità.

2.5 Implementazione in Python 3.8 del modello di regressione logistica per la previsione dell'insolvenza, ed analisi dei risultati mediante matrice di confusione

Nell'esplicazione del programma sviluppato è da precisare che la variabile dicotomica riferita a ciascuna impresa può assumere i seguenti valori:

- "1" se viene previsto che l'impresa sia da ritenersi riconducibile al fallimento;
- "0" se le condizioni contabili e finanziarie dell'impresa sono regolari.

Come variabili indipendenti si considerano le nove indicate da Ohlson (si veda pag. 32), le cui etichette costituiscono le *keys* del dizionario "dati_imprese" (riga 14). Quest'ultimo, completo dei valori derivanti dalle rilevazioni empiriche, viene poi trasformato in un *dataset* mediante il ricorso alla libreria importata *pandas*. La composizione del dataset risulta così definita: i valori delle prime tre imprese sono quelli contenuti nella tabella 9; i dati delle altre due imprese sono stati inseriti in maniera assolutamente discrezionale (con la consapevolezza che questa scelta potrebbe alterare il processo di apprendimento). Il nostro dataset ha una numerosità complessiva pari a 5. Ovviamente la pretesa di chi scrive consta nel fornire una mera elaborazione della struttura del programma logistico. Per avvalorare la capacità dello stesso fornire delle predizioni accurate, occorre estendere la numerosità delle osservazioni.

A livello delle righe 27-29, si specificano le variabili indipendenti - indicate con "X" - e le variabili dipendenti, indicate con "y".

Alla riga 31 è stato previsto che il campione in esame debba essere sottoposto per il 50% al processo di training e, in eguale misura al processo di test (in effetti, si sarebbe potuto allargare l'insieme di training per migliorare il processo di apprendimento. Essendo, però, l'insieme di dati a nostra disposizione poco numeroso, per non compromettere le dimensioni dell'insieme di test è stato deciso di optare per questa scelta).

Mediante il ricorso degli operatori interni alle librerie importate, *sklearn* e *seaborn*, si eseguono rispettivamente la regressione logistica e la matrice di confusione.

A questo punto, l'obiettivo auspicato consiste nell'utilizzare il modello sviluppato per ottenere delle predizioni su un nuovo campione di imprese. Al livello della riga 43 si specifica il nuovo dataset, "nuove_imprese", avente numerosità pari a 2. Si applica ad esso la regressione logistica, "reg_log", pre predire i valori che la variabile dicotomica y assume in riferimento alle nuove imprese.

```python
from warnings import simplefilter
simplefilter(action='ignore', category=FutureWarning)
"""
@author: Finelli
"""
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
import pandas as pd
from sklearn import metrics
from sklearn.model_selection import train_test_split
import seaborn as sn
# si considerano le variabili indipendenti indicate da Ohlson
dati_imprese = {'SIZE': [12.134,13.26,12.234,11.31,12.2],
                'TLTA': [0.905, 0.488,0.718,0.3,0.908],
                'WCTA': [0.041,0.031,0.157,0.02,0.046],
                'CLCA': [1.32,0.525,0.814,0.44,1.35],
                'NITA': [-0.208,0.0526,-0.052,0.01,-0.06],
                'FUTL': [-0.117,0.2806,-0.0096,-0.2,0.01],
                'INTWO': [0.390,0.0432,0.180,0.385,0.170],
                'OENEG': [0.18,0.0044,0.060,0.15,0.085],
                'CHIN': [-0.322,0.0379,0.00308,-0.145,0.002],
                'fallita / non fallita': [1,0,1,0,1]}

f = pd.DataFrame(dati_imprese,columns= ['SIZE', 'TLTA','WCTA','CLCA','NITA','FUTL',
                                        'INTWO','OENEG','CHIN','fallita / non fallita'])
print(f)

X = f[['SIZE', 'TLTA','WCTA','CLCA','NITA',
       'FUTL','INTWO','OENEG','CHIN']]
y = f['fallita / non fallita']

X_train,X_test,y_train,y_test = train_test_split(X,y,test_size=0.5)

reg_log= LogisticRegression()
reg_log.fit(X_train,y_train)
y_pred=reg_log.predict(X_test)
print(X_test)
print(y_pred)

confusion_matrix = pd.crosstab(y_test, y_pred, rownames=['Actual'], colnames=['Predicted'])
sn.heatmap(confusion_matrix, annot=True)
print('Accuracy: ',metrics.accuracy_score(y_test, y_pred))

nuove_imprese = {'SIZE': [12.2,10.8],
                 'TLTA': [0.908,0.771],
                 'WCTA': [0.046,0.121],
                 'CLCA': [1.35,0.90],
                 'NITA': [-0.06,0.02],
                 'FUTL': [0.01,-0.01],
                 'INTWO': [0.170,0.055],
                 'OENEG': [0.085,0.098],
                 'CHIN': [0.002,0.11]}

f2 = pd.DataFrame(nuove_imprese,columns= ['SIZE', 'TLTA','WCTA','CLCA','NITA','FUTL',
                                          'INTWO','OENEG','CHIN'])
y_pred=reg_log.predict(f2)
print (f2)
print (y_pred)
```

