

MODELLI DI STIMA DELLA PROBABILITÀ DI DEFAULT. IL CASO DI UNA BANCA LOCALE

EMILIANO MASTROLIA*

Riassunto

Il lavoro presenta i metodi per stimare la probabilità di default (PD) come parametro cruciale nella gestione del rischio di credito delle banche. Utilizzando un campione di 496 imprese del portafoglio crediti di una banca locale e utilizzando indicatori finanziari, sono stati sviluppati un modello discriminante lineare e un modello logistico per la previsione di insolvenza delle imprese. I risultati evidenziano che entrambi i modelli sono in grado di classificare correttamente oltre il 95% delle imprese campionate. Tuttavia, il modello logistico ha prestazioni migliori nel ridurre l'errore di tipo I. Pertanto, nelle piccole banche la regressione logistica rappresenta uno strumento utile per stimare la probabilità di default delle imprese e per migliorare le strategie di pricing e monitoraggio del credito.

Parole chiave: default, credit scoring, analisi discriminante, regressione logistica.

Articolo ricevuto: 7.7.2021 Accettato: 3.11.2021

Abstract

Based on a sample of 496 firms from the loans portfolio of a local bank and using financial variables we estimate a linear discriminant function for predicting firm default and we used a logistic model to estimate the probability of default. Results highlight that both the models are able to correctly classify over the 95% of sampled firms. However, logistic regression has a better performance in reducing type I error. Therefore, logistic regression represents a useful tool for estimating the probability of default of firms and for improving credit management strategies.

Keywords: default, credit scoring, discriminant analysis, logistic regression.

First submission: 7.7.2021 Accepted: 3.11.2021

1. Introduzione

L'attività di prestito rappresenta certamente la principale fonte di rischio per le banche. La crisi finanziaria del 2007-2008 e la successiva fase di recessione

* Professore a contratto di Finanza aziendale, Dipartimento di Scienze Economiche e Statistiche, Università degli Studi di Salerno. E-mail:emastrolia@unisa.it.

sono state caratterizzate da una crescita nell'ammontare dei crediti deteriorati (NPL) delle banche, che in alcune aree geografiche, tra cui l'Europa, hanno raggiunto livelli allarmanti (Bolognesi, Stucchi, and Miani 2020). In Italia, uno dei paesi più colpiti dalla crisi finanziaria, i crediti deteriorati sono cresciuti nel periodo 2007-2015 di oltre 5 volte per poi ridursi lievemente negli anni successivi (Gaffeo, Mazzocchi 2019). La recente pandemia da Covid-19 e la conseguente recessione economica sfoceranno molto probabilmente in una nuova esplosione di crediti deteriorati non appena le misure di politica monetaria ed economica prese dalle autorità monetarie e dai governi saranno allentate, e tale problema riguarderà molto probabilmente le PMI, data la loro fisiologica fragilità finanziaria (Ari, Chen, Ratnovski, 2021; Ciampi, 2015). Al di là di questi eventi che hanno segnato drammaticamente la vita economica e sociale degli ultimi 15 anni, è indubbio che la riduzione dei crediti deteriorati e quindi del rischio di credito debba chiamare in causa la più generale qualità dei sistemi che le banche adottano per la valutazione del merito creditizio delle controparti. La gestione del rischio di credito rappresenta, infatti, un tema centrale per la sana e prudente gestione delle banche, a cui le autorità di vigilanza e gli studiosi hanno prestato nel tempo grande attenzione, con l'obiettivo di migliorare le tecniche per l'analisi e la misurazione del rischio di credito (Saunders, Allen, 2010; Bluhm, Overbeck, Wagner, 2010).

In particolare, a partire dal secondo Accordo di Basilea del 2004 fino ad arrivare al terzo Accordo di Basilea, l'uso del *credit scoring* è cresciuto notevolmente, e le banche sono state incentivate a sviluppare sistemi interni di rating per valutare il merito creditizio dei richiedenti fondi (Laurent, Sestier, Thomas, 2016). In particolare, la letteratura ha evidenziato che l'utilizzo di sistemi IRB contribuisce a migliorare la qualità del portafoglio crediti (Cucinelli *et al.*, 2018).

Nonostante gli accordi di Basilea II e III stabiliscano che le banche dovrebbero sviluppare modelli di gestione del rischio di credito specifici anche per la gestione del credito verso le piccole e medie imprese, le banche locali, spesso di piccole dimensioni, da un lato, nelle decisioni di affidamento fanno largo uso di un approccio di *relationship lending* (Durguner, 2017; Agarwal, Hauswald, 2010). Dall'altro, le small banks preferiscono, relativamente alla gestione dei rischi di credito, utilizzare modelli standardizzati e adottano modelli di scoring semplificati in luogo di costruire modelli di valutazione più complessi, che non si giustificerebbero in termini di costi di produzione e di mantenimento (Cucinelli *et al.*, 2018; Hakenes, Schnabel, 2011; Meyer, 2018; Cucinelli, Patarnello, 2017). Il risultato è che in genere tali banche si limitano ad una mera classificazione delle controparti in classi di merito, senza operare stime puntuali della probabilità di insolvenza (PD). Di conseguenza, la medesima classe potrebbe contenere controparti caratterizzate da livelli di rischio differenti, alle quali vengono applicate

le medesime condizioni economiche, rischiando di generare, quindi, inefficienze sia dal punto di vista della gestione dei rischi che della performance della banca. Tuttavia, la PD rappresenta una variabile che gioca un ruolo importante nella gestione del rischio di credito. Questa variabile influenza il processo di concessione del credito, la durata e il prezzo dei prestiti concessi (Kliestik, Misankova, Kocisova, 2015). Pertanto, l'adozione di modelli di valutazione del merito creditizio più sofisticati, che consentano di stimare la probabilità di insolvenza, potrebbe aiutare queste banche a gestire il rischio di credito in modo più efficiente con effetti positivi sui clienti poiché questo garantirebbe una migliore valutazione della loro solvibilità e quindi condizioni di prestito in linea con il loro merito creditizio. D'altra parte, un'efficace previsione della probabilità di default, in particolare relativamente alle piccole e medie imprese (PMI), è stata sempre la principale preoccupazione degli istituti di credito e delle istituzioni finanziarie, attirando l'attenzione degli studiosi a partire dai lontani anni Settanta (Edmister, 1972; Laitinen, 1993).

Questo lavoro intende contribuire al tema della valutazione del rischio di credito, esplorando le opportunità e i limiti offerti dai più diffusi modelli di credit scoring per la stima della PD. In particolare, lo studio presenta il caso di una piccola banca locale italiana e mostra i risultati ottenuti dall'applicazione di alcune tra le più note tecniche di scoring, vale a dire l'analisi discriminante multivariata (MDA) e la regressione logistica, ad un campione di circa 500 imprese estratte dal portafoglio clienti di una banca locale nel 2019. Il lavoro mette in evidenza i modelli di *credit scoring* più performanti e le variabili statisticamente più rilevanti per la valutazione del merito creditizio dei clienti. I risultati ottenuti hanno messo in evidenza che le tecniche di *credit scoring* messe a confronto forniscono buoni risultati in termini di stima della probabilità di default. Tuttavia, in linea con altri studi presenti in letteratura, la regressione logistica ha mostrato i migliori risultati in termini di accuratezza della stima della probabilità di insolvenza. In media, la probabilità di insolvenza del campione di imprese analizzato stimata con la regressione logistica è risultata in linea con i tassi di insolvenza effettivi valutati ex-post sui dati messi a disposizione dalla banca sull'intero portafoglio clienti. Pertanto, sebbene la regressione logistica sia un metodo tradizionale di stima della probabilità di insolvenza, esso rivela ancora le sue buone potenzialità, anche rispetto a tecniche più innovative, per essere utilizzato dalle banche anche di minori dimensioni in un sistema di *credit scoring* (Baesens *et al.*, 2003).

La restante parte del lavoro è organizzata come segue. La sezione 2 propone una revisione della letteratura ed identifica le domande di ricerca. La sezione 3 offre una panoramica del campione, della metodologia e delle variabili utilizzate nell'analisi empirica. La sezione 4 analizza i risultati e la sezione 5 riporta le conclusioni, i limiti e le implicazioni.

