

# La valutazione del merito di credito in tempi di crisi

di Alessandro Berti\*

## Sommario

In tema di NPL grande importanza assumono le innovazioni regolamentari (circ.285 Banca d'Italia, 2013) del processo del credito adottato dagli intermediari creditizi. Obiettivo del lavoro è stato quello di verificare la capacità predittiva degli indicatori di analisi fondamentale sviluppando un modello di *credit scoring* utile per l'analisi discriminante e in grado di identificare ex-ante l'insorgere del rischio di insolvenza.

*Parole chiave:* banche, Piccole e medie imprese (PMI), merito di credito, analisi preventiva del rischio, rischio di insolvenza.

*Classificazione JEL:* G01, G21, G32, H81

## The assessments of SME's creditworthiness in times of crisis

### Abstract

The aim of this work was to verify the effectiveness and predictive capacity of the indicators of fundamental analysis (performed on the financial statements of the businesses involved), developing a credit scoring model for discriminant analysis able to identify the onset of the risk of default ex-ante and early enough.

*Key words:* banks, SMEs, creditworthiness, default detection.

*JEL codes:* G01, G21, G32, H81

\* Dipartimento di Economia, Società, Politica (DESP), Università degli Studi di Urbino Carlo Bo.

## **Introduzione. Valutazione del merito di credito delle PMI e relazioni di clientela: una breve rassegna della letteratura**

Gran parte della letteratura in materia si è occupata di assegnazione di *credit scoring* e disponibilità del credito per le SMEs (i.e. Berger, Frame and Miller, 2005), nonché di *credit scoring* e qualità del credito durante la crisi (Demma, 2017), oppure ancora di dimensione della banca, relazioni di clientela e facilità nell'ottenimento di prestiti (Berger and Udell, 2002; Berger and Udell, 2006; Berger, Miller, Petersen, Rajan and Stein, 2005). Minnis and Sutherland (2016) esaminano l'attività di analisi di bilancio da parte delle banche *after loan origination* ma l'attività bancaria di *screening* riceve meno attenzione rispetto a quella del *monitoring*. Allo stesso modo il tema del modello organizzativo adottato, nonché quello del modello di intermediazione -banca universale vs banca specializzata- viene trattato da numerosi autori (fra gli altri Berger, Allen and Udell, 1995; Berger and Udell, 2002), così come riveste interesse l'indagine sul rapporto tra le modifiche intervenute nel sistema bancario, consolidatosi prima, durante e dopo la crisi e la disponibilità di credito per le SMEs (Berger, Kayshap and Scalise, 1995; Haynes, Ou and Berney, 1999). Infine, riceve attenzione il coinvolgimento delle banche con le SMEs, analizzato rispetto al modello della banca di relazione (de la Torre, Peria and Schmuckler, 2008) ma anche con riguardo alla performance del credito ed alla opacità delle informazioni disponibili sulle SMEs medesime (DeYoung, Glennon and Nigro, 2008). Di particolare interesse, su quest'ultimo tema, i contributi di Kano, Uchida, Udella and Watanabe (2006) nonché di Stein (2002) e soprattutto, di Berger, Klapper and Udell (2001).

Esiste a parere di chi scrive un'impostazione costante, nell'approccio al tema della valutazione del merito di credito delle SMEs e consiste nell'ipotizzare che le tecniche di analisi della capacità restitutiva siano costantemente applicate<sup>1</sup> e che gli stessi *rating* (per le grandi imprese) e i modelli di *scoring* (per le SMEs) possano agevolmente sostituire l'analisi fondamentale, rivolta a indagare natura, qualità e durata del fabbisogno finanziario d'impresa (Giampaoli, 2002; Berti, 2004), come dovrebbe esser normale nella migliore prassi bancaria e professionale.

<sup>1</sup> E soprattutto che siano aprioristicamente riconducibili alle *best practices* in materia.

## 1. Contesto istituzionale, dati e variabili esaminate

### 1.1. *I mutamenti regolamentari*

Il rischio di credito, in Italia, non è mai stato oggetto di particolare attenzione da parte del regolatore, se non nel 1998, quando la Banca Centrale emanò proprie disposizioni in merito ai controlli, successivamente ribadite e implementate, soprattutto in relazione alle prassi adottate nelle banche c.d. *less significant (local banks or community banks)*. Maggiore rilievo assume tuttavia, a crisi ormai iniziata, la disposizione adottata nel 2013, quale recepimento di una Direttiva Comunitaria, che individua, tra le diverse fasi del processo del credito le seguenti: misurazione del rischio; istruttoria; erogazione; controllo andamentale (...). La misurazione del rischio è pertanto il doveroso primo passo per decidere circa l'affidamento, ma non può essere limitata alla applicazione di *scoring* o all'utilizzo dei *rating*, poiché, nell'ambito della stessa disposizione regolamentare, si afferma che *“dall'istruttoria dovrà comunque risultare la coerenza tra progetto finanziato, importo erogato e forma tecnica prescelta”*. Si tratta pertanto di superare il processo semi-automatico di valutazione, palesemente inceppatosi durante la crisi, che ha delegato all'apprensione di garanzie la misurazione del rischio nonché del merito di credito, evitando di qualificare il fabbisogno finanziario e mirando unicamente alla riduzione dell'assorbimento del patrimonio utile ai fini di vigilanza: quanto contenuto nel documento di Banca d'Italia, pertanto, sembra prefigurare la necessità di valutazioni e sintesi personalizzate, tipiche del *relationship lending* piuttosto che del *transaction banking*. Ci si è interrogati, di conseguenza, sulla validità dei fondamenti dell'analisi fondamentale, basata sia sull'utilizzo di *soft information*, sia sull'approfondita valutazione della capacità di reddito e, quale subordinata, della capacità di rimborso; a tale scopo si è effettuata la ricerca empirica i cui risultati sono esposti di seguito, in collaborazione con alcuni intermediari creditizi che hanno reso disponibili le loro classificazioni interne ai fini della classificazione del rischio di credito.

### 1.2 *Il campione oggetto di analisi*

#### 1.2.1 *Analisi descrittiva*

Il campione di aziende oggetto di analisi è composto da 1.014 aziende affidate da banche che hanno reso disponibili, oltre ai bilanci riclassificati,

anche lo status qualitativo (bonis, inadempienze probabili, sofferenze). Per il 62,2% delle imprese esaminate risultavano disponibili almeno 3 annualità di bilancio (2013-2014-2015); per il 7,1% era disponibile solo il bilancio più recente (2015), mentre per la parte rimanente (il 30,7% del totale) erano disponibili due annualità (2015-2014 per 275 e 2015-2013 per 36). Si sono pertanto valutate unicamente quelle per le quali si sarebbe potuto analizzare almeno un biennio di dati (906 aziende, 89,3% del totale, biennio considerato 2015-2014). Il 93% delle aziende esaminate era riclassificato dalle banche finanziatrici come *performing*, mentre la parte rimanente faceva parte del credito deteriorato (sofferenze, *unlikely to pay*, *past due*). Di particolare rilievo annotare che il 36,4% delle imprese classificate come inadempienza probabile sia stata classificata a sofferenza a gennaio 2017.

Circa 2/3 del campione oggetto di analisi ha riguardato imprese operanti nel commercio (24,6%), manifattura (18,5%), costruzioni (12,4%), servizi di alloggio e ristorazione (11,4%): si ritiene tale campione particolarmente rappresentativo dell'universo delle SMEs italiane.

### 1.2.2 Analisi univariata e analisi multivariata.

È stata di seguito condotta l'analisi univariata al fine di assegnare ogni azienda del campione a un gruppo (*bad vs good*) di affidabilità creditizia. L'analisi univariata ha consentito di assegnare un'azienda ad uno dei due gruppi (buoni o cattivi) ove il valore assunto da un singolo indice fosse minore o maggiore rispetto un predeterminato *cut-off*.

Le variabili esplicative rappresentano gli indicatori di bilancio misurati su ciascuna azienda, che costituiscono la fonte principale di informazione su cui si è lavorato per estrarre conclusioni di carattere generale. La ricerca ha potuto contare sulle principali variabili/indicatori *di base*, a partire dai quali sono stati ricavati un significativo numero di quozienti, indicatori e rapporti, allo scopo di relativizzare tutte le variabili e di metterle in relazione tra loro.