Figura 10. Implementazione in Python del modello di regressione logistica
Fonte: elaborazione propria

A seguire sono riportati i risultati ottenuti dall'esecuzione del programma risulta raffigurata altresì la matrice di confusione. Il programma, nel caso riportato, ha analizzato le imprese nelle posizioni 2,1 e 0, classificate *a priori* secondo [1,0,1]. Il programma ha previsto in fase di test esattamente gli esiti [1,0,1] (lista posizionata sopra "*Accuracy*").

In questo caso (piuttosto fortunoso, data la ristretta dotazione di dati), dunque, il livello di accuratezza è pari al 100%. La matrice di confusione ci conferma che sono stati predetti in maniera corretta due fallimenti (quadrante in basso a destra) e, in maniera altrettanto corretta, una situazione finanziaria regolare (quadrante in alto a sinistra).

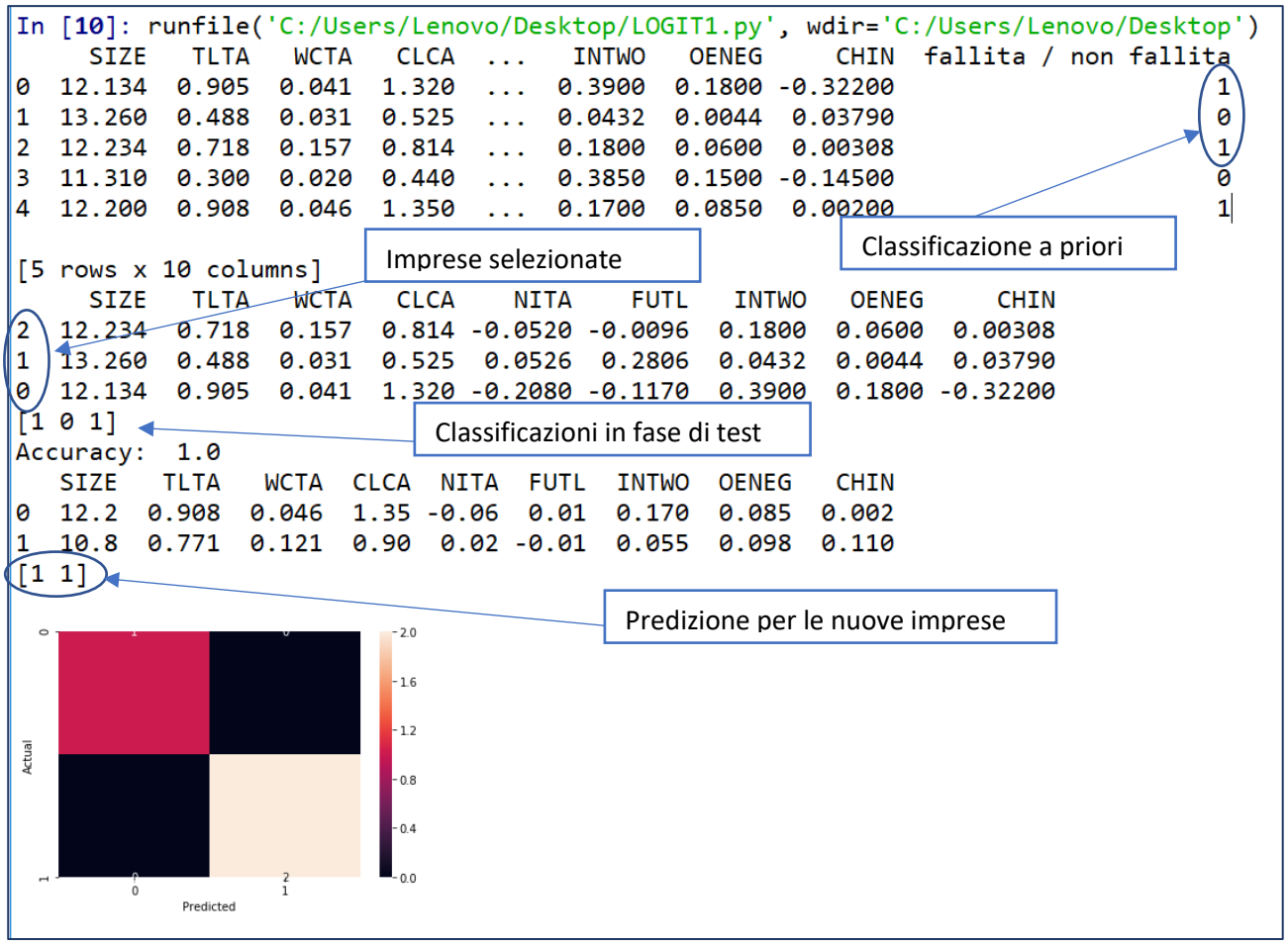

Figura 11. Analisi dei risultati ottenuti (esempio)
Fonte: elaborazione propria

IL NUOVO SISTEMA DI ALLERTA E LE DISPOSIZIONI DEL D.lgs. n. 14 del 2019

3.1 Le richieste della nuova disciplina codicistica

La c.d. Legge fallimentare (R.D. 16 marzo 1942, n. 267) sarà sostituita dal Codice della Crisi e dell'insolvenza d'impresa, introdotto con d.lgs. n. 14 del 12 gennaio 2019. Quest'ultimo, a livello dell'art. 13. co. 2, ha assegnato al Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti e degli Esperti Contabili (CNDCEC) il compito di elaborare degli indici necessari al completamento di un sistema di allerta, che sia capace di rilevare o preannunciare l'insorgere della condizione di insolvenza dell'impresa.[39] L'innovazione apportata dalla disciplina codicistica è costituita proprio dall'introduzione di un sistema di allerta (in ottemperanza alle disposizioni contenute nella Direttiva UE n. 1023/2019) che sia capace di fornire indicazioni sull'eventuale insorgere dello stato di insolvenza. L'ordinamento giuridico cerca infatti di "pilotare" lo stato di crisi al fine di scongiurare l'eventualità più estrema che vede il suo degenerare nella insolvenza inevitabile e, dunque nella liquidazione giudiziale. A tal fine, è previsto che l'imprenditore (o l'organo di vigilanza preposto) deve procedere "*alla tempestiva rivelazione degli indizi di crisi dell'impresa ed alla sollecita adozione delle misure più idonee alla composizione*" (art. 12, co.1)[40].

È opportuno precisare che costituiscono elementi discriminanti tra fattispecie che devono essere soggette a segnalazione ed altre che non devono essere segnalate:

- l'insostenibilità del debito nei 6 mesi successivi;
- l'impossibilità di garantire la continuità aziendale per i successivi sei mesi;
- i ritardi reiterati e significativi nei pagamenti.

Il bilancio di esercizio, il bilancio di previsione ed i piani aziendali costituiscono documentazione essenziale - dalla quale attingere le informazioni di natura economica, finanziaria e patrimoniale – per procedere con il calcolo degli indicatori della crisi.