2. Review della letteratura e domande di ricerca

2.1. Regolamentazione

Il rischio di credito è un'importante area di ricerca nell'ambito della letteratura di *banking and finance* e di intervento da parte delle autorità bancarie e di vigilanza (Saunders, Allen, 2010). Il deterioramento dei prestiti bancari, infatti, impatta sulla solvibilità delle banche, fino ad arrivare a conseguenze gravi sulla stabilità dei mercati finanziari così come avvenuto durante la crisi finanziaria del 2007-2008. Per tali motivi le autorità bancarie sono intervenute a più riprese per individuare i meccanismi che le banche dovrebbero adottare per la misurazione del rischio di credito e quindi per stabilire i conseguenti requisiti di capitale a fronte di tale tipologia di rischio. Il Comitato di Basilea ha creato nel corso del tempo un quadro regolamentare via via più sofisticato per la gestione del rischio di credito a partire dall'Accordo del 1988 (Basilea I), fino ad arrivare a quelli del 2004 (Basilea II) e del 2010 (Basilea III) (Basel Committee on Banking Supervision, 2004, 2011). In particolare, le novità introdotte dai due ultimi accordi di Basilea hanno prodotto importanti progressi nel rafforzamento della solvibilità e della stabilità delle istituzioni finanziarie a livello internazionale introducendo misure tese a facilitare la valutazione dei rischi finanziari e in particolare di quello di credito (Antão, Lacerda, 2011). In base agli accordi di Basilea II e III la valutazione del rischio di credito, vale a dire della probabilità di insolvenza dei debitori, ai fini del calcolo dei requisiti patrimoniali, può avvenire alternativamente utilizzando un metodo standard basato sui rating forniti da agenzie esterne (e.g. S&P, Moody's) ovvero mediante metodologie e modelli sviluppati all'interno delle banche i c.d. rating interni (IRB). L'applicazione di tali metodologie deve essere in grado di fornire una stima della probabilità di insolvenza (PD) associata ad ogni posizione, parametro centrale nella quantificazione della perdita attesa a fronte dei prestiti concessi e quindi dei requisiti patrimoniali delle banche (Bluhm, Overbeck, Wagner, 2010). Difatti maggiore è la PD, maggiore è la perdita attesa dai prestiti concessi, e quindi più alto è il capitale che la banca deve detenere per far fronte al rischio di perdite (Behn, Haselmann, Wachtel, 2016; Cucinelli *et al.*, 2018). Di conseguenza, questo implica anche che la banca dovrà richiedere tassi di interesse più alti ai clienti con PD più elevata (Gordy, 2003). In realtà, una corretta stima della PD è centrale oltre che nella negoziazione di condizioni di prestito (scadenza e prezzo) adeguate al rischio sopportato, anche nella fase di monitoraggio dell'evoluzione nel tempo della situazione del debitore. È sulla base della stima delle variazioni della PD nel tempo che la banca potrà adottare le più opportune azioni per prevenire le situazioni di insolvenza e quindi ridurre

le perdite. Chiaramente, questa opportunità consente alla banca di prevenire situazioni di tensione finanziaria e quindi problemi di solvibilità e di migliorare, in ultima analisi, la sua profittabilità (Durango-Gutiérrez, Lara-Rubio, Navarro-Galera, 2021).

Notoriamente, l'accordo di Basilea III incentiva le banche a creare propri modelli per il calcolo della PD diminuendo il ricorso, previsto dal precedente schema regolamentare, ai rating esterni, in modo da avere stime tempestive e aggiornate sulle condizioni di solvibilità dei propri clienti, utilizzando le informazioni hard e soft che la banca possiede sulle singole posizioni creditizie, e ridurre la pro-ciclicità dei requisiti patrimoniali.

Naturalmente, l'esigenza di sviluppare sistemi di rating interni è particolarmente pressante quando il portafoglio crediti della banca è composto da imprese di piccole e medie imprese, perché queste ultime non sono coperte da rating emessi da agenzie internazionali. Pertanto, lo sviluppo di sistemi interni di valutazione del rischio di credito, nell'ambito dei processi di erogazione e monitoraggio dei finanziamenti alle imprese, diventa una esigenza indispensabile anche per tutte quelle banche, ad esempio di piccola dimensione, che utilizzano il metodo standardizzato di calcolo dei requisiti patrimoniali, che prevede il ricorso a rating esterni.

2.2. I modelli di credit scoring nelle banche di piccola dimensione

Il finanziamento delle piccole e medie imprese dipende largamente dalle banche locali (Carbó-Valverde, Rodríguez-Fernández, Udell, 2009; Nguyen, Barth, 2020). Da un lato, le piccole e medie imprese hanno difficoltà di accesso a fonti di finanziamento diverse dal debito bancario. Dall'altro, l'elevata opacità informativa di queste imprese restringe la platea dei possibili finanziatori alle banche locali che meglio di altri possono monitorare i comportamenti di queste imprese attraverso lo sfruttamento delle informazioni generate dalle strette relazioni che nella comunità locale esistono tra i diversi operatori economici (Agarwal, Hauswald, 2010). La letteratura ha evidenziato, infatti, che il *relationship lending* rappresenta l'approccio utilizzato dalle piccole banche locali per gestire i rapporti con la propria clientela, rappresentata da piccole imprese (Berger, Udell, 2002). Di conseguenza, la capacità di queste banche di saper valutare il merito creditizio delle piccole imprese diventa cruciale al fine di garantire condizioni di prestito efficienti.

Tradizionalmente, nelle piccole banche locali la valutazione del merito creditizio delle controparti è stato affidato, più che all'utilizzo di tecnologie e strumenti standard (e.g. *credit scoring*), prevalentemente all'esperienza del

personale della banca, che valuta l'affidabilità dei clienti tenendo conto della storia della relazione con il cliente e delle informazioni provenienti dalla fitta rete di relazioni che nel territorio si instaurano tra la banca e i diversi operatori economici. A questo proposito, la letteratura si è occupata soprattutto degli strumenti di valutazione del merito creditizio nelle banche di grandi dimensioni, mentre scarsa attenzione è stata rivolta alle piccole banche. Tuttavia, uno dei pochi studi sul tema, utilizzando i dati di una survey su un campione di banche operanti negli USA, ha evidenziato che le piccole banche usano i modelli di *credit scoring* più di quanto ci si potrebbe attendere. Tuttavia, queste banche non utilizzano tali modelli per una automatica decisione sulla concessione del credito, il che suggerisce che tali banche fanno ancora largo uso di un approccio del tipo *relationship lending* nei loro processi di affidamento (Berger *et al.*, 2011). Demma (2017), analizzando i dati provenienti da una survey condotta su un campione di 415 banche italiane nel 2010, ha evidenziato che i modelli di *credit scoring* sono usati prevalentemente dalle banche di grandi dimensioni. Tuttavia, in linea con quanto rilevato da Berger *et al.* (2011), le piccole banche che utilizzano i modelli di *credit scoring* non considerano tali modelli decisivi o importanti nella decisione di concedere credito. Di conseguenza, questo suggerisce l'importanza del *relationship lending* quale leva strategica per le piccole banche, anche quando utilizzano modelli basati su *hard information*, quali ad esempio i modelli di *credit scoring* (Durguner, 2017). In particolare, Demma (2017) evidenzia che l'impiego delle tecniche di scoring atte a valutare l'affidabilità dei mutuatari è stata in grado di mitigare l'impatto negativo della crisi sulla qualità del portafoglio prestiti. Tuttavia, questo effetto positivo non si è avuto per i prestiti alle piccole imprese, probabilmente per la maggiore importanza che le banche (prevalentemente di piccola dimensione) danno, nel valutare queste imprese, ad altri strumenti di valutazione della loro affidabilità (*soft information*).