Di seguito sono riportati i principali indicatori di base, che rappresentano le variabili minimali di estrazione:

Tab. 1 - Variabili di tipo anagrafico

N. VARIABILE	TIPO	DESCRIZIONE
1 INTESTAZIONE	Anagrafica	Ragione sociale
2 FORMA GIURIDICA	Anagrafica	Soc. di capitali, Soc. di persone o DI
3 ATECO	Anagrafica	Settore economico
4 GRADI DI RISCHIO	Anagrafica	Grado di rischio interno banca
5 CLASSIFICAZIONE CREDITO	Anagrafica	Performing/Non performing
6 N.ro BILANCIO DISPONIBILI	Anagrafica	N.ro bilanci disponibili nel triennio
7 TIPO DI RICLASSIFICAZIONE	Anagrafica	IV Dir Cee ordinaria, abbreviata o Soc. persone
8 NUMERO MEDIO DI DIPENDENTI	Anagrafica	Numero medio di dipendenti

Tab. 2 - Variabili di tipo reddituale

N.	VARIABILE	TIPO	DESCRIZIONE
1	Fatturato (V)	Reddituale	Volume d'affari annuo
2	Altri ricavi e proventi (AR)	Reddituale	Altri ricavi ordinari
3	Esistenze Iniziali (EI)	Reddituale	Rimanenze finali anno (n-1)
4	Acquisti (ACQ)	Reddituale	Acquisti di mat.prima
5	Rimanenze finali (RF)	Reddituale	Rimanenze finali anno (n)
6	Costo del venduto (CV)	Reddituale	= EI + ACQ - RF
7	Valore della produzione (VP)	Reddituale	= V + AR + RF - EI
8	Margine del venduto (MV)	Reddituale	= V + AR - CV
9	Costi per servizi (C.SERV)	Reddituale	Costi per servizi
10	Godim.beni terzi + Oneri diversi (GOD)	Reddituale	Godim.beni terzi + Oneri diversi
11	Valore aggiunto (VA)	Reddituale	= MV - C.SERV - GOD
12	Costo del lavoro (CL)	Reddituale	Costo del lavoro annuo
13	Margine operativo lordo (MOL = EBITDA)	Reddituale	= VA - CL
14	Risultato operativo (RO = EBIT)	Reddituale	= MOL - amm.ti, sval., acc.ti
15	Oneri finanziari (OF)	Reddituale	Oneri finanziari
16	Reddito ordinario (R.ORD)	Reddituale	= EBIT - Gest. Ord. Non operativa
17	Reddito ante imposte (R.ANTE)	Reddituale	= R.ORD - Gest. Str.
18	Imposte (t)	Reddituale	Imposte
19	Risultato netto (RN)	Reddituale	= R.ANTE - Imposte

Tab. 3 - Variabili di tipo finanziario

N.	VARIABILE	TIPO	DESCRIZIONE
1	Cash flow operativo (CFO)	Finanziaria	= MOL
2	CCNO	Finanziaria	Cap.circ. netto operativo
3	Flusso di cassa Gestione Caratt. (FCGC)	Finanziaria	= MOL - Var.CCNO
4	Autofinanziamento (AUT)	Finanziaria	Autofinanziamento
5	Utili distribuiti e prelievi (P)	Finanziaria	Prelevamenti
6	Cash flow dell'attività di investimento (I)	Finanziaria	= Inv.tecnici + Inv.finanziari
7	Cash flow rimborso prestiti (D)	Finanziaria	= Riduzione debiti finanziari
8	Variazione fabbisogno finanziario (FF)	Finanziaria	= P + I + D - A
9	Tempi medi di incasso (gg)	Finanziaria	Tempi medi di incasso dei crediti
10	Tempi medi di pagamento (gg)	Finanziaria	Tempi medi di pagamento fornitori
11	Tempi medi di magazzino (gg)	Finanziaria	Tempi medi di magazzino
12	Durata Ciclo Monetario (gg)	Finanziaria	Tempi medi ciclo monetario

Tab. 4 - Variabili di tipo patrimoniale

N.	VARIABILE	TIPO	DESCRIZIONE
1	Liquidità immediate (L.IMM)	Patrimoniale	Liquidità immediate e titoli a breve
2	Liquidità differite (L.DIFF)	Patrimoniale	Crediti a breve
3	Rimanenze (RF)	Patrimoniale	Magazzino
4	Attivo corrente (AC)	Patrimoniale	= L.IMM + L.DIFF + RF
5	Immob. Immateriali (I.IMM)	Patrimoniale	Imm.ni immateriali
6	Immob. Materiali (I.MAT)	Patrimoniale	Imm.ni materiali
7	Immob. Finanziarie (I.FIN)	Patrimoniale	Imm.finanziarie
8	Altre immob. Patrimoniali (A.IMM)	Patrimoniale	Altre imm.ni
9	Attivo immobilizzato (AF)	Patrimoniale	= I.IMM + I.MAT + I.FIN + A.IMM
10	Totale attivo (A)	Patrimoniale	Totale attivo
11	Passività correnti (P.CORR)	Patrimoniale	Debiti a breve
12	Passività consolidate (P.CONNS)	Patrimoniale	Debiti a ml-termine
13	Patrimonio netto (PN)	Patrimoniale	= A - P.CORR - P.CONNS.
14	Posizione finanziaria lorda (PFL)	Patrimoniale	Totale Debiti finanziari
15	Posizione finanziaria netta (PFN)	Patrimoniale	= Totale Debiti finanziari - L.IMM

### 1.2.3 La selezione del campione

Se, da un lato, l'elevato numero di variabili (*di base e derivate*) ha permesso di effettuare una più accurata analisi del fenomeno in oggetto, dall'altro lato ha anche comportato dei problemi pratici riconducibili alla presenza di dati mancanti o di valori anomali (*outliers*). È stato necessario quindi sostituire tali dati in valori opportuni: oltre alle sopra elencate variabili "originarie", nel corso dell'analisi ne sono state volutamente create delle nuove per mezzo di manipolazioni e di trasformazioni. Per valutare l'importanza delle variabili da utilizzare nel modello *scoring* di bilancio, è stato necessario per prima cosa analizzare gli indicatori riferiti a due diversi campioni estratti dal database originario: un campione di imprese considerate "buone" (*good*) ed un campione di imprese considerate "cattive" (*bad*). È proprio l'individuazione di particolari differenze tra i due gruppi che permette di stabilire se una certa variabile possa o meno essere considerata discriminante per la valutazione dell'affidabilità creditizia.

Il criterio seguito per l'estrazione del campione è stato il seguente:

- sono state selezionate tutte quelle imprese con bilancio riclassificato almeno nell'ultimo biennio (2013/2014);

- sono state escluse dall'analisi tutte le imprese operanti nel settore edile, immobiliare e nel settore finanziario/assicurativo;
- sono state escluse le imprese la cui gestione risulta caratterizzata da operazioni di natura straordinaria avvenute nel corso dell'ultimo biennio (es. fusioni, incorporazioni, trasformazioni ecc..).

Al termine di questa prima attività di *screening*, è stato individuato un sotto-campione composto da 250 aziende di cui: 188 considerate buone (good) e 62 considerate cattive (bad).

La composizione di questo campione rispecchia la rischiosità di un portafoglio crediti in cui circa un 25% di posizioni risultano di tipo «*non performing*» o «*performing sotto controllo*».

L'identificazione delle 188 «buone» è stata effettuata considerando tutte quelle aziende classificate internamente dalla banca come «in bonis» (gennaio, 2016) e che non evidenziano (e che non hanno evidenziato nel corso dell'ultimo triennio) particolari tensioni o criticità nei rapporti andamentali interni ed esterni.

Per l'identificazione del campione dei «cattivi» sono state invece prese in considerazione tutte quelle imprese che soddisfano i seguenti criteri:

- classificate internamente dalla banca come «non performing» nel mese di riferimento (gennaio-2016)
- classificate internamente dalla Banca ancora come «performing», ma con appostazione interna «sotto controllo»;
- caratterizzate da un *downgrading* nel periodo di riferimento gennaio 2014-gennaio 2016, a prescindere dalla loro classificazione di rischio interna.

Ai fini dell'identificazione del campione di tipo *bad*, le posizioni in *past-due* e quelle ad inadempienza probabile, sono state equiparate a quelle in sofferenza, essenzialmente per una logica di tipo prudenziale. Allo stesso modo, rientrano nel campione *bad* anche le posizioni che, pur essendo ancora di tipo «*performing*», risultano essere comunque «sotto controllo» da parte dell'istituto, nella consapevolezza che sarà molto più efficiente un modello di *scoring* in grado di predire con sufficiente anticipo lo stato di «*non performing*» o di «sotto controllo», rispetto ad un altro modello in grado di predire “solamente” una posizione in sofferenza o in *default*.