È da puntualizzare che, secondo l'idea del Legislatore, gli indici soggetti ad elaborazione da parte del CNDCEC non devono essere volti a fornire un singolo indicatore sintetico – tipo Z-Score – che indichi quanto sia plausibile l'insorgere dell'insolvenza. Più che altro, si cerca di sviluppare una pluralità di indici, collegati da relazioni di natura logica, che analizzati in maniera sistemica, possano condurre ad una valutazione unitaria sull'andamento dell'azienda. Viene dunque specificato, nella relazione del Consiglio, che sebbene sia comprovata l'efficacia di modelli di apprendimento

[39] Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti ed Esperti Contabili (2019), CRISI D'IMPRESA, GLI INDICI DELL'ALLERTA

[40] D.lgs. 12 gennaio 2019, n. 14

sviluppati a partire dagli anni ’80 (come quello di regressione logistica, presentato nel capitolo precedente), la loro applicazione richiede un elevato livello di risorse e competenze, facendo sì che non possano essere implementati in maniera diffusa.

Il modello sviluppato presenta, pertanto, requisiti di novità assoluta nel panorama previsionale, nonché rispondenza a elementi di “*efficacia e semplicità d’uso*”.[41] Con la prima determinazione ci si riferisce all’idoneità del modello di individuare elementi capaci di predire l’insorgenza della crisi futura, riducendo al minimo gli errori di classificazione; con la seconda si fa riferimento alla possibilità di implementare il modello mediante una dotazione iniziale di risorse non pretenziosa dal punto di vista quantitativo.

3.2 Il campione analizzato dal CNDCEC

Per l’ottenimento delle stime degli indicatori, specie di quelli specifici che saranno analizzati più avanti, il CNDCEC ha deciso di selezionare un campione che potesse essere ampiamente rappresentativo del contesto aziendalistico italiano. Specificamente, la numerosità dello stesso è di poco superiore a 180 000, mentre il numero complessivo di bilanci sottoposti alle rilevazioni è pari a circa 570 000. Caratteristiche comuni delle imprese appartenenti al campione sono: dimensioni maggiori rispetto alle unità produttive definite come *microimprese* [42]; costituzione non recente (le imprese hanno depositato almeno 3 bilanci); non operatività nel settore finanziario e immobiliare.
È da considerare, altresì, che il Consiglio non si è avvalso di riferimenti metodologici come la LDA usata da Altman. Si è semplicemente limitato ad analizzare evidenze empiriche di natura qualitativa e quantitativa (*data-driven approach*[43]) al fine di dimostrare, mediante un procedimento induttivo, come circostanze di superamento di determinate soglie fosse associabile al manifestarsi dello stato di insolvenza.
Ai fini della classificazione dicotomica delle imprese, sono state considerate insolventi quelle che entro tre anni dalla data dell’ultimo bilancio di esercizio considerato, abbiano avviato una tra le procedure concorsuali previste dall’ordinamento italiano (si intendono tutte le procedure, dal fallimento all’amministrazione straordinaria). Nell’ambito dell’analisi, inoltre, sono stati selezionati indici che a parità di capacità predittiva, fossero più facili da calcolare e da interpretare.