Di conseguenza, anche alla luce delle regole emanate dalle autorità bancarie internazionali, i modelli di *credit scoring* rappresentano, anche laddove la banca utilizzi un modello standardizzato di calcolo dei requisiti patrimoniali a fronte del rischio di credito, così come avviene nel caso delle piccole banche, uno strumento utile per la valutazione della probabilità di insolvenza dei prenditori di fondi e dunque per la gestione del portafoglio prestiti, in termini di efficiente fissazione delle condizioni contrattuali (ammontare, scadenza, prezzo) e per la minimizzazione degli NPLs (Lee *et al.*, 2002). Difatti, la letteratura sottolinea che le piccole banche, le cui decisioni di prestito sono meno legate all'utilizzo di modelli di *credit scoring*, tendono a rinnovare i prestiti a mutuatari rischiosi al fine di posticipare le perdite sui prestiti (cd. *evergreening*) (Albertazzi, Marchetti, 2010).

Negli ultimi decenni, i modelli di *credit scoring* utilizzati dagli studiosi e dagli analisti hanno subito un'ampia diversificazione (Abdou, Pointon, 2011) tuttavia, ad oggi, non si rileva consenso sui migliori modelli di scoring da adottare. Tuttavia, essi possono essere fatti rientrare in due categorie principali, vale a dire i modelli che fanno uso di metodi statistici e quelli che fanno uso dell'intelligenza artificiale (Louzada, Ara, Fernandes, 2016). I primi sono certamente quelli più tradizionali ed anche più utilizzati per la previsione dell'insolvenza delle imprese (Ashofteh, Bravo, 2021). Tra di essi ci sono, nell'ordine, i modelli di analisi discriminante univariata e multivariata, che rappresentano le tecniche che per prima sono state impiegate, a cui si sono aggiunti nel corso del tempo i modelli logit e probit, ormai ampiamente utilizzati nello sviluppo di sistemi di rating interni e che soddisfano i requisiti imposti dagli accordi di Basilea soprattutto con riferimento alla loro capacità di stimare la probabilità di default "*through-the-cycle*" (Grunert, Norden, Weber, 2005; Westgaard, Van der Wijst, 2001).

L'analisi discriminante, prima nella forma univariata e poi nella forma più sofisticata di analisi multivariata, è certamente quella più usata per la predizione del fallimento grazie alla sua semplicità ed efficacia (Beaver, 1966; Altman, 1968; Altman, Haldeman, Narayanan, 1977). Questa analisi si basa sulla selezione degli indicatori di performance finanziaria che meglio sono in grado di discriminare, con largo anticipo, le imprese sane da quelle fallite. Questa tecnica ha preso slancio negli anni Sessanta con i lavori pionieristici di Altman, il quale analizzando un campione composto da 33 imprese sane e 33 fallite, operanti nel settore manifatturiero degli USA, evidenziò che gli indicatori più efficaci per discriminare i due gruppi di imprese erano *working capital/total assets ratio*, *retained earnings/total assets ratio*, *earning before interest and taxes/total assets ratio*, *market value of equity/book value of total debt ratio*, e *sales/total assets ratio* (Altman, 1968). Il modello di Altman, in questi decenni, è stato oggetto di revisioni e perfezionamenti per essere applicato ad imprese di settori differenti e operanti in paesi diversi dagli USA (Altman, Falini, Danovi, 2013). Tuttavia, l'idea centrale del modello è rimasta immutata fino a noi e la sua applicazione resta una pietra miliare nell'ambito delle tecniche di previsione delle insolvenze.

In alternativa all'analisi discriminante, che pure non è esente da limiti, la regressione logistica o di tipo probit è la tecnica più comunemente utilizzata per modellare la probabilità di insolvenza di un debitore (Crook, Edelman, Thomas, 2007; Ohlson, 1980).

Relativamente alle differenze tra regressione logit e probit, esse sono relative all'ipotesi della forma della funzione di distribuzione. Mentre il modello logit assume una distribuzione logistica standard cumulativa, i modelli di regressione probit fanno uso di una funzione di distribuzione normale standard cumulativa.

Tuttavia, i risultati del modello logit e del modello probit non differiscono in modo significativo.

A differenza dei modelli discriminanti, i modelli logit sono una buona soluzione per le banche di piccola dimensione, poiché consentono di stimare direttamente la PD e si caratterizzano per una maggiore flessibilità, in quanto consentono di incorporare nel modello anche variabili non finanziarie, rilevanti per predire il fallimento di un'impresa. In genere, le istituzioni finanziarie hanno utilizzato principalmente il modello logistico per via della sua robustezza e trasparenza (Louzada, Ferreira-Silva, Diniz, 2012).

Con particolare riferimento alle PMI, la letteratura evidenzia che i modelli di stima della PD riflettono le caratteristiche aziendali. Pertanto, modelli elaborati su campioni di PMI riescono meglio a stimare la PD di tali imprese rispetto a modelli più generali (Altman, Esentato, Sabato, 2020; Gupta, Gregoriou, Healy, 2015). Da un punto di vista metodologico, sebbene non manchino studi che utilizzino approcci innovativi (reti neurali, Grabit model ecc.) (Ciampi, Gordini, 2013), la maggior parte dei contributi utilizza approcci tradizionali (analisi discriminante, regressione logit ecc.), utilizzando prevalentemente variabili esplicative di tipo economico-finanziario (Ciampi *et al.*, 2021).

Pertanto, la domanda di ricerca a cui vogliamo rispondere è se e in che misura l'analisi discriminante e la regressione logit/probit possano essere utilmente utilizzate nel contesto delle *small banks* per la stima della PD delle controparti e quale dei due modelli abbia migliori capacità predittive.

3. Metodologia

3.1. Il campione

Per rispondere alle domande di ricerca abbiamo estratto un campione di 505 imprese appartenenti al portafoglio crediti di una piccola banca locale con sede in Italia alla data di giugno 2019. L'istituto bancario, di piccole dimensioni, presentava alla chiusura di bilancio precedente alla data di rilevazione (dicembre 2018) una raccolta per 400 milioni di euro circa, impieghi per 220 milioni di euro circa e un patrimonio di vigilanza pari a circa 39 milioni di euro. Alla medesima data si rilevavano NPL per circa 19 milioni (8,2% degli impieghi), a fronte di NPE totali per circa 26 milioni (11,30% degli impieghi). Il dato sugli NPL dell'istituto in questione erano rilevanti e pertanto rendevano urgenti misure di intervento per una più efficace gestione del rischio di credito, migliorando, tra l'altro, il processo di affidamento e di monitoraggio delle controparti. Peraltro, la situazione della banca esaminata, più che essere

sporadica nel panorama del sistema bancario italiano, rappresentava, al contrario, un caso molto comune, tale da rendere adeguata e coerente la scelta metodologica dello studio di un caso (Yin, 2009)

Con riferimento alle unità incluse nel campione si è fatto riferimento unicamente alle società di capitali, sia S.r.l. che S.p.A., al fine di garantire dati contabili altamente affidabili e per aumentare la comparabilità dei dati finanziari tra le imprese campionate.

Inoltre, sono state considerate solo le imprese con un livello di credito accordato superiore a 100.000 euro. In particolare, il campione ottenuto rappresenta il 61,1% del numero delle imprese affidate e il 79,7% dell'ammontare del portafoglio crediti *corporate* della banca in termini di impieghi. Per quanto riguarda il settore di appartenenza, le imprese campionate sono state classificate in 5 macrosettori. La tab. 1 presenta la distribuzione settoriale. Il commercio e le costruzioni sono i settori più rappresentativi dell'intero campione, rappresentando oltre il 60% delle imprese analizzate.

Tab. 1 – Composizione del campione per settore di provenienza delle imprese

| Settore | # | % |
|----------------|-----|--------|
| Primario | 32 | 6,3% |
| Manifatturiero | 66 | 13,1% |
| Costruzioni | 97 | 19,2% |
| Commercio | 228 | 45,1% |
| Altri servizi | 82 | 16,3% |
| Totale | 505 | 100,0% |

Per quanto riguarda la ripartizione delle imprese campionate tra imprese solventi e insolventi, in linea con la definizione delle autorità bancarie, sono state considerate insolventi le imprese che presentavano accordati, di qualunque forma tecnica, scaduti di oltre 90 giorni nei confronti della banca.