#### 1.2.4 Il modello logistico: la scelta dei predittori

Attraverso il modello logistico è possibile stimare l'affidabilità creditizia della controparte. Tale modello restituisce in output un valore dicotomico che può assumere i valori: 0, se si tratta di una controparte

sicura (anche detta “good”), che molto probabilmente non creerà problemi alla banca; 1 (“bad”) se si stima che non sarà in grado di far fronte agli impegni finanziari assunti, nell'intervallo di tempo considerato. Di particolare importanza nella costruzione di un modello logistico è stata la scelta dei predittori, ovvero le variabili che abbiano una buona capacità discriminante e siano significativamente legate all'evento preso in considerazione (ad es. la classificazione a credito deteriorato oppure il default). Una tra le varie misure utilizzate per decidere se un predittore sia statisticamente significativo è l'Information Value (IV).

L'Information Value (IV) rappresenta la sommatoria della capacità predittiva di ogni classe del predittore raggruppato, intesa come differenza tra distribuzione di good e bad pesata per il totale della classe nella distribuzione. L'information value fornisce quindi un'indicazione circa la predittività del raggruppamento effettuato sulla variabile. Il WOE (“*weight of evidence*”) rappresenta il logaritmo naturale (in base  $e$ ) della distribuzione dei good sulla distribuzione dei bad per ogni classe.

L'Information Value sarà dunque pari a:

$$IV = \sum (DistributionGood_i - DistributionBad_i) \times \ln\left(\frac{DistributionGood_i}{DistributionBad_i}\right) \quad (1)$$

I criteri per stabilire se l'I.V. di un certo predittore sia ritenuto abbastanza elevato da poter essere incluso in un modello di *credit scoring*, sono rappresentati nella sottostante tabella:

Tab. 5 - Criteri di classificazione della capacità predittiva dell'Information Value

Information Value	Predictive Power
< 0.02	Inutile come predittore
0.02 to 0.10	Predittore debole
0.10 to 0.30	Media capacità predittiva
0.30 to 0.50	Forte capacità predittiva
> 0.50	Altamente predittivo



Tab. 6 - Variabili economiche analizzate

VARIABILE ANALIZZATA	INFORMATION VALUE
MOL / Fatturato	1,00
MOL / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	1,06
Reddito operativo / Fatturato	0,93
Reddito operativo / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	0,96
Oneri finanziari / Fatturato	2,00
Oneri finanziari / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	1,93
Reddito operativo / Oneri finanziari	1,78
MOL / Oneri finanziari	2,82
Reddito netto / Fatturato	1,34
Reddito netto / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	1,42
NOPAT / Fatturato	0,86
NOPAT / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	0,94
NOPAT / Oneri finanziari	1,52
(MOL - Imposte) / Fatturato	1,02
(MOL - Imposte) / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	1,04
(MOL - Imposte) / Oneri Finanziari	2,53

Complessivamente, le variabili di conto economico illustrate nella precedente tabella sono risultate essere indicatori altamente predittivi.

Le migliori performance, a livello univariato, sono state ottenute dai rapporti MOL / Oneri finanziari e (MOL – Imposte) / Oneri finanziari, che hanno registrato valori di I.V. rispettivamente di 2,82 e 2,53.

Fig. 1 - Performance del rapporto MOL / Oneri finanziari

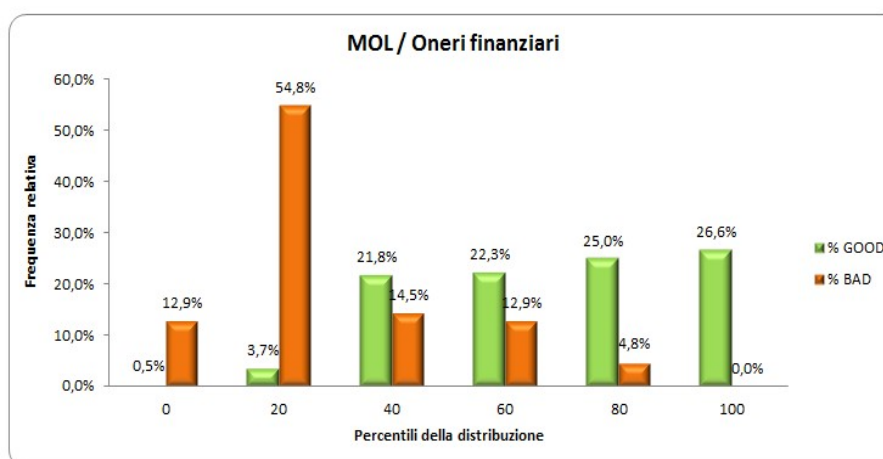
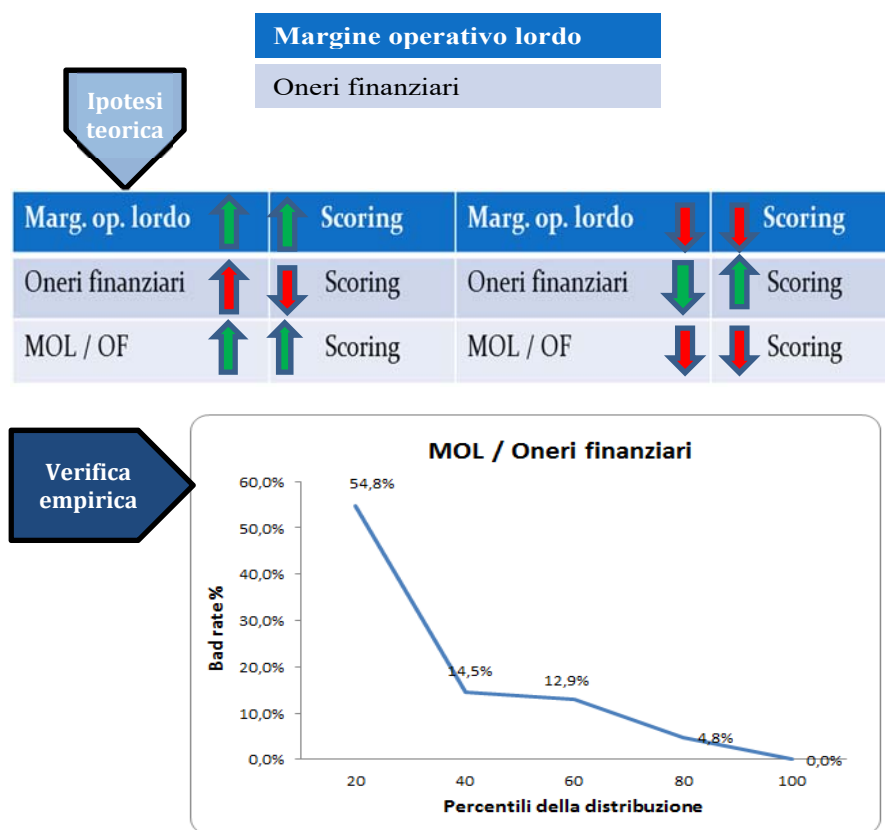


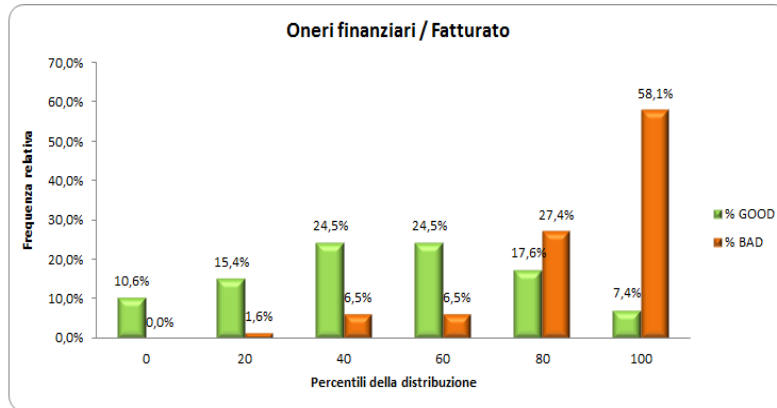
Fig. 2 – Ipotesi teorica e verifica empirica del rapporto MOL / Oneri finanziari



- Le società sono state ordinate per rapporto MOL/OF e suddivise in classi con ampiezza pari al 20% del campione totale;
- per ogni classe è stato rilevato il *bad rate* % effettivamente realizzato;
- risulta evidente la relazione empirica tra i livelli MOL/OF ed il *bad rate*: a rapporti più elevati corrispondono *bad rate* % progressivamente decrescenti.

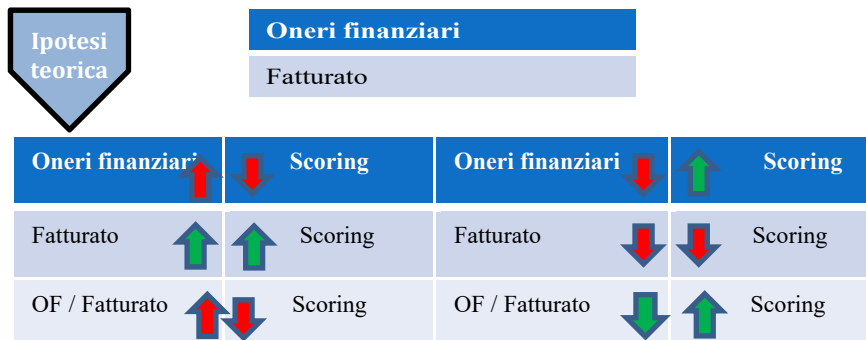
Anche il rapporto Oneri finanziari / Fatturato è risultato essere un ottimo predittore, presentando un *information value* esattamente pari a 2,00.