[41] Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti ed Esperti Contabili (2019), CRISI D’IMPRESA, GLI INDICI DELL’ALLERTA, pag. 11
[42] Definizione prevista nella Direttiva 2013/34/UE
[43] Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti ed Esperti Contabili (2019), CRISI D’IMPRESA, GLI INDICI DELL’ALLERTA, pag. 37

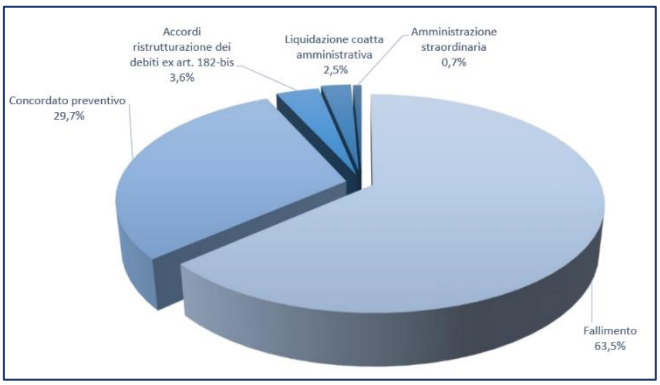

Figura 12. Incidenza % degli eventi di insolvenza
Fonte: CNDCEC, (ottobre 2019) Crisi di impresa, gli indici di allerta, pag. 35

3.3 Il processo e la ratio degli indicatori

Il sistema di allerta può essere definito mediante una struttura piramidale che si percorre con un andamento verticale discendente. Si parte dal vertice, e si procede verso la base: se e solo se un indicatore assume connotazioni tali da non far supporre lo stato di crisi, si passa all'analisi di quello successivo. Conversamente, se uno degli indicatori assume caratteristiche di criticità, scatta l'obbligo di segnalazione dei *warnings*. In linea teorica, attraverso i primi due step si dovrebbe essere già in grado di fornire indizi sulla crisi. Tuttavia, in caso di impossibile determinazione del valore assunto dal *debt service coverage ratio* si passa ad una valutazione congiunta degli indicatori definiti al punto iii.

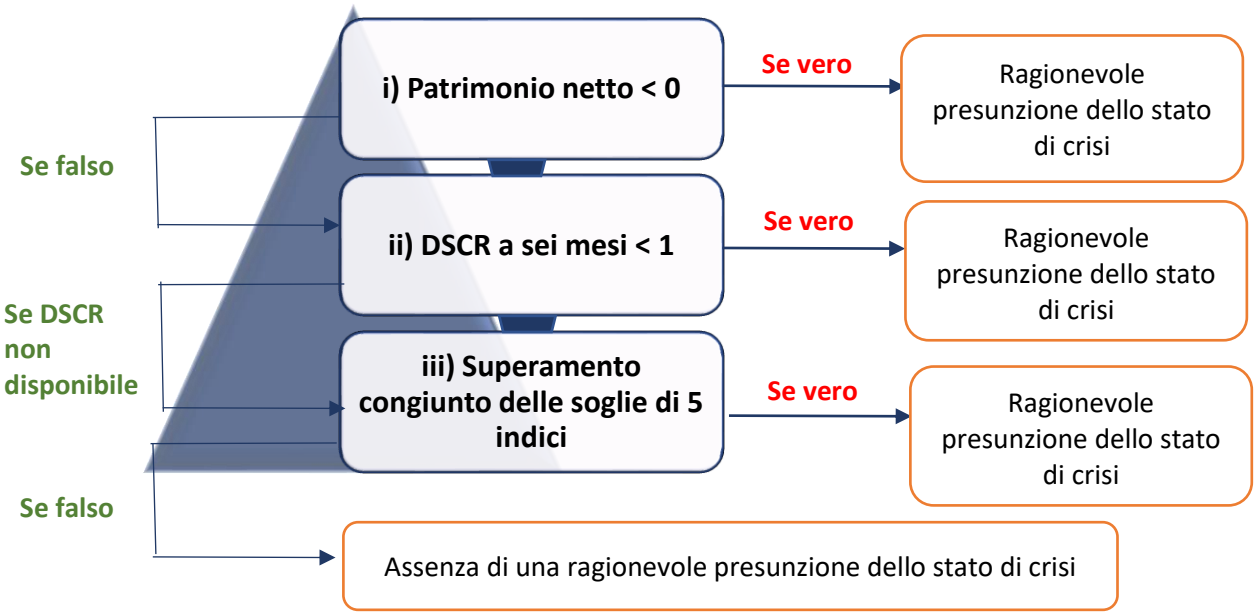

Figura 12. Sistema degli indicatori d'allerta
Fonte: rielaborazione propria da CNDCEC (2019)