Applicando questa definizione, le imprese in default sono risultate pari a 35 e quelle non in default pari a 470.

Sono state raccolte informazioni finanziarie per le imprese campionate alla data di fine esercizio 2018 dal database dell'istituto di credito. In particolare, dal database della banca sono state recuperate le informazioni relative al settore di riferimento delle imprese, al fatturato e agli indicatori finanziari utilizzati nell'analisi.

3.2. Le variabili

Le variabili utilizzate nell'analisi sono in linea con la letteratura relativa alla stima della probabilità di default. In particolare, ripercorrendo la letteratura in tale ambito, abbiamo individuato dieci *financial ratio*, di cui nove sono calcolati dai dati di bilancio delle imprese e uno tiene conto della modalità di utilizzo del credito bancario (Ciampi, Gordini, 2013; Crouhy, Galai, Mark, 2001; Altman, 1968; Beaver, 1966; Resti, Sironi, 2008).

In particolare, abbiamo identificato i seguenti indicatori finanziari:

- *Interest expenses on sales* (IE/S). Questo indicatore è calcolato come rapporto tra la spesa annua per interessi e le vendite realizzate;
- *Interest expenses on EBIT* (IE/EBIT). Questo indicatore è calcolato come rapporto tra la spesa annua per interessi e l'EBIT;
- *Working capital on Total assets* (WC/TA). Questo indicatore misura il rapporto tra il capitale circolante e il totale attivo;
- *Liquidity ratio* (LR). Tale indicatore è calcolato come rapporto tra i mezzi liquidi dell'impresa o prontamente liquidabili e i debiti a breve scadenza;
- *Equity on Total Assets* (E/TA). Questo indicatore misura quanto del patrimonio di un'impresa è stato finanziato con capitale proprio anziché con debito ed è il rapporto tra patrimonio netto e totale attivo;
- *Asset turnover* (S/AT). Questo indicatore è calcolato come rapporto tra vendite e totale attività;
- *ROI*. Questo indicatore è calcolato come rapporto tra il reddito operativo e il capitale investito;
- *ROS*. Questo indicatore è calcolato come rapporto tra il reddito operativo e le vendite;
- *ROE*. Questo indicatore è calcolato come rapporto tra il reddito netto e il capitale proprio;

A questi indicatori, abbiamo aggiunto il rapporto tra sconfinamenti e credito accordato (S/CA) quale misura delle modalità di utilizzo delle linee di credito messe a disposizione dalla banca.

Ci aspettiamo che la probabilità di insolvenza dell'impresa sia associata positivamente a IE/S, IE/EBIT, WC/TA e S/CA e negativamente correlata a LR, E/TA, S/TA, ROI, ROS e ROE.

Infine, nella stima del modello logistico abbiamo anche considerato la dimensione dell'impresa, espressa come logaritmo naturale delle vendite e il settore di appartenenza delle imprese espresso mediante quattro variabili dummy.

Da una preliminare ispezione dei dati relativi agli indicatori finanziari elencati, abbiamo eliminato 9 imprese perché presentavano valori anomali in uno o più indicatori. Pertanto, nelle analisi successive, il campione che abbiamo utilizzato è composto da 496 imprese.

3.3. Statistiche descrittive

Questa sezione presenta le statistiche descrittive, i test univariati e la matrice di correlazione delle variabili impiegate nell'analisi. La tab. 2 riporta le principali statistiche descrittive. La tab. 3 mostra i risultati della differenza in media tra imprese insolventi e non insolventi per le variabili utilizzate nell'analisi.

Tab. 2 – Statistiche descrittive

| | N. | Media | St. dev. | Min. | Max |
|----------------|-----|---------|----------|----------|---------|
| Firm size (ln) | 496 | 14.267 | 14.349 | 10.802 | 17.320 |
| S/CA (%) | 496 | 0.358 | 1.366 | 0.000 | 8.690 |
| IE/S (%) | 496 | 2.771 | 4.950 | 0.000 | 33.770 |
| IE/EBIT (%) | 496 | 36.105 | 94.348 | -205.660 | 701.390 |
| WC/TA (%) | 496 | 16.687 | 25.562 | -51.400 | 77.430 |
| LR (%) | 496 | 148.412 | 69.539 | 89.340 | 476.710 |
| E/TA (%) | 496 | 2.500 | 3.803 | -1.220 | 14.912 |
| S/TA (%) | 496 | 153.416 | 119.018 | 3.600 | 565.720 |
| ROI (%) | 496 | 7.920 | 8.015 | -13.430 | 41.850 |
| ROS (%) | 496 | 3.852 | 8.405 | -31.857 | 36.003 |
| ROE (%) | 496 | 10.596 | 45.411 | -190.968 | 208.110 |

Nota: Firm size è il logaritmo naturale dei ricavi di vendita. S/CA è la percentuale degli sconfinamenti sul credito accordato. IE/S è la percentuale di spese per interessi sulle vendite. IE/EBIT è la percentuale di spese per interessi sull'EBIT. WC/TA è la percentuale di circolante sul totale attività. LR è la percentuale di attività liquide sui debiti a breve. E/TA è la percentuale di equity sul totale attività. S/TA è la percentuale di vendite sul totale attività. ROI è il rapporto tra reddito operativo e capitale investito (in percentuale). ROS è la percentuale del reddito operativo sulle vendite. ROE è la percentuale del reddito netto sul capitale netto.

In particolare, emerge che le imprese in default sono mediamente più piccole delle imprese non insolventi ($t = 6.553$, $p < 0,1\%$). Questo suggerisce che la dimensione dell'impresa contribuisce a spiegare la probabilità di fallimento dell'impresa. Inoltre, le imprese in default presentano un più alto livello di sconfinamenti sul fido accordato ($t = -9.992$, $p < 0.1\%$), una più elevata incidenza della spesa per interessi passivi sul fatturato ($t = -2.762$, $p < 1\%$), un più alto livello di capitale circolante ($t = -1.919$, $p < 5\%$) e un più basso livello di liquidità ($t = 6.912$, $p < 0.1\%$). Infine, le imprese in default differiscono dalle imprese non in default poiché presentano in media un più contenuto livello di rotazione delle attività ($t = 3.008$, $p < 1\%$) e un più basso livello di redditività operativa ($t = 3.421$, $p < 1\%$).

Tab. 3 – Test univariati di differenza in media tra imprese in default e non in default

| | Sane | Default | t-test |
|----------------|---------|---------|-----------|
| Firm size (ln) | 14.330 | 13.430 | 6.553*** |
| S/CA (%) | 0.053 | 4.507 | -9.992*** |
| IES (%) | 2.437 | 7.305 | -2.762** |
| ISD (%) | 34.533 | 57.465 | -1.000 |
| WC/TA (%) | 16.148 | 24.009 | -1.919* |
| LR (%) | 150.539 | 119.510 | 6.912*** |
| E/TA (%) | 2.435 | 3.386 | -1.318† |
| S/TA (%) | 156.913 | 105.893 | 3.008** |
| ROI (%) | 8.129 | 5.070 | 3.421** |
| ROS (%) | 3.785 | 4.765 | -0.551 |
| ROE (%) | 10.443 | 12.673 | -0.276 |
| N. obs. | 462 | 34 | |

Nota: Firm size è il logaritmo naturale dei ricavi di vendita. S/CA è la percentuale degli sconfinamenti sul credito accordato. IE/S è la percentuale di spese per interessi sulle vendite. IE/EBIT è la percentuale di spese per interessi sull'EBIT. WC/TA è la percentuale di circolante sul totale attività. LR è la percentuale di attività liquide sui debiti a breve. E/TA è la percentuale di equity sul totale attività. S/TA è la percentuale di vendite sul totale attività. ROI è il rapporto tra reddito operativo e capitale investito (in percentuale). ROS è la percentuale del reddito operativo sulle vendite. ROE è la percentuale del reddito netto sul capitale netto. †, *, ** e *** indicano un livello di significatività, rispettivamente, del 10, 5, 1 e 0.1%.

Tra le variabili utilizzate nell'analisi si segnala che la variabile S/CA è quella che meglio contribuisce a distinguere i due gruppi di imprese, con il più alto livello di significatività, insieme all'indice di liquidità (IL).