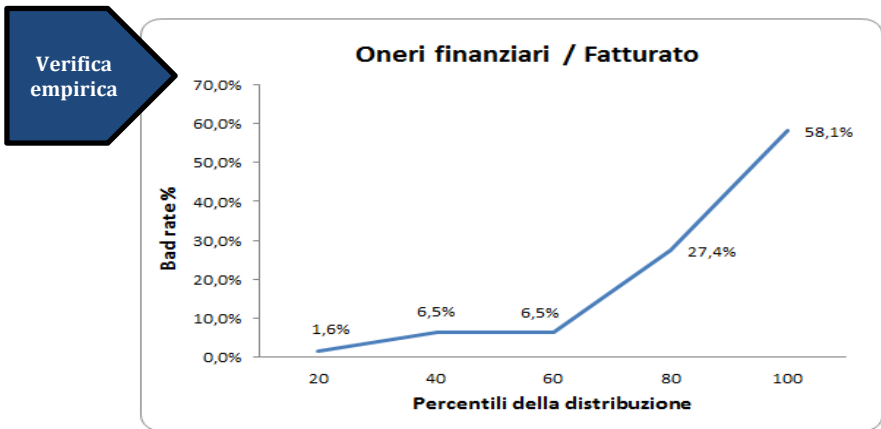
Fig. 3 – Performance del rapporto Oneri finanziari / fatturato



Le aziende buone si caratterizzano mediamente per valori pari a circa l'1% di incidenza degli oneri finanziari sulle vendite, mentre le cattive evidenziano valori di circa il 4% ed oltre.

Fig. 4 - Ipotesi teorica e verifica empirica del rapporto Oneri finanziari / fatturato

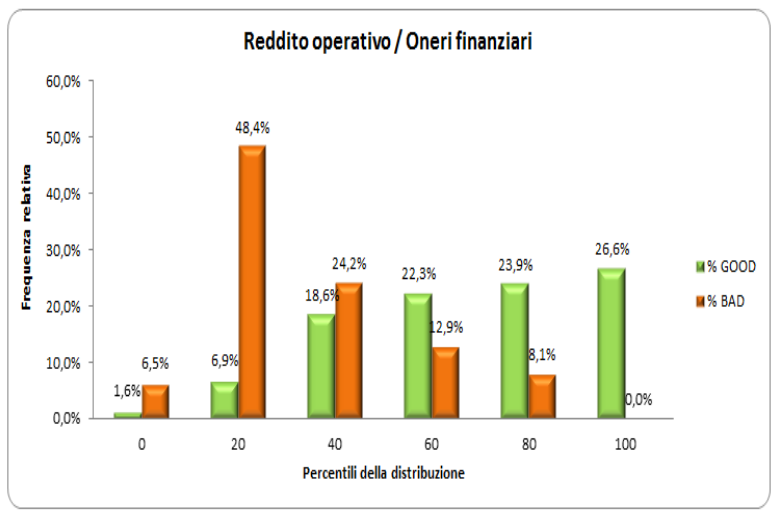




- Le società sono state ordinate per rapporto OF/Fatt e suddivise in classi con ampiezza pari al 20% del campione totale;
- Per ogni classe è stato rilevato il *bad rate* % effettivamente realizzato;
- Risulta evidente la relazione empirica tra i livelli OF/Fatt ed il *bad rate*: a rapporti più elevati corrispondono *bad rate* % progressivamente crescenti.

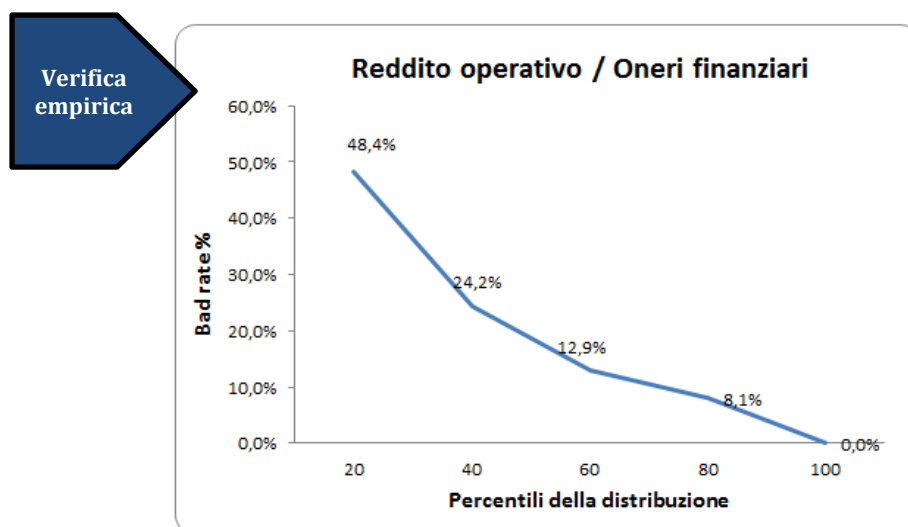
Il rapporto tra Reddito operativo / Oneri finanziari presenta un *information value* di 1,78: le aziende buone evidenziano valori mediani pari a circa 4,5 mentre le cattive dei valori di circa 1,0.

Fig. 5 - Performance del rapporto Risultato operativo/Oneri finanziari



Il 20° percentile della distribuzione si colloca ad un valore di 1,1, il 40° percentile a 2,4 mentre il 60° percentile a 4,3.

Fig. 6 - Ipotesi teorica e verifica empirica del rapporto Risultato operativo/Oneri finanziari



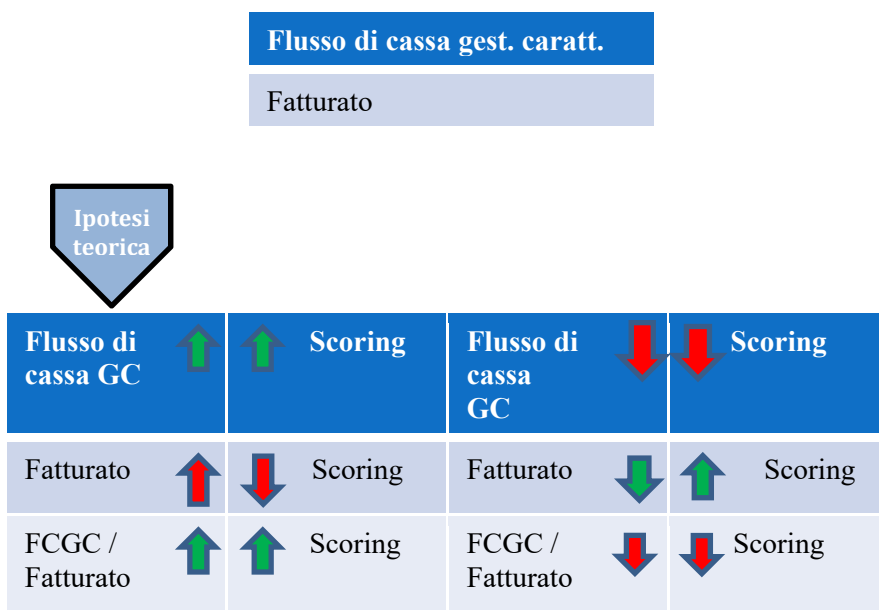
- Le imprese sono state ordinate per rapporto RO/OF e suddivise in classi con ampiezza pari al 20% del campione totale;
- Per ogni classe è stato rilevato il *bad rate* % effettivamente realizzato;

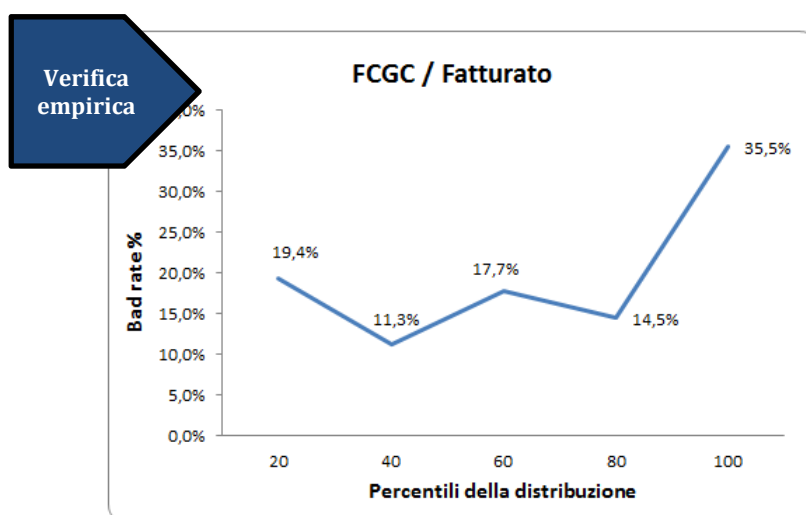
- Risulta evidente la relazione empirica tra i livelli RO/OF ed il *bad rate*: a rapporti più elevati corrispondono *bad rate* % progressivamente decrescenti.