In riferimento al terzo punto, gli indici da prendere in considerazione risultano così definiti:

- Sostenibilità oneri finanziari: $\frac{oneri\ finanziari}{fatturato}$
- Adeguatezza patrimoniale: $\frac{patrimonio\ netto}{totale\ delle\ passività}$
- Ritorno liquido dell'attivo: $\frac{cashflow}{totale\ attivo}$
- Liquidità: $\frac{attività\ correnti}{passività\ correnti}$
- Indebitamente previdenziale e tributario: $\frac{indebitamento\ previdenziale\ e\ tributario}{totale\ attivo}$

3.3.1 Patrimonio netto

Il patrimonio netto (voce A del passivo[44]), che non trova dimensione definitoria esplicita nel Codice italiano, è inteso come differenza tra il totale della attività dell'impresa e l'insieme delle passività che fanno capo alla stessa. In altri termini esso costituisce l'ammontare di risorse proprie che la proprietà mette a disposizione per lo svolgimento dell'attività di impresa. È possibile affermare che il patrimonio netto costituisce una misura relativa all'ammontare di rischi che l'impresa può porre a proprio carico: circostanze di patrimonio netto elevato si traducono in maggiori margini operativi (in termini di possibilità di intraprendere progetti con un livello di rischiosità medio/alto); diversamente, un patrimonio netto esiguo limita la flessibilità operativa dell'impresa, che si traduce in una gestione delle attività aziendali moderata e prudente. Nel caso in cui il patrimonio netto dovesse diventare negativo per effetto di perdite, anche reiterate, si ingenererebbe un grave pregiudizio per la continuità aziendale. Infatti, salvo particolari fattispecie - legate al rifinanziamento fino ai livelli minimi previsti dalla legge -, il patrimonio netto minore di 0 è una delle cause di scioglimento della società. In effetti, nel caso di società di capitali, il patrimonio netto è da intendersi negativo già nel caso in cui esso sia inferiore al minimo legale previsto dalla legge. Prendendo come riferimento le SRL, ex art. 2463, il requisito patrimoniale minimo ammonta a 10 000 euro.

3.2.2 Debt service coverage ratio

Il DSCR è una misura della capacità dell'impresa di remunerare il debito corrente, mediante le entrate correnti[45]. Nel dettaglio tale indicatore, utilizzato prevalentemente in ambito creditizio, è preposto a misurare la relazione intercorrente tra: il *cashflow* in entrata che l'impresa è capace di generare nel

[44] Codice Civile, art. 2424

[45] Debt-Service Coverage Ratio – DSCR, Investopedia, https://www.investopedia.com/terms/d/dscr.asp

corso dei sei mesi successivi; e il *cashflow* in uscita, nel medesimo periodo, legato al pagamento delle passività nei confronti di banche, altri intermediari o altri finanziatori (sia in termini di quota capitale che in termini di quota interesse).

In senso lato, il DSCR può essere considerato come un indicatore relativo alla capacità dell'impresa di far fronte alle obbligazioni derivanti dalla sottoscrizione di ulteriore debito. Infatti, un elevato DSCR suggerisce che l'impresa può incrementare il proprio livello di passività e comunque generare saldi operativi positivi. Di converso, un DSCR ≤ 1 indica che, alla luce delle entrate dell'impresa, la capacità di remunerare ulteriori passività è ormai satura.

$$DSCR = \frac{reddito\ operativo}{passività\ correnti}$$

Si supponga che un'impresa stimi che il reddito netto operativo atteso dall'impresa nel corso dei successivi sei mesi sia pari a 750 000. Le passività correnti si nello stesso periodo si attestano a 250 000.
Risulta, dunque:

$$DSCR = \frac{750\,000}{250\,000} = 3$$

Tale valore ci suggerisce che l'impresa è in grado di coprire il debito a proprio servizio in misura pari a 3 volte rispetto al suo reddito operativo.