La tab. 4 presenta i coefficienti di correlazione tra le variabili utilizzate in questo studio. Sebbene i coefficienti siano altamente significativi, sono piuttosto bassi, il che indica che i problemi di multicollinearità nei modelli sono modesti.

Tab. 4 – Matrice di correlazione

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 |
|----------------|-----------|----------|-----------|-----------|----------|-----------|-----------|-----------|----------|--------|----|
| 1. Firm size | 1 | | | | | | | | | | |
| 2. S/CA (%) | -0.141*** | 1 | | | | | | | | | |
| 3. IE/S (%) | -0.240*** | 0.346** | 1 | | | | | | | | |
| 4. IE/EBIT (%) | -0.089* | 0.110* | 0.226*** | 1 | | | | | | | |
| 5. WC/TA (%) | 0.030 | 0.056 | -0.026 | -0.019 | 1 | | | | | | |
| 6. LR (%) | 0.025 | -0.039 | -0.027 | 0.039 | 0.318*** | 1 | | | | | |
| 7. E/TA (%) | -0.039 | 0.048 | 0.123*** | 0.161*** | -0.093 | -0.288*** | 1 | | | | |
| 8. S/TA (%) | 0.240*** | -0.120** | -0.369*** | -0.022 | -0.089* | -0.103* | -0.085* | 1 | | | |
| 9. ROI (%) | -0.079† | -0.081† | -0.061 | -0.097* | -0.013 | 0.124*** | -0.071 | 0.228*** | 1 | | |
| 10. ROS (%) | -0.151*** | 0.064 | 0.248*** | -0.068 | 0.150** | 0.072 | 0.065† | -0.146*** | 0.522*** | 1 | |
| 11. ROE (%) | -0.001 | 0.003 | 0.010 | -0.164*** | -0.068 | -0.056 | -0.150*** | 0.046 | 0.230*** | 0.079† | 1 |

Nota: la tabella presenta i coefficienti di correlazione. Firm size è il logaritmo naturale dei ricavi di vendita. S/CA è la percentuale degli sconfinamenti sul credito accordato. IE/S è la percentuale di spese per interessi sulle vendite. IE/EBIT è la percentuale di spese per interessi sull'EBIT. WC/TA è la percentuale di circolante sul totale attività. LR è la percentuale di attività liquide sui debiti a breve. E/TA è la percentuale di equity sul totale attività. S/TA è la percentuale di vendite sul totale attività. ROI è il rapporto tra reddito operativo e capitale investito (in percentuale). ROS è la percentuale del reddito operativo sulle vendite. ROE è la percentuale del reddito netto sul capitale netto. †, *, **, e *** indicano un livello di significatività, rispettivamente, del 10, 5, 1 e 0.1%.

3.4. Metodologia

Per rispondere alle domande di ricerca, è stata condotta un'analisi discriminante lineare e una regressione logistica. Per quanto riguarda l'analisi discriminante, è stata stimata la seguente equazione:

$$Z = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

dove X_i rappresenta l' i -esimo *financial ratio*, meglio in grado di differenziare le imprese sane da quelle insolventi, ossia le variabili indipendenti e β_i i coefficienti da stimare. Una volta stimati i parametri, ad ogni potenziale mutuatario valutato è assegnato un punteggio Z . Il punteggio stimato, c.d. Z -score, consente di classificare il potenziale debitore nella classe delle imprese sane o insolventi a seconda che lo score sia superiore o inferiore ad un *cut-off point*. Tuttavia, tale indicatore può essere utilizzato anche per stimare la probabilità di default.

La selezione delle variabili meglio discriminanti avviene attraverso l'analisi del Lambda di Wilks e dell' F -test. Il modello più appropriato è dato dalla combinazione di variabili che minimizza il Lambda di Wilks o massimizza l' F -test. Nello specifico, per selezionare i modelli più adatti è stato impiegato un approccio *stepwise* automatico.

Il modello logistico produce un risultato binario per spiegare la probabilità che un mutuatario sia insolvente, tale che:

$$Y^* = \begin{cases} 0 & \text{for } Y = 0 \\ 1 & \text{for } Y > 0 \end{cases}$$

Dunque,

$$Pr(Y^* = 1 \mid X) = Pr(Y < 0 \mid X) = G(X\theta)$$

dove X è la matrice delle variabili indipendenti (vale a dire variabili finanziarie e non finanziarie), θ è il vettore dei relativi coefficienti e $G(\cdot)$ è la funzione logit (o, in alternativa, probit). Anche per il modello logistico è stato utilizzato una modalità automatica di tipo *stepwise* per la selezione delle variabili. In questo studio sono stati utilizzati due pacchetti statistici, ovvero SPSS 26.0 e STATA 17.0.

4. Risultati

Tab. 5 – Test di eguaglianza tra le medie dei gruppi delle imprese sane e insolventi

| | Sane | Default | Wilks'Lambda | F-test |
|----------------|---------|---------|--------------|-------------------------|
| Firm size (ln) | 14.330 | 13.430 | 0.975 | 12.594 ^{***} |
| S/CA (%) | 0.053 | 4.507 | 0.320 | 1051.427 ^{***} |
| IES (%) | 2.437 | 7.305 | 0.938 | 32.575 ^{**} |
| ISD (%) | 34.533 | 57.465 | 0.996 | 1.874 |
| WC/TA (%) | 16.148 | 24.009 | 0.994 | 3.007 [†] |
| LR (%) | 150.539 | 119.51 | 0.987 | 6.374 [†] |
| E/TA (%) | 2.435 | 3.386 | 0.996 | 1.984 |
| S/TA (%) | 156.913 | 105.893 | 0.988 | 5.877 [†] |
| ROI (%) | 8.129 | 5.07 | 0.991 | 4.649 [†] |
| ROS (%) | 3.785 | 4.765 | 0.999 | 0.430 |
| ROE (%) | 10.443 | 12.673 | 1.000 | 0.076 |
| N. obs. | 462 | 34 | | |

Nota: Firm size è il logaritmo naturale dei ricavi di vendita. S/CA è la percentuale degli sconfinamenti sul credito accordato. IE/S è la percentuale di spese per interessi sulle vendite. IE/EBIT è la percentuale di spese per interessi sull'EBIT. WC/TA è la percentuale di circolante sul totale attività. LR è la percentuale di attività liquide sui debiti a breve. E/TA è la percentuale di equity sul totale attività. S/TA è la percentuale di vendite sul totale attività. ROI è il rapporto tra reddito operativo e capitale investito (in percentuale). ROS è la percentuale del reddito operativo sulle vendite. ROE è la percentuale del reddito netto sul capitale netto. †, *, ** e *** indicano un livello di significatività, rispettivamente, del 10, 5, 1 e 0.1%.

In questa sezione vengono presentati i risultati dell'analisi discriminante e della regressione logistica. Per quanto riguarda il modello discriminante, i risultati evidenziano che le variabili maggiormente discriminanti sono la percentuale dello sconfinamento sul totale del fido accordato (S/CA), il coefficiente di liquidità (LR) e il rapporto tra capitale circolante e totale attivo (WC/TA). I segni dei coefficienti relativi a tali variabili sono quelli attesi e il modello mostra un alto grado di potere di classificazione. Al fine di valutare la robustezza del modello discriminante, sono stati eseguiti una serie di test diagnostici. In primis, per le variabili selezionate, è stata verificata la differenza in media tra il gruppo delle imprese insolventi e quelle non insolventi e l'adattamento del modello nel suo complesso. I risultati presentati nella tab. 5 evidenziano la statistica *F* che testa l'ipotesi nulla che le medie delle imprese sane e in default siano uguali. Coerentemente con i risultati della tab. 3, l'ipotesi nulla dell'uguaglianza delle medie per i due gruppi di mutuatari viene rifiutata per sette variabili, ossia dimensione dell'impresa ($F = 12.594$, $p < 0,1\%$), S/CA ($F = 1051.427$, $p < 0,1\%$), IES ($F = 32.575$, $p < 0,1\%$), LR ($F = 6.374$, $p < 5\%$), S/TA ($F = 5.877$, $p < 5\%$), ROI ($F = 4.649$, $p < 5\%$) e, con marginale significatività, anche il rapporto tra capitale cir-

colante e totale attivo ($F = 3.007$, $p < 10\%$). Nella tab. 5 è stato riportato anche il Lambda di Wilks, che può variare tra 0 e 1, un valore 1 significa che i due gruppi sono mediamente uguali e la variabile più discriminante è quella che ha un valore Lambda prossimo allo 0. Si evidenzia che la variabile S/CA ha la maggiore potenza discriminante, con un Lambda di Wilks di 0,320.