Tab. 7 - Variabili finanziarie analizzate

VARIABILE ANALIZZATA	INFORMATION VALUE
Flusso di cassa gest. caratt. / Fatturato	0,31
Flusso di cassa gest. caratt. / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	0,31
Flusso di cassa gest. caratt. netto imposte / Fatturato	0,43
Flusso di cassa gest. caratt. netto imposte / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	0,35
Flusso di cassa gest. caratt. netto Oneri finanziari / Fatturato	0,28
Flusso di cassa gest. caratt. netto Oneri finanziari / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	0,22
Flusso di cassa gest. caratt. / MOL	0,22
Autofinanziamento / Fatturato	0,30
Autofinanziamento / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	0,27
Utili distribuiti e prelievi / Autofinanziamento	0,24
Utili distribuiti e prelievi / Patrimonio netto	0,86
Utili distribuiti e prelievi / Reddito netto	1,01

Fig. 7 - Ipotesi teorica e verifica empirica del rapporto Flusso di cassa della gestione caratteristica / Fatturato





- Le società sono state ordinate per rapporto FCGC/Fatturato e suddivise in classi con ampiezza pari al 20% del campione totale.
- Per ogni classe è stato rilevato il bad rate % effettivamente realizzato;
- Il rapporto FCGC/Fatturato (I.V. 0,31) non risulta essere molto predittivo della condizione di insolvenza in quanto, nella fascia intermedia della distribuzione, si registrano bad rate non pienamente monotonic.

Le variabili finanziarie, dunque, *non* sembrano essere in grado di discriminare efficacemente le aziende buone da quelle cattive, dal momento che la maggior parte di esse presentano valori di information value mediamente inferiori a 0,3. Risultato che potrebbe essere spiegato in questi termini: nel periodo appena antecedente alla classificazione in default oppure alla classificazione ad una categoria di rischio peggiorativa da parte della banca (downgrading), le aziende di tipo «bad», sebbene si caratterizzino per margini inadeguati, tenderebbero a generare più liquidità per effetto della contrazione del capitale circolante (es. calo delle vendite, allungamento dei tempi di pagamento ai fornitori, ritardi nei pagamenti di debiti tributari e/o previdenziali, mancato pagamento di stipendi ecc...). Solamente i rapporti «Utili distribuiti e prelievi / Reddito netto anno prec.» e «Utili distribuiti e prelievi / Patrimonio netto anno prec.» sembrano essere in grado di discriminare efficacemente i due gruppi, evidenziando dei valori di information value pari rispettivamente a 1,01 e 0,86.

Tab. 8 - Variabili patrimoniali analizzate

VARIABILE ANALIZZATA	INFORMATION VALUE
Patrimonio netto / Attivo	1,87
Liquidità immediate / Attivo	0,39
Liquidità differite / Attivo	0,45
Rimanenze / Attivo	0,13
Attivo circolante / Attivo	0,28
Imm.ni Immateriali / Attivo	0,08
Imm.ni Materiali / Attivo	0,17
Passività correnti / Attivo	0,57
Passività consolidate/ Attivo	0,62
Indice di liquidità corrente	1,31
Indice di liquidità secca	1,08
Indice autocopertura immobilizzazioni	1,70
(Patrimonio + Pass.consolidate) / Attivo fisso	1,41
Imm.ni immateriali / Patrimonio netto	0,76
Imm.ni materiali / Patrimonio netto	1,27
Posiz.finanziaria netta / Patrimonio netto	1,42
Posiz.finanziaria lorda / ATTIVO	1,01
Durata Ciclo monetario	0,72

Tra le variabili patrimoniali, indicatori altamente predittivi sono risultati essere:

- Patrimonio netto / Totale attivo (I.V. 1,87)
- Indice di autocopertura delle immobilizzazioni (= PN/Attivo fisso ; I.V. 1,70)
- Posizione finanziaria netta / Patrimonio netto (I.V. 1,42)
- (Patrim.netto + Passività consolidate) / Attivo fisso (I.V. 1,41)
- Indice di liquidità corrente (Attivo circolante / Passività a breve ; I.V. 1,31)
- Immobilizzazioni materiali / Patrimonio netto (I.V. 1,27)
- Indice di liquidità secca (Attivo circ. netto rimanenze / Pass. a breve (I.V. 1,08)
- Posizione finanziaria lorda / Totale attivo (I.V. 1,01).

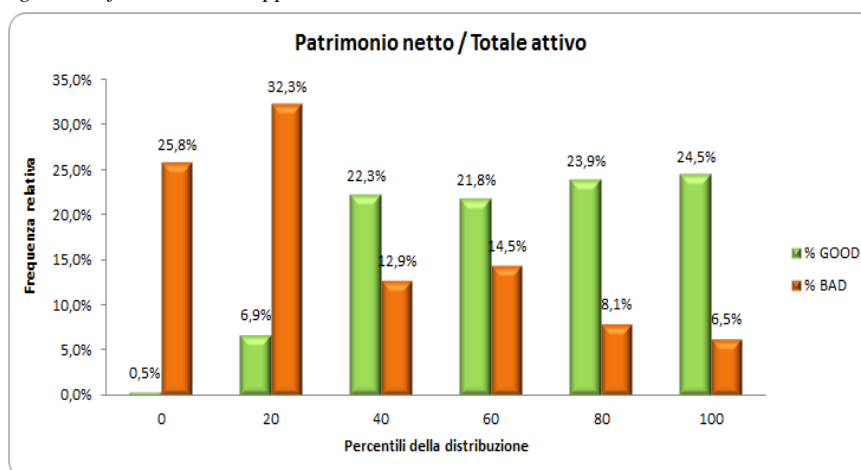
Viceversa, indicatori scarsamente predittivi sono stati i seguenti:

- Imm.ni immateriali / Totale attivo (I.V. 0,08)
- Rimanenze / Totale attivo (I.V. 0,13)
- Imm.ni materiali / Totale attivo (I.V. 0,17)



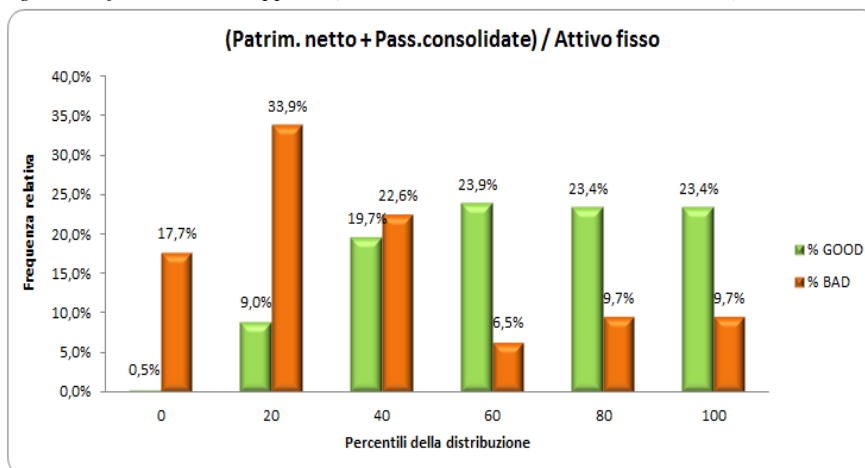
Emergono differenze significative tra i due gruppi relativamente al livello di patrimonializzazione: le aziende buone si caratterizzano mediamente per incidenze del patrimonio netto sul totale attivo di oltre il 20%, mentre le società del gruppo «bad» presentano, in media, valori appena positivi (incidenze di circa il 2%-3% dell'attivo).

Fig. 8 - Performance del rapporto Patrimonio netto / Totale attivo



Una buona performance predittiva è stato ottenuto anche dai due indicatori «Indice di autocopertura delle immobilizzazioni» e «(patrim.netto + pass consolidate) / attivo fisso» che hanno registrato valori di *information value* rispettivamente di 1,70 e 1,41. Sembrerebbe dunque che le aziende migliori riescano a realizzare un miglior *matching* tra impieghi a ml-termine e fonti di finanziamento stabili, evitando così di dover coprire parte del fabbisogno finanziario delle attività immobilizzate con passività a breve termine.