Il calcolo del numeratore del DSCR annovera le seguenti componenti[46]:

- Flussi finanziari derivanti dall'attività operativa al netto dei flussi derivanti dal ciclo degli investimenti;
- La liquidità inizialmente disponibile;
- Linee di credito, ossia quantità di denaro messa a disposizione da un operatore, che possono essere utilizzate nel periodo di riferimento;

Il denominatore considera il debito che deve essere rifuso nel corso del semestre successivo:

- Pagamenti in quota capitale e quota interessi;
- Debito di natura fiscale e contributiva;

[46] Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti ed Esperti Contabili (2019), CRISI D'IMPRESA, GLI INDICI DELL'ALLERTA, pag. 19

- Debito nei confronti di debitori e dei creditori che non superi termini fisiologici (in riferimento a tale nozione, è da specificare che nel nostro Paese, riprendendo il concetto già esplicitato nell'introduzione del cap. 2, è diffusa la pratica di pagare le obbligazioni oltre il termine specificato sulle fatture. Un pagamento posticipato risulta fisiologico se: i) non ci sono state azioni volte alla riscossione da parte del creditore; ii) il fornitore continua a servire l'impresa con regolarità; iii) la filiera opera senza interruzioni[47])

3.3.3 Indici di settore

Nel caso di indisponibilità del DSCR si passa all'analisi degli indici settoriali definiti nel sistema di allerta.

a) Sostenibilità oneri finanziari: $\frac{oneri\ finanziari}{fatturato}$

   Numeratore: interessi ed altri oneri di natura finanziaria ex art. 2425 c.c. voce C17

   Denominatore: ricavi netti + ricavi delle vendite e delle prestazioni ex art. 2425 c.c.

b) Adeguatezza patrimoniale: $\frac{patrimonio\ netto}{totale\ delle\ passività}$

   Numeratore: voce A del passivo dello stato patrimoniale al netto di crediti verso soci per versamenti dovuti non ancora effettuati e di dividendi deliberti

   Denominatore: tutti i debiti, indipendentemente dalla loro natura (voce D del passivo)

c) Ritorno liquido dell'attivo: $\frac{cashflow}{totale\ attivo}$

   Numeratore: risultato di esercizio + costi non monetari (es. svalutazioni, ammortamenti) – ricavi non monetari

   Denominatore: totale attivo ex art 2424 c.c.

d) Liquidità: $\frac{attività\ correnti}{passività\ correnti}$

   Numeratore: attivo circolante + ratei e risconti attivi

   Denominatore: insieme dei debiti esigibili entro l'esercizio successivo + ratei e risconti passivi

e) Indebitamente previdenziale e tributario: $\frac{indebitamento\ previdenziale\ e\ tributario}{totale\ attivo}$

   Numeratore: voci D12 e D13

   Denominatore: totale attivo ex art 2424 c.c.

[47] Ibid Pag 20

La tabella 13 costituisce il riferimento relativo alle soglie degli indici rispetto alle categorie settoriali individuate. La formulazione dei raggruppamenti è stata formulata ex post: sono stati dapprima analizzati i valori riconducibili a ciascun settore specifico. Successivamente, i settori presentanti valori sovrapponibili sono stati clusterizzati.

SETTORE	SOGLIE DI ALLERTA				
	A	B	C	D	E
	Oneri finanziari / Ricavi %	**Patrimonio netto / debiti totali %**	**Attività a breve / passività a breve %**	**Cash flow/ attivo %**	**Indebitamento previdenziale e tributario / attivo %**
Agricoltura, silvicoltura e pesca	2,8	9,4	92,1	0,3	5,6
Estrazione, manifattura, prod. Energia e gas	3	7,6	93,7	0,5	4,9
Forn. Acqua reti fognarie	2,6	6,7	84,2	1,9	6,5
Costruzione di edifici	3,8	4,9	108,0	0,4	3,8
Ingegneria civile e costruzioni specializzate	2,8	5,3	101,1	1,4	5,3
Comm. Ingrosso e dett. Autoveicoli, comm. Ingrosso/ distrib. Energia	2,1	6,3	101,4	0,6	2,9
Comm. Dett. Bar e Ristoranti	1,5	4,2	89,8	1,0	7,8
Trasporto e magazzinaggio, Hotel	1,5	4,2	86,0	1,4	10,2
Servizi alle imprese	1,8	5,2	95,4	1,7	11,9
Servizi alle persone	2,7	2,3	69,8	0,5	14,6

Tabella 13. Valori soglia degli indici di settore
Fonte: Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti ed Esperti Contabili (2019), CRISI D'IMPRESA, GLI INDICI DELL'ALLERTA, pag. 42

Affinché si evidenzino i segnali di allerta, gli indicatori devono assumere i seguenti valori relativi:

- Valore di A ≥ del valore di riferimento
- Valore di B ≤ del valore di riferimento
- Valore di C ≤ del valore di riferimento
- Valore di D ≤ del valore di riferimento
- Valore di E ≥ del valore di riferimento

3.4 Implementazione in Python 3.8. del programma per la verifica della ragionevole presunzione dello stato di insolvenza

A seguire (figura 13) risulta definita l'implementazione in Python di una funzione (**sistema_di_allerta**) che, sulla base degli indici di allerta discussi fino a questo punto, restituisce due possibili output: ASC ("*assenza di una ragionevole presunzione dello stato di* crisi"); SC ("*ragionevole presunzione dello stato di crisi*").