Pertanto, per stimare la funzione discriminante sono state utilizzate solo le variabili sopra menzionate. Dalla stima è stata ottenuta una funzione discriminante con un Lambda di Wilks di 0,309 e un χ^2 complessivo di 577,77 con 3 gradi di libertà, che indicano un'elevata significatività del modello. Pertanto, la differenza nelle medie del gruppo è significativa e il modello è buono nel discriminare i due gruppi di imprese. Il test M-Box, che verifica l'ipotesi nulla di uguale matrice varianza-covarianza tra le variabili esplicative, è altamente significativo ($M = 610.997$, $F = 99.444$, $p < 0,1\%$). Pertanto, è stata rifiutata l'ipotesi nulla di matrici di varianza-covarianza uguali all'interno delle classi. Infine, è stato controllato anche l'impatto dei valori influenti.

Nella tab. 6 sono presentati i coefficienti della funzione discriminante canonica non standardizzata. Nel caso di due gruppi, il numero di funzioni discriminanti è uno.

Tab. 6 – Coefficienti non standardizzati

| Variabili | coefficienti non standardizzati |
|-----------|---------------------------------|
| S/CA | 1.293 |
| LR | -0.003 |
| WC/TA | 0.005 |
| Costante | -0.087 |

In particolare, la variabile maggiormente discriminante è S/CA, con un coefficiente di 1.293 in valore assoluto. Di conseguenza, la combinazione lineare di variabili che separa meglio le imprese sane da quelle rischiose è la seguente:

$$Z = -0.087 + 1.293 \times (S/CA) - 0.003 \times (LR) + 0.005 \times (WC/TA)$$

dove Z indica il punteggio di classificazione. Pertanto, maggiore è il punteggio Z, maggiore è il rischio di insolvenza di un determinato mutuatario. La tab. 7 mostra i valori medi stimati di Z-score e PD per entrambi i gruppi di imprese.

Tab. 7 – Z-score medio e probabilità di default per le imprese sane e in fallimento

| | Z | PD |
|---------|---------|---------|
| Sane | -0.4044 | 0.00524 |
| Default | 5.495 | 0.7261 |

Per quanto riguarda il potere predittivo del modello discriminante, la tab. 8 presenta i risultati di classificazione del modello, vale a dire i debitori correttamente classificati e quelli erroneamente classificati. Nello specifico, il tasso di successo del modello è del 97,78%. Pertanto, il 97,78% dei mutuatari del campione risulta correttamente classificato. In particolare, il modello classifica correttamente il 99,57% delle imprese sane e il 73,53% dei mutuatari rischiosi. Pertanto, il tasso di errata classificazione è dello 0,43% per le imprese solvibili (errore di tipo II – il modello classifica erroneamente un'impresa "buona" come "insolvente") e del 26,5% per le imprese insolventi (errore di tipo I – il modello erroneamente classifica un'impresa "insolvente" come "sana"). Chiaramente, l'errata classificazione delle cattive imprese (errore di tipo I) è più costosa per le banche.

Tab. 8 – Risultati di classificazione del modello discriminante

| | Reale | | | |
|----------|---------|--------|--------|--------|
| Previsto | Default | Sana | Totale | % |
| Default | 25 | 2 | 28 | 89.28% |
| Sane | 9 | 460 | 468 | 98.29% |
| Totale | 34 | 462 | 496 | 97.78% |
| | 73.53% | 99.57% | | |

Nella tab. 9 sono presentati i risultati della regressione logistica stimata tramite una procedura automatica di tipo *stepwise*. Nello specifico, il modello viene stimato considerando anche la dimensione d'impresa, misurata come logaritmo naturale delle vendite, e le dummy per i settori in cui le imprese operano. Il modello stimato è significativo ($LR \chi^2 = 216.47$, $p < 0.1\%$) e i parametri non sono tutti congiuntamente uguali a zero (tab. 9). Lo stesso risultato è ottenuto eseguendo il test di Wald, che verifica l'ipotesi nulla che tutti i parametri siano contemporaneamente uguali a zero. È stata rifiutata l'ipotesi nulla ($\chi^2 = 22.77$, $p < 1\%$), il che significa che almeno uno dei parametri del modello è diverso da zero, quindi il modello è statisticamente significativo. Inoltre, è stato verificato che il modello non presentasse errori di specificazione. Il test di Hosmer-Leme-

show non è significativo ($\chi^2 = 0.72$, $p > 10\%$), quindi il modello si adatta molto bene ai dati. Il Nagelkerke R^2 è 0,906. Questo indice è pari a 1 in presenza di un adattamento perfetto del modello, è zero quando le variabili esplicative non aumentano la bontà di adattamento del modello. Pertanto, il modello che abbiamo stimato si adatta bene ai dati. Infine, è stata verificata la multicollinearità e l'eventuale presenza di osservazioni influenti. Per quanto riguarda la multicollinearità, i VIF (Variance Inflation Factors) sono ben al di sotto della soglia suggerita di 10. Pertanto, la multicollinearità non rappresenta un problema per l'analisi.

Tab. 9 – Risultati della regressione logistica

| Dependente | | Pr(Default) | Pr(Default) |
|----------------------|------------|---------------------|---------------------|
| | Exp.(sign) | 1 β | 2 Exp(β) |
| S/CA | + | 3.634*** (4.44) | 37.894 |
| LR | - | -0.079** (-3.13) | 0.923 |
| WC/TA | + | 0.0502* (2.09) | 1.051 |
| S/TA | - | -0.011* (-2.05) | 0.988 |
| Intercetta | | 2.937 (1.24) | 18.852 |
| N. | | | 496 |
| LR $\chi^2_{(5)}$ | | | 216.47*** |
| LL | | | -15.699 |
| Pseudo R^2 | | | 0.8733 |
| Nagelkerke R^2 | | | 0.906 |
| Hosmer-Lemeshow test | | | 0.72 |

Nota: S/CA è la percentuale di sconfinamenti sul credito accordato. LR è la percentuale di asset liquidi sui debiti a breve termine. WC/TA è la percentuale di circolante sul totale attivo. S/TA è la percentuale delle vendite sul totale attivo. *, ** e *** indicano il livello di significatività al 5, 1 e 0.1%.

I risultati mostrano che quattro predittori sono significativamente associati alla probabilità di default e che i segni dei coefficienti sono quelli attesi. In particolare, la probabilità di default è positivamente associata al livello dello sconfinamento sul fido accordato (S/CA) e al capitale circolante sul totale attivo (WC/TA). D'altra parte, la probabilità di default è negativamente associata all'indice di liquidità (LR) e al rapporto di rotazione degli asset (S/TA). In particolare, si

evidenzia che la variabile sconfinamento sul fido accordato ha il migliore potere predittivo.

Per quanto riguarda i risultati della classificazione, la tab. 10 mostra che il tasso di corretta classificazione del modello per il gruppo di aziende non insolventi (*True non-defaulted*) è pari al 99,35%, mentre per le imprese insolventi è pari all'88,24% (*Hit rate – True defaulted*). Pertanto, la stima del tasso di misclassificazione per il gruppo delle imprese non insolventi (*False Alarm Rate – errore del II tipo*) è pari allo 0,65%, mentre per quello delle imprese insolventi (*False non-defaulted rate – errore del I tipo*) è pari all'11,76%. Nel complesso, il modello classifica correttamente il 98,59% delle imprese del campione.