Fig. 9 - Performance del rapporto (Patrimonio netto + Passività consolidate) / Totale attivo



Tab. 9 - Redditività del capitale e sostenibilità del debito

VARIABILE ANALIZZATA	INFORMATION VALUE
Fatturato / Totale attivo	0,73
(Fatturato + Altri ricavi e proventi) / Totale attivo	0,68
Posiz.finanziaria netta / Fatturato	0,95
Posiz.finanziaria netta / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	1,01
Posiz.finanziaria lorda / Fatturato	0,98
Posiz.finanziaria lorda / (Fatturato + Altri ricavi e proventi)	0,95
R.O.D. (Costo medio dell'indebitamento) %	0,29
R.O.I. (Return on investments) %	0,99
ROI - ROD	1,06
R.O.E. (Return on equity) %	0,73
R.O.A. (Return on assets) %	0,99
Posiz.finanziaria netta / MOL	1,83
Posiz.finanziaria netta / (MOL - Oneri finanziari)	2,30
Posiz.finanziaria netta / Flusso di cassa gest. caratt.	0,43
Posiz.finanziaria netta / (Flusso di cassa gest. caratt. - Oneri finanziari)	0,45
Posiz.finanziaria netta / Autofinanziamento	0,31

Le variabili illustrate nella precedente tabella, riguardanti indicatori di redditività del capitale e di sostenibilità del debito, sono risultate essere complessivamente altamente predittive.

Le migliori performance sono state ottenute dai rapporti PFN / (MOL - Oneri finanziari) e PFN / MOL, che hanno registrato valori di I.V. rispettivamente di 2,30 e 1,83.

## 2. La ricerca empirica e i risultati ottenuti

### 2.1 *L'analisi multivariata*

Nell'approccio multivariato si è cercato di combinare insieme tutti i segnali che arrivano dalle diverse variabili esplicative, ottenendo così un segnale complessivo che individui in misura sintetica il grado di affidabilità della controparte creditrice. In questo modo le varie prospettive con cui può essere valutato un cliente sono state analizzate simultaneamente anziché essere valutate sequenzialmente.

Dato che abbiamo di fronte un problema di classificazione previsiva e lo scopo è quello di valutare in quale delle classi (affidabile, non affidabile) debba essere allocato il richiedente del credito (o un generico cliente) con l'assegnazione di uno *score*, i metodi che sono stati impiegati sono riconducibili ai seguenti:

- analisi discriminante lineare;
- modello di regressione logistica.

Tuttavia è praticamente unanime l'opinione che le metodologie utilizzate a tal fine richiedono un'integrazione del significato dei diversi indicatori con eventuali informazioni qualitative sull'impresa.

Per questo motivo, è da rifiutarsi un'impostazione strettamente di tipo deterministico, che individui rigidi *standard* al fine di evidenziare situazioni di squilibrio.

In mancanza di uno schema logico universalmente riconosciuto all'interno del quale collocare i diversi indicatori ed assegnare ad ognuno di essi un preciso contenuto segnaletico, continua sempre ad assumere, pertanto, un ruolo di primaria importanza l'esperienza e la professionalità dell'analista.

### 2.2 *Analisi discriminante lineare*

Il procedimento seguito è stato quello di calcolare la funzione discriminante sui bilanci dell'anno 2014, con lo scopo di riuscire ad individuare un modello matematico idoneo ad evidenziare una situazione di crisi con anticipo rispetto ad una situazione di potenziale insolvenza.

Il criterio di utilizzare, come momento che sancisce la crisi, la classificazione del cliente ad una categoria di rischio peggiorativa (*downgrading*) da parte di almeno una banca affidante, è perfettamente compatibile con l'obiettivo di conferire allo strumento una sufficiente efficacia previsionale.

Dall'intero database (rappresentato da 1.014 aziende) è stato selezionato un campione di 250 aziende (training set, rif. analisi univariata) composto da 188 clienti buoni e 62 cattivi; questi soggetti sono stati utilizzati per creare la regola di classificazione. Di seguito sono riportate le elaborazioni e i commenti ai risultati principali dell'analisi discriminante lineare effettuata con il software statistico SPSS (Statistical Package for Social Sciences). Le variabili più discriminanti rientrate nel calcolo della funzione sono state le seguenti:

1. *Posiz.fin.netta/(MOL–Oneri finanz.)*;
2. *Oneri fin. / (Fatturato + altri ricavi)*;
3. *Patrim. Netto / Totale attivo*;
4. *Posiz.finanz.netta / Patrim. netto*;
5. *Risultato netto d'eserc./ (Fatturato + altri ricavi)*.

Tab. 10 - Coefficienti delle funzioni discriminanti canoniche

<b>Coefficienti delle funzioni discriminanti canoniche</b>	
	<b>Funzione</b>
	<b>1</b>
<b>PFN / (MOL - OF)</b>	<b>,012</b>
<b>OF / (FATTURATO + ALTRI RICAVI)</b>	<b>17,935</b>
<b>PN / ATTIVO</b>	<b>-,814</b>
<b>PFN / PN</b>	<b>,108</b>
<b>RN / (FATTURATO + ALTRI RICAVI)</b>	<b>-4,875</b>
<b>(Costante)</b>	<b>-,682</b>

**Coefficienti non standardizzati**

La tabella riporta i valori dei coefficienti  $g_i$  ( $i = 1, 2, ..5$ ) non standardizzati della funzione discriminante, la cui equazione può essere dunque scritta nel seguente modo:

$$Y = g_0 + g_1 X_1 + g_2 X_2 + g_3 X_3 + g_4 X_4 + g_5 X_5 \quad (2)$$

Dove:

- $X_1$  = Posizione finanziaria netta / (MOL – Oneri finanziari);  
 $X_2$  = Oneri finanziari / (Fatturato + Altri ricavi e proventi);  
 $X_3$  = Patrimonio netto / Totale attivo;  
 $X_4$  = Posizione finanziaria netta / Patrimonio netto;  
 $X_5$  = Reddito netto/ (Fatturato + Altri ricavi e proventi);

Tre coefficienti della funzione discriminante risultano positivi ( $g_1$ ,  $g_2$ ,  $g_4$ ) mentre 2 risultano negativi ( $g_3$ ,  $g_5$ ). Non si rilevano inoltre contrasti tra i segni delle variabili, il che significa che valori positivi più elevati della funzione si associano a quei clienti ritenuti meno affidabili dal punto di vista creditizio. Viceversa, valori più bassi della funzione si associano a quei clienti ritenuti finanziariamente meno rischiosi.

Tab. 11 - Funzioni ai baricentri di gruppo e Coefficienti della funzione di classificazione

Funzioni ai baricentri di gruppo	
STATUS (1=GOOD; 2=BAD)	Funzione
	1
1	-0,565
2	1,713

Funzioni discriminanti canoniche non standardizzate valutate alle medie di gruppo

Coefficienti della funzione di classificazione		
	STATUS (1=GOOD; 2=BAD)	
	1	2
PFN / (MOL - OF)	,194	,222
OF / (FATTURATO + ALTRI RICA VI)	1,500	42,359
PN / ATTIVO	17,645	15,789
PFN / PN	,710	,955
RN / (FATTURATO + ALTRI RICA VI)	7,511	-3,594
(Costante)	-4,449	-7,310

Funzioni discriminanti lineari di Fisher

In base al valore assunto dalla funzione discriminante, ogni soggetto verrà perciò assegnato al gruppo dei buoni o dei cattivi a seconda della minore distanza dal rispettivo *centroide* di gruppo.

$$Cut-off = -0,565 + (1,713 - (-0,565)) / 2 = 0,574 \quad (3)$$

Se  $Y > 0,574 \rightarrow$  BAD

Se  $Y < 0,574 \rightarrow$  GOOD

### 2.3 Procedura di cross-validation

La stima del tasso di errata classificazione per il gruppo dei buoni è risultato pari all'**8,0%** mentre per quello dei cattivi pari al **22,6%**.

In maniera speculare, possiamo affermare che il tasso di corretta classificazione per il gruppo dei buoni è stato del **92,0%** mentre per il gruppo dei cattivi pari al **77,4%**.