Lo schema seguito per l'elaborazione del codice risulta esattamente congruente al diagramma logico definito a livello della Figura 12. Si effettua in primis una verifica rispetto al livello di patrimonio netto. Se e solo se esso risulta minore o uguale al minimo legale (che deve essere modificato sulla base della tipologia giuridica della società), il programma restituisce la frase affermativa della possibile insolvenza. Altrimenti, si procede a richiedere il DSCR che, se risultante minore di 1, è indicatore del possibile stato di crisi. Nell'eventualità di indisponibilità dello stesso, viene richiesto di inserire una lettera, e automaticamente si avvia il processo di verifica degli indici specifici. Per ragioni di convenienza nella programmazione, nel caso venga inserita una lettera, mediante l'operatore *try/except* viene attribuito ad essa un valore fissato arbitrariamente pari a 100000. A livello della riga 24, viene richiesta da input la scelta la tipologia di attività. Quest'ultima deve essere selezionata tra l'elenco di 10 settori, congruente alle tipologie previste dalla tabella 13. Viene poi richiesto di inserire gli indici specifici. Sulla base degli stessi, si elaborano i rapporti esplicativi previsti dal CNDCEC. Si confronta ogni rapporto con ciascuno dei valori soglia riferiti alla specifica categoria. Il dizionario di riferimento, "*soglie",* prevede come *values* gli indici previsti dalla tabella 13. Se e solo se tutti gli indicatori, risultano anomali rispetto ai valori limite indicati in tabella, viene restituito come output la ragionevole presunzione dello stato di insolvenza.

```
@author: Finelli
"""
def sistema_di_allerta():
    SC = 'Ragionevole presunzione dello stato di crisi'
    ASC = 'Assenza di una ragionevole presunzione dello stato di crisi'
    PN = float(input('inserire il patrimonio netto'))
    if PN < 10000: #livello minimo legale per le società di capitale
        return SC
    else:
        DSCR = input('inserire il DSCR (inserire una lettera qualsiasi se non disponibile)')
        try:
            DSCR = float(DSCR)
        except ValueError:
            DSCR =100000
        if DSCR < 1:
            return ASC
        elif 1<= DSCR < 100000:
            return ASC
        elif DSCR == 100000:
            tipologia = input('inserire tipologia di attività: \n\
        A per agricoltura, silvicoltura e pesca \n\
        B per estrazione, manifattura, prod. energia/gas \n\
        C per fornitura acqua e reti fognarie, rifiuti \n\
        D per costruzione di edifici \n\
        E per ingegneria civile e costruzioni specializzate \n\
        F per comm ingrosso e dettaglio di autoveicoli e distrib. energia \n\
        G per comm dettaglio bar e ristoranti \n\
        H per trasporto e magazzinaggio, hotel \n\
        I per servizi alle imprese \n\
        L per servizi alle persone \n\
        ')
            tipologia= tipologia.upper()
            OF = float(input('inserire gli oneri finanziari voce C17 art.2425 c.c.'))
            R = float(input('inserire i ricavi netti, voce A1 e A3 art 2425 c.c.'))
            DT = float(input('inserire i debiti totali, voce D ed E del passivo'))
            LB = float(input("inseire l'attivo circolante + ratei e risconti attivi"))
            PB = float(input("inseire i debiti esigibli entro l'esercizio successivo + ratei e risconti pass "))
            CF = float(input("inseire il risultato di esercizio + costi non monetari - ricavi non monetari"))
            IPT = float(input('indebitamento previdenziale e tributario'))
            AT = float(input("inseire il totale dell'attivo ex. aer. 2424 c.c."))
            for x in soglie:
                if x == tipologia:
                    if OF/R >= soglie[x][0] and PN/DT <= soglie[x][1] and LB/PB <= soglie[x][2] \
                    and CF/AT <= soglie[x][3] and IPT/AT >= soglie[x][4]:
                        return SC
                    else:
                        return ASC
# a segure è definita la tabella fornita dal CNDCEC con le soglie di allerta per ogni settore considerato
soglie = {'A': [2.8, 9.4, 92.1, 0.3, 5.6],
          'B': [3.0, 7.6, 93.7, 0.5, 4.9],
          'C': [2.6,6.7, 84.2, 1.9, 6.5],
          'D': [3.8, 4.9, 108.0, 0.4, 3.8],
          'E': [2.8, 5.3, 101.1, 1.4, 5.3],
          'F': [2.1, 6.3, 101.4, 0.6, 2.9],
          'G': [1.5, 4.2, 89.8, 1.0, 7.8],
          'H': [1.5, 4.1, 86.0, 1.4, 10.2],
          'I': [1.8, 5.2, 95.4, 1.7, 11.9],
          'L': [2.7, 2.3, 69.8, 0.5, 14.6]}
```

Figura 13. Implementazione in Python 3.8 del sistema degli indicatori d'allerta
Fonte: elaborazione propria

CONCLUSIONI

Attraverso lo sviluppo di tale elaborato, chi scrive ha cercato di fornire una panoramica su quelli che secondo prassi più o meno consolidate sono i principali modelli adoperabili previsione delle insolvenze. In effetti, l'ultimo modello analizzato acquisisce connotazioni di necessarietà, dal momento che esso diventerà a breve lo strumento previsto dalla legge per la segnalazione tempestiva degli *early warnings* alle autorità competenti. Ad ogni modo, di tutti i paradigmi si è cercato di mettere in risalto le logiche sottostanti, i benefici offerti e – in alcuni casi – le criticità intrinseche.