Tab. 10 – Risultati di classificazione del modello logistico

| Reale | | | | |
|----------|---------|--------|--------|--------|
| Previsto | Default | Sane | Totale | % |
| Default | 30 | 3 | 33 | 90.91% |
| Sane | 4 | 459 | 463 | 99.14% |
| Totale | 34 | 462 | 496 | 98.59% |
| % | 88.24% | 99.35% | | |

La probabilità media di default per le imprese campionate stimata sulla base del modello logit, è pari al 7,14%. La tab. 11 mostra la probabilità media di default per le imprese sane e insolventi.

Tab. 11 – Probabilità media di insolvenza per le imprese sane e insolventi

| | PD media |
|---------|----------|
| Sane | 0.94% |
| Default | 87.17% |

Infine, confrontando i tassi di corretta classificazione, dalla tab. 12 emerge che i due modelli consentono di prevedere con precisione il default delle imprese con una percentuale complessiva di corretta classificazione superiore al 97%. Tuttavia, il modello logistico consente un vantaggio marginale in termini di corretta classificazione complessiva e una minore errata classificazione dei debitori insolventi. Rispetto all'analisi discriminante, infatti, il modello logistico presenta una percentuale di corretta classificazione delle aziende in default superiore di circa il 15%. Inoltre, considerando la probabilità di default media, il modello logistico fornisce la migliore stima rispetto al vero tasso di default. La probabilità

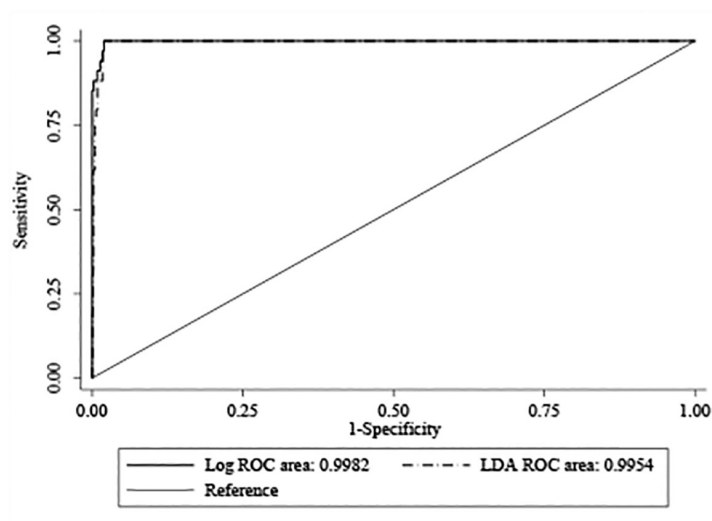
di default media ex post stimata sul portafoglio crediti è dell'8,41%. Il modello logistico stima una probabilità di default media del 7,14%, mentre il modello discriminante del 5,46%.

Tab. 12 – Confronto tra i risultati di classificazione del modello discriminante e del modello logistico

| Modello | Sane | Default | Totale |
|---------------|--------|---------|--------|
| Discriminante | 99.57% | 73.53% | 97.78% |
| Logistico | 99.35% | 88.24% | 98.59% |

Per corroborare questa evidenza abbiamo utilizzato la curva ROC, che confronta il potere predittivo dei modelli logistico e discriminante. La fig. 1 presenta le curve ROC basate sulle stime dei modelli e le misure delle due aree sotto le curve. Sebbene il modello logistico abbia un più alto potere di previsione, del 99,82%, rispetto al modello discriminante (99,54%), la differenza è trascurabile e statisticamente insignificante, suggerendo che non vi è una differenza significativa nelle aree sotto le due curve ROC.

Fig. 1 – ROC Curve



6. Conclusioni

Utilizzando un campione di 496 imprese del portafoglio prestiti di una banca locale italiana sono stati stimati due modelli di *credit scoring* al fine di prevedere la probabilità di default di ciascun mutuatario. Nello specifico, utilizzando un modello discriminante lineare e, in seguito, un approccio di regressione logistica sono stati ottenuti due modelli in grado di discriminare tra imprese solvibili e insolventi e di stimare la probabilità di default di ciascuna impresa. I risultati mostrano che queste due tecniche di scoring hanno un potere statisticamente significativo nel predire il rischio di default delle imprese con un tasso di corretta classificazione ben al di sopra del 95%. In particolare, il modello logistico classifica correttamente le imprese con un tasso del 98,59% contro il 97,78% del modello discriminante, dunque con una lieve, seppur migliore, capacità predittiva del primo modello. Tuttavia, rispetto al modello discriminante, il modello logit ha restituito una più accurata stima della PD, che è risultata meglio in linea con le rilevazioni ex-post della banca. In particolare, i modelli mostrano che il default di una data impresa è associato ad un'elevata percentuale di sconfinamento rispetto al totale del credito accordato, ad una bassa liquidità, alta incidenza del capitale circolante, che non è giudicato positivamente dalle banche, e ad un basso turnover delle attività.

Rispetto alla metodologia di classificazione utilizzata dalla banca oggetto del presente lavoro, che prevede semplicemente l'assegnazione delle aziende in classi di merito creditizio, i modelli stimati consentono di ottenere stime accurate della probabilità di default dei singoli mutuatari. Di conseguenza, una maggiore granularità nella classificazione delle imprese contribuisce a ridurre il problema di collocare nella stessa classe di merito imprese con diverse probabilità di insolvenza e quindi può migliorare le strategie di pricing e il monitoraggio del credito. Inoltre, i risultati indicano che le banche al fine di ridurre i fenomeni di insolvenza e quindi aumentare la loro performance dovrebbero prestare particolare attenzione agli indicatori di performance del prestito, che potrebbero esercitare un ruolo chiave nei modelli di *credit scoring*.

Alla luce dei risultati ottenuti sembra che non esista un modello di *credit scoring* ottimale in assoluto, e nessuna procedura che possa indicare il numero di predittori da mantenere, la dimensione del campione e/o la validazione del modello di *credit scoring*. Queste caratteristiche possono variare da banca a banca. Pertanto, senza avere l'ambizione di generalizzare i risultati di questo lavoro, il che potrebbe rappresentarne, chiaramente, un limite, possiamo concludere che un buon modello di *scoring* deve riflettere la cultura del rischio e la politica creditizia dell'istituto finanziario e le caratteristiche dell'ambiente in cui opera.

Riferimenti bibliografici

- Abdou H.A., Pointon J. (2011). Credit Scoring, Statistical Techniques and Evaluation Criteria: A Review of the Literature. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 18(2-3): 59-88. <https://doi.org/10.1002/isaf.325>.
- Agarwal S., Hauswald R. (2010). Distance and Private Information in Lending. *Review of Financial Studies*, 23(7): 2757-2788. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhq001>.
- Albertazzi U., Marchetti D.J. (2010). *Credit Supply, Flight to Quality and Evergreening: An Analysis of Bank-Firm Relationships after Lehman*. Temi Di Discussione No. 756. Bank of Italy. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1670563>.
- Altman E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4): 589-609. <https://doi.org/10.2307/2978933>.
- Altman E.I., Esentato M., Sabato G. (2020). Assessing the Credit Worthiness of Italian SMEs and Mini-Bond Issuers. *Global Finance Journal*, 43, February. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2018.09.003>.
- Altman E.I., Falini A., Danovi A. (2013). Z-Score Models' Application to Italian Companies Subject to Extraordinary Administration. *Journal of Applied Finance*, 23(1).
- Altman E.I., Haldeman R.G., Narayanan P. (1977). ZETATM Analysis A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1): 29-54. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6).
- Antão P., Lacerda A. (2011). Capital Requirements under the Credit Risk-Based Framework. *Journal of Banking and Finance*, 35(6): 1380-1390. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.10.003>.
- Ari A., Chen S., Ratnovski L. (2021). The Dynamics of Non-Performing Loans during Banking Crises: A New Database with Post-COVID-19 Implications. *Journal of Banking & Finance*, April, 106140. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2021.106140>.
- Ashofteh A., Bravo J.M. (2021). A Conservative Approach for Online Credit Scoring. *Expert Systems with Applications*, 176, August: 114835. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114835>.
- Baesens B., Van Gestel T., Viaene S., Stepanova M., Suykens J., Vanthienen J. (2003). Benchmarking State-of-the-Art Classification Algorithms for Credit Scoring. *Journal of the Operational Research Society*, 54(6): 627-635. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601545>.
- Basel Committee on Banking Supervision (2004). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. A Revised Framework*. Bank for International Settlements. <http://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf>.
- Basel Committee on Banking Supervision (2011). *Basel III: A Global Regulatory Framework for More Resilient Banks and Banking Systems December 2010 (Rev June 2011)*. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>.
- Beaver W.H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4: 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>.
- Behn M., Haselmann R., Wachtel P. (2016). Procyclical Capital Regulation and Lending. *The Journal of Finance*, 71(2): 919-956. <https://doi.org/10.1111/jofi.12368>.
- Berger A.N., Cowan A.M., Frame W.S., Berger Center A.N., Cowan A.M., Frame W.S. (2011). The Surprising Use of Credit Scoring in Small Business Lending by Community Banks and the Attendant Effects on Credit Availability, Risk, and Profitability. *J Financ Serv Res* 39: 1-17. <https://doi.org/10.1007/s10693-010-0088-1>.