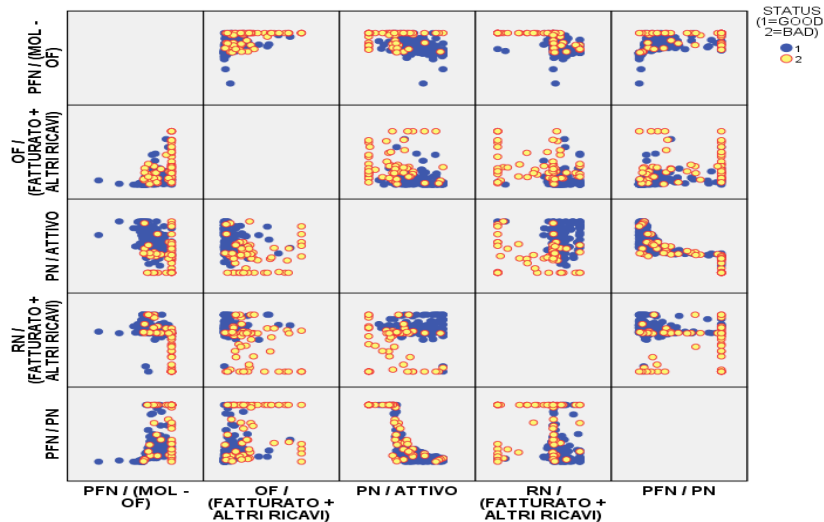
Complessivamente, viene assegnato correttamente l'**88,4%** dei soggetti.

Tab. 12 – Risultati della classificazione

Risultati della classificazione <sup>a,c</sup>					
		STATUS (1=GOOD; 2=BAD)	Gruppo di appartenenza previsto		Totali
			1	2	
Originale	Conteggio	1	173	15	188
		2	14	48	62
	%	1	92,0	8,0	100,0
		2	22,6	77,4	100,0
Cross-validato <sup>b</sup>	Conteggio	1	172	16	188
		2	14	48	62
	%	1	91,5	8,5	100,0
		2	22,6	77,4	100,0

a. 88,4% di casi raggruppati originali classificati correttamente.  
 b. La cross-validazione viene eseguita solo per tali casi nell'analisi. Per la cross-validazione, ogni caso viene classificato dalle funzioni derivate da tutti gli altri casi.  
 c. 88,0% di casi raggruppati cross-validati classificati correttamente.

Fig. 10 - Diagramma a dispersione



Osservando il diagramma a dispersione (*scatter plots*) si nota come i due gruppi non risultino nettamente separati fra di loro, anche se tuttavia si rileva, in corrispondenza soprattutto di alcune coppie di variabili, una maggiore concentrazione dei clienti buoni su alcune aree del tracciato.

Le variabili considerate consentono, dunque, di distinguere bene i due gruppi anche se non in maniera del tutto univoca.

Fig. 11 - Funzione discriminante canonica 1 Status 1

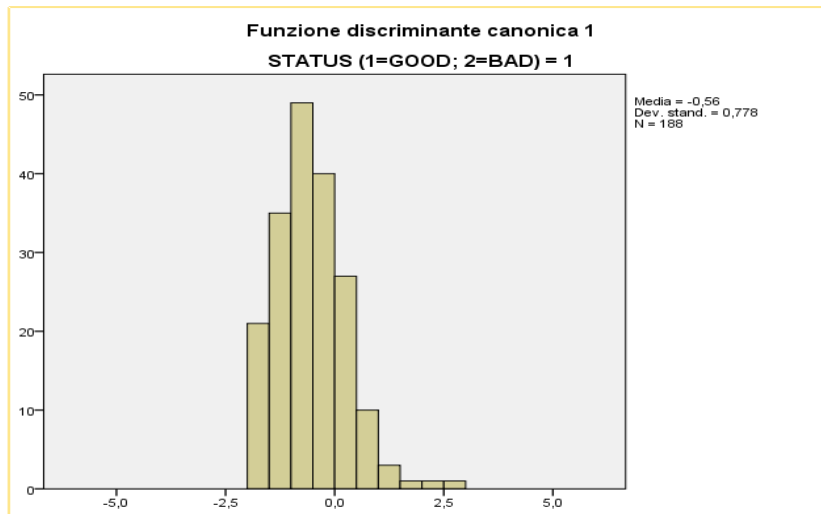
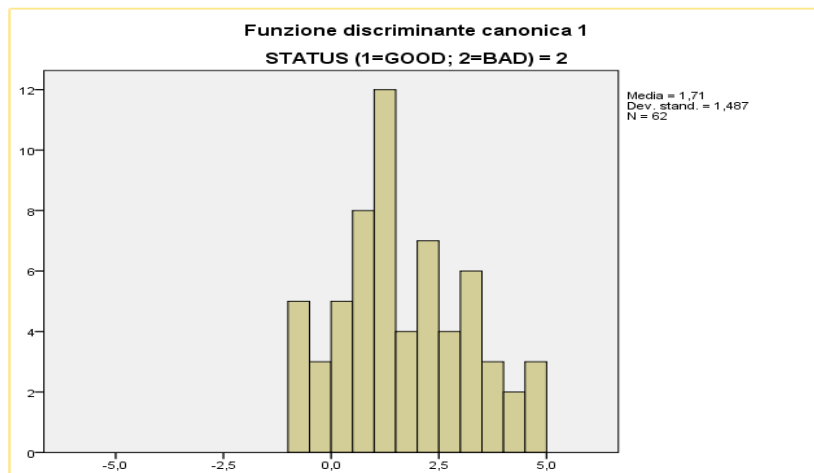


Fig. 12 - Funzione discriminante canonica 1 Status 2



I due grafici mostrano le distribuzioni dei punteggi discriminanti, ottenuti sia dal campione delle imprese buone (grafico in alto) che dal campione delle imprese cattive (grafico in basso).

Nonostante un'area di sovrapposizione intorno allo score 0 (zero), possiamo affermare che i due campioni, complessivamente, differiscono in termini di punteggi discriminanti.

L'*information value* della funzione discriminante risulta pari a 3,06, superiore rispetto alla capacità segnaletica delle variabili prese singolarmente.

#### 2.4 La regressione logistica

Il campione oggetto di indagine (250 aziende) è stato suddiviso in due sotto-campioni di diversa numerosità, mediante la creazione di una nuova variabile dicotomica (1 / 0) generata in modo casuale per mezzo di una distribuzione Bernoulliana con parametro (probabilità)  $p = 0,7$  : un 70% delle osservazioni è così servita per creare la regola di classificazione (**campione di sviluppo**), mentre il rimanente 30% delle osservazioni è servito ai fini della validazione del modello (**campione di validazione**).

Sono ora riportati i principali risultati della regressione logistica implementata sempre con il *software* statistico SPSS.

Tab. 13 - Riepilogo dell'elaborazione dei casi

#### Riepilogo dell'elaborazione dei casi

Casi non pesati <sup>a</sup>		N	Percentuale
Casi selezionati	Incluso nell'analisi	178	71,2
	Casi mancanti	0	,0
	<b>Totale</b>	<b>178</b>	<b>71,2</b>
Casi non selezionati		72	28,8
<b>Totale</b>		<b>250</b>	<b>100,0</b>

Il generatore della distribuzione casuale (con parametro di probabilità pari a  $p = 0,7$ ) ci ha permesso di estrarre 178 aziende (pari al 71,2% del campione) che verranno utilizzate per creare il modello di regressione logistica.

Le rimanenti 72 aziende (28,8% del campione) verranno invece utilizzate ai fini della validazione di tale modello: si valuteranno le



performance *ex-post* in termini di tasso di corretta classificazione delle imprese sia di tipo *good* che di tipo *bad*.

Tab. 14 -Tabella Classificazione<sup>a,b</sup>

Osservato		Previsto					
		Casi selezionati <sup>b</sup>			Casi selezionati <sup>c</sup>		
		STATUS (1=GOOD; 2=BAD)		% corretta	STATUS (1=GOOD; 2=BAD)		% corretta
		1	2		1	2	
Passo 0	1	135	0	100,0	53	0	100,0
	2	43	0	,0	19	0	,0
	% globale			75,8			73,6

- a. Costante nel modello.
- b. Il valore di riferimento è ,500
- c. Casi selezionati Validate EQ 1
- d. Casi non selezionati Validate NE 1



Variabili nell'equazione						
	B	E.S.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Passo 0 Costante	-1,144	,175	42,687	1	,000	,319

Nel modello di base contenente solo intercetta (come sopra riportato) si nota come il 75,8% delle osservazioni risultino correttamente classificate (73,6% nel campione di validazione): un modello quindi che, indipendentemente dalle covariate disponibili, classifica tutti i soggetti come meritevoli di credito.