Il primo modello sottoposto ad analisi è probabilmente il più diffuso nell'ambito della finanza internazionale. L'estrema semplicità applicativa ed interpretativa, nonché la discreta accuratezza ne hanno favorito la diffusione. Criticità strutturale dello stesso è, ad avviso del redattore dell'elaborato, la staticità intertemporale del modello. I coefficienti beta, in particolare, sono rimasti invariati per lunghi periodi di tempo: questa circostanza supporrebbe l'invariabilità dei rapporti finanziari nel corso di periodi più o meno lunghi. Processi di innovazione finanziaria, nonché fenomeni "arbitraggio normativo" potrebbero decretarne la fallibilità.

Il modello logistico è forse il più interessante tra i tre analizzati, anche alla luce delle applicazioni che è possibile sviluppare ricorrendo ad algoritmi di *machine learning*. A differenza dello Z-Score, non risente della staticità intrinseca, in quanto il dataset di apprendimento può essere continuamente sottoposto ad un processo di aggiornamento dinamico. Tuttavia, il *logit* potrebbe non rivelarsi di facile attuazione pratica, specie per gli analisti meno esperti. Inoltre, rimane ancora aperto il dibattito sulla scelta delle variabili indipendenti che dovrebbero essere considerate al fine esplicare in maniera efficace l'insolvenza.

L'ultimo paradigma esaminato è, secondo quanto già rilevato, quello di più semplice applicazione: sia per la struttura, sia per la dotazione di dati richiesta. Anche questo modello, tuttavia, in analogia allo Z-Score, potrebbe risentire di una serie di problemi legati all'obsolescenza. Gli indicatori specifici, infatti, dovrebbero essere rivisti a scadenze periodiche. Inoltre, il sistema di allerta suppone che la mera circostanza di DSCR > 1 sia sufficiente a tenere spenti gli indicatori. Ciononostante, appare evidente che imprese con un valore molto alto (quindi in condizioni finanziarie assolutamente favorevoli), vengano classificate allo stesso modo di imprese con un DSCR tendente a uno. In tal senso, la rilevazione dello stesso a cadenze semestrali – o addirittura inferiori- si configura necessaria.

Ovviamente, il livello di efficacia attesa dall'implementazione di tali paradigmi è da considerarsi alto in fasi "normali" o espansive del ciclo economico. Shock macroeconomici molto forti, come l'attuale crisi dell'economia reale ingenerata dal COVID, potrebbero viziarne la capacità predittiva. Questo perché le menzionate perturbazioni, costituendo un fenomeno sistemico, hanno impattato la quasi totalità delle imprese operanti sul mercato. In risposta a tale fenomeno, i Governi potrebbero impegnarsi ad offrire supporto esogeno alle imprese, soprattutto a quelle rivelatesi insolventi per cause non imputabili alla mera gestione operativa. Quindi, imprese potenzialmente etichettabili dai modelli come insolventi potrebbero, per quanto esposto, continuare la propria attività e ritrovare la compromessa virtuosità.

BIBILOGRAFIA

Altman, E. I. (2000), *Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-Score and Zeta Models*, http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf

Altman, E. I. (1968), *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*, The journal of finance, Vol. 23, No.4, pp. 589-609.

Altman E. I., Danovi A., Falini A. (2013), *Z-Score Models' application to Italian companies subject to extraordinary administration*, Joural of Applied Finance (Formerly Financial Practice and education)

Mihalovič, M. (2016*), Performance Comparison of Multiple Discriminant Analysis and Logit Models in Bankruptcy Prediction*, Economics and Sociology, Vol. 9, No 4, pp. 101-118

Ohlson J. A. (1980), *Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, Journal of Accounting*, Research Vol. 18 No. 1 Spring 1980

Chi L., Tang T. (2006), *Bankruptcy Prediction: Application of Logit Analysis in Export Credit Risks, Australian Journal of Management*, Vol. 31, No. 1 June 2006

Varetto F. (1999), Metodi di previsione delle insolvenze: un'analisi comparata, F. Varetto "Il rischio Creditizio: misura e controllo" ed. Utet 1999, cap. 3

Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti ed Esperti Contabili (20 ottobre 2019), *Crisi di impresa: gli indici dell'allerta*

SITOGRAFIA

https://www.stern.nyu.edu/faculty/bio/edward-altma

https://breakingdownfinance.com/finance-topics/risk-management/ohlsons-o-score/

https://datatofish.com/

https://www.saedsayad.com/lda.htm

https://www.investopedia.com/