- Berger A.N., Udell G.F. (2002). Small Business Credit Availability and Relationship Lending: The Importance of Bank Organisational Structure. *The Economic Journal*, 112(477): 32-53. <https://doi.org/10.1111/1468-0297.00682>.
- Bluhm C., Overbeck L., Wagner C. (2010). *Introduction to Credit Risk Modeling*. Boca Raton: CRC Press.
- Bolognesi E., Stucchi P., Miani S. (2020). Are NPL-Backed Securities an Investment Opportunity?. *Quarterly Review of Economics and Finance*, 77, August: 327-339. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2019.10.007>.
- Carbó-Valverde S., Rodríguez-Fernández F., Udell G.F. (2009). Bank Market Power and SME Financing Constraints. *Review of Finance*, 13(2): 309-340. <https://doi.org/10.1093/rof/rfp003>.
- Ciampi F., Giannozzi A., Marzi G., Altman E.I. (2021). Rethinking SME Default Prediction: A Systematic Literature Review and Future Perspectives. *Scientometrics*, 126: 2141-2188. <https://doi.org/10.1007/s11192-020-03856-0>.
- Ciampi F., Gordini N. (2013). Small Enterprise Default Prediction Modeling through Artificial Neural Networks: An Empirical Analysis of Italian Small Enterprises. *Journal of Small Business Management*, 51(1): 23-45. <https://doi.org/10.1111/j.1540-627X.2012.00376.x>.
- Crook J.N., Edelman D.B., Thomas L.C. (2007). Recent Developments in Consumer Credit Risk Assessment. *European Journal of Operational Research*, 183(3): 1447-1465. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.09.100>.
- Crouhy M., Galai D., Mark R. (2001). Prototype Risk Rating System. *Journal of Banking and Finance*, 25(1): 47-95. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(00\)00117-5](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(00)00117-5).
- Cucinelli D., Di Battista M.L., Marchese M., Nieri L. (2018). Credit Risk in European Banks: The Bright Side of the Internal Ratings Based Approach. *Journal of Banking and Finance*, 93, August: 213-229. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.06.014>.
- Cucinelli D., Patarnello A. (2017). Bank Credit Risk Management and Risk Culture. In: *Risk Culture in Banking* (pp. 321-348). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-57592-6_15.
- Demma C. (2017). Credit Scoring and the Quality of Business Credit During the Crisis. *Economic Notes*, 46(2): 269-306. <https://doi.org/10.1111/ecno.12080>.
- Durango-Gutiérrez M.P., Lara-Rubio J., Navarro-Galera A. (2021). Analysis of Default Risk in Microfinance Institutions under the Basel III Framework. *International Journal of Finance & Economics*, January. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2475>.
- Durguner S. (2017). Do Borrower-Lender Relationships Still Matter for Small Business Loans?. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 50, September: 98-118. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.09.007>.
- Edmister R.O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2): 1477-1493. <https://doi.org/10.2307/2329929>.
- Gaffeo E., Mazzocchi R. (2019). 'The Price Is Right': Using Auction Theory to Enhance Competition in the NPL Market. *Journal of Banking Regulation*, 20(1): 104-112. <https://doi.org/10.1057/s41261-018-0069-0>.
- Gordy M.B. (2003). A Risk-Factor Model Foundation for Ratings-Based Bank Capital Rules. *Journal of Financial Intermediation*, 12(3): 199-232. [https://doi.org/10.1016/S1042-9573\(03\)00040-8](https://doi.org/10.1016/S1042-9573(03)00040-8).
- Grunert J., Norden L., Weber M. (2005). The Role of Non-Financial Factors in Internal Credit Ratings. *Journal of Banking and Finance*, 29(2): 509-531. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.05.017>.

- Gupta J., Gregoriou A., Healy J. (2015). Forecasting Bankruptcy for SMEs Using Hazard Function: To What Extent Does Size Matter?. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 45(4): 845-869. <https://doi.org/10.1007/s11156-014-0458-0>.
- Hakenes H., Schnabel I. (2011). Bank Size and Risk-Taking under Basel II. *Journal of Banking and Finance*, 35(6): 1436-1449. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.10.031>.
- Kliestik T., Misankova M., Kocisova K. (2015). Calculation of Distance to Default. *Procedia Economics and Finance*, 23, January: 238-243. [https://doi.org/10.1016/s2212-5671\(15\)00481-5](https://doi.org/10.1016/s2212-5671(15)00481-5).
- Laitinen E.K. (1993). The Use of Information Contained in Annual Reports and Prediction of Small Business Failures. *International Review of Financial Analysis*, 2(3): 155-176. [https://doi.org/10.1016/1057-5219\(93\)90015-A](https://doi.org/10.1016/1057-5219(93)90015-A).
- Laurent J.P., Sestier M., Thomas S. (2016). Trading Book and Credit Risk: How Fundamental Is the Basel Review?. *Journal of Banking and Finance*, 73, December: 211-223. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2016.07.002>.
- Lee Tian Shyug, Chih Chou Chiu, Chi Jie Lu, Fei Chen I. (2002). Credit Scoring Using the Hybrid Neural Discriminant Technique. *Expert Systems with Applications*, 23(3): 245-254. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(02\)00044-1](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00044-1).
- Louzada F., Ara A., Fernandes G.B. (2016). Classification Methods Applied to Credit Scoring: Systematic Review and Overall Comparison. *Surveys in Operations Research and Management Science*. Elsevier Science B.V. <https://doi.org/10.1016/j.sorms.2016.10.001>.
- Louzada F., Ferreira-Silva P.H., Diniz C. (2012). On the Impact of Disproportional Samples in Credit Scoring Models: An Application to a Brazilian Bank Data. *Expert Systems with Applications*, 39(9): 8071-8078. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.134>.
- Meyer E. (2018). The New Economic Scenario and Its Impact on the Cooperative Banking Business Model. In M. Migliorelli (ed.), *New Cooperative Banking in Europe: Strategies for Adapting the Business Model Post Crisis* (pp. 29-45). New York: Palgrave Macmillan. https://doi.org/10.1007/978-3-319-93578-2_2.
- Nguyen Nguyen T.H., Barth J.R. (2020). Community Banks vs. Non-Community Banks: Where Is the Advantage in Local Small Business Funding?. *Atlantic Economic Journal*, 48(2): 161-174. <https://doi.org/10.1007/s11293-020-09671-5>.
- Ohlson J.A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1): 109-131. <https://doi.org/10.2307/2490395>.
- Resti A., Sironi A. (2008). *Rischio e valore nelle banche: misura, regolamentazione, gestione*. MilanO: EGEA.
- Saunders A., Allen L. (2010). *Credit Risk*. Hoboken (NJ): John Wiley & Sons, Inc.
- Westgaard S., Van der Wijst N. (2001). Default Probabilities in a Corporate Bank Portfolio: A Logistic Model Approach. *European Journal of Operational Research*, 135(2): 338-349. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00045-5](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00045-5).
- Yin R.K. (2009). *Case Study Research: Design and Methods*. Book (4th ed.). Thousand Oaks (CA): Sage Publications.