Tab. 15 - Variabili nell'equazione

Variabili nell'equazione									
	B	E.S.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% CI per EXP(B)		
							Inferiore	Superiore	
Passo 1 <sup>a</sup>	OF_FATTx100	,234	,077	9,317	1	,002	1,264	1,087	1,469
	RO_OF	-,188	,077	5,941	1	,015	,829	,712	,964
	PFN_MOL	,158	,074	4,524	1	,033	1,171	1,012	1,354
	PN_Activo	-8,290	2,135	15,071	1	,000	,000	,000	,016
	Costante	-1,409	,630	4,999	1	,025	,244		

Nella tabella di cui sopra vengono invece visualizzate le informazioni relative al modello logistico scelto. Nel modello finale vi rientrano dunque 4 variabili:

- *Oneri finanziari / Fatturato*
- *Reddito operativo / Oneri finanziari*
- *Posizione finanziaria netta / Margine operativo lordo*
- *Patrimonio netto / Totale attivo*

Il punteggio globale ( $p_i$ , espresso in termini di probabilità a posteriori e variabile tra 0 e 1) attribuibile ad ogni soggetto (i) sarà dunque calcolato con la seguente formula:

$$p_i = e^{(b_0 + b_1x_{i1} + b_2x_{i2} + \dots + b_kx_{ik})} / [ 1 + e^{(b_0 + b_1x_{i1} + b_2x_{i2} + \dots + b_kx_{ik})} ] \quad (4)$$

Dove le variabili esplicative  $x_i$  ( $i=1,2,3,4$ ) rappresentano gli indicatori inseriti nel modello, che dovranno essere moltiplicati per il rispettivo coefficiente  $B_i$  ( $i=1,2,3,4$ ) indicato nella seconda colonna della precedente tabella (dove  $b_0$  rappresenta la costante del modello). Ogni soggetto con punteggio  $p_i > 0,5$  verrà classificato dal modello come cliente inaffidabile ( $Y=2$ ), viceversa come cliente affidabile per  $p_i < 0,5$  ( $Y=1$ ).

Nella tabella precedente vediamo, per ciascuno dei parametri, le stime ottenute dei coefficienti, con i relativi *errori standard*, nonché le statistiche di Wald per la verifica di ipotesi sui singoli coefficienti. Dall'esame dei p-value (Sig.) corrispondenti a ciascun test di Wald si deducono i seguenti livelli di significatività delle variabili:

- variabili altamente significative (Sig.<,001): Patrim. Netto / Tot. Attivo
- variabili molto significative (Sig.<,01): Oneri finanziari / Fatturato
- variabili significative (Sig.<,05): Posizione finanziaria netta / Margine operativo lordo e Reddito operativo / Oneri finanziari

Ciò significa che tutte e 4 le variabili esplicative (covariate) rientranti nel modello risultano significativamente associate alla variabile risposta e dunque utili per spiegare se il cliente sia affidabile (Y=1) o meno (Y=2).

Un coefficiente di segno positivo (B – seconda colonna) indica che la variabile a cui esso è associata contribuisce a ridurre l'affidabilità di quel soggetto, viceversa un parametro di segno negativo segnala che la variabile a cui esso è associato influenza in senso additivo l'affidabilità della controparte.

Possiamo dunque affermare che una maggiore patrimonializzazione e una migliore capacità di copertura degli oneri finanziari tramite la redditività operativa sono tutti elementi che contribuiscono a ridurre il rischio di credito, contrariamente alle altre variabili inserite nel modello (oneri finanziari su fatturato e posizione finanziaria netta su MOL) che invece concorrono ad incrementare tale rischio.

Gli *odds ratio*, che in questo caso tengono conto dell'interazione tra tutte le variabili e sono valorizzati nell'ultima colonna della precedente tabella (  $Exp(B)$  ), ci forniscono una misura esatta dell'intensità dell'associazione tra variabili esplicative e variabile risposta. Per esempio, quando un cliente registra un incremento di una unità nel rapporto PFN / MOL , la sua probabilità di crisi è 1,171 volte superiore alla probabilità di essere considerato affidabile.

Tab. 16 - Test omnibus dei coefficienti del modello

**Test omnibus dei coefficienti del modello**

		Chi-quadrato	df	Sig.
Passo 1	Passo	113,282	4	,000
	Blocco	113,282	4	,000
	Modello	113,282	4	,000

Tab. 17 - Matrice di correlazione


Matrice di correlazione						
		Costante	OF_FATTx10 0	RO OF	PFN MOL	PN Attivo
Passo 1	Costante	1,000	,032	,498	,724	,385
	OF_FATTx100	,032	1,000	,338	,311	,322
	RO_OF	,498	,338	1,000	,328	,641
	PFN_MOL	,724	,311	,328	1,000	,068
	PN Attivo	,385	,322	,641	,068	1,000

Sottolineiamo che dal test Chi-quadrato con 4 gdl si nota come, nel complesso, il modello stimato risulti essere significativo (Sig.<,0001).

Tab. 18 - Test di Hosmer-Lemeshow

**Test di Hosmer-Lemeshow**


Passo	Chi-quadrato	df	Sig.
1	4,115	8	,847



Tab. 19 - Riepilogo del modello

**Riepilogo del modello**

Passo	-2 log verosimiglianza	R-quadrato di Cox e Snell	R-quadrato di Nagelkerke
1	83,546 <sup>a</sup>	,471	,704



Le statistiche inerenti la *bontà di adattamento* ci aiutano a determinare se il modello generato riesca o meno a descrivere adeguatamente i dati analizzati. La statistica Hosmer - Lemeshow indica una scarsa bontà di adattamento del modello se il valore di significatività risulta inferiore alla soglia di 0,05. Nel nostro caso, essendo Sig. = ,847 , possiamo concludere che il modello creato si adatta adeguatamente ai dati analizzati. Analogamente, l'indice di Cox&Snell R<sup>2</sup> normalizzato (Nagelkerke) risulta pari a 0,704 evidenziando complessivamente un buon adattamento. Tale indice vale 1 in presenza di un adattamento perfetto, vale zero quando invece le variabili esplicative non aumentano in alcun modo la bontà di adattamento del modello.

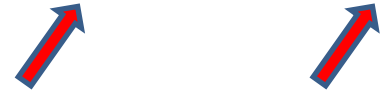
Tab. 20 -Tabella Classificazione<sup>a</sup>

		Previsto					
		Casi selezionati <sup>b</sup>			Casi selezionati <sup>c</sup>		
		STATUS (1=GOOD; 2=BAD)		% corretta	STATUS (1=GOOD; 2=BAD)		% corretta
		1	2		1	2	
Passo 0	Osservato						
	STATUS (1=GOOD; 2=BAD) 1	129	6	95,6	53	0	100,0
	STATUS (1=GOOD; 2=BAD) 2	11	32	74,4	6	13	68,4
	% globale			90,4			91,7

a. Il valore di riferimento è ,500

b. Casi selezionati Validate EQ 1

c. Casi non selezionati Validate NE 1



Per quanto riguarda le performance di classificazione del modello, vediamo che sul campione di sviluppo esso è stato in grado di predire correttamente il 95,6% di clienti buoni ed il 74,4% dei clienti cattivi. Complessivamente, è riuscito ad ottenere una percentuale globale di corretta classificazione del 90,4%.

Sul campione di validazione invece, il modello è stato in grado di prevedere correttamente il 100% di clienti buoni ed il 68,4% dei clienti cattivi. Complessivamente, è riuscito ad ottenere una percentuale globale di corretta classificazione del 91,7%.

### 3. Sviluppo del modello di credit scoring

Sulla base del campione analizzato, si descrive un modello di *credit scoring* (denominato «Scoring R&A») di tipo *judgmental*, in grado cioè di pesare sulla base di valutazioni di tipo soggettivo, diversi indicatori di bilancio riconducibili alle principali aree gestionali dell'attività di impresa.

La validità e la performance di tale modello è stata messa a confronto con quella delle funzioni statistiche già individuate allo scopo di prendere una decisione riguardo la sua efficienza.

Nel caso specifico, lo score del modello varia all'interno di una scala numerica continua delimitata da due estremi, il valore "0" (zero) ed il valore "10" (dieci) che rappresentano, rispettivamente, una situazione pre-fallimentare (*default*) ed una situazione in cui l'azienda eccelle dal punto di vista economico, finanziario e patrimoniale. Più basso sarà lo *score* attribuito, peggiore sarà lo stato di salute dell'impresa.

Il valore "5" (cinque) all'interno della scala di variazione, rappresenta un giudizio "intermedio", ossia un punto di *cut-off* che si colloca tra i due gruppi di soggetti, buoni e cattivi prenditori.

Tutte le situazioni aziendali che si collocano nell'intorno del punto di *cut-off* dovrebbero essere interpretate con cautela, in considerazione dell'impossibilità di determinare un punto di separazione ottimale che consente a priori di ottenere una rigida classificazione tra i due insiemi.

La metodologia proposta è il risultato della combinazione dei principali parametri di bilancio che concorrono a determinare maggiormente il merito creditizio del cliente e prende come riferimento le regole fondamentali del comitato di Basilea, laddove esse prevedono che nella costruzione dei sistemi di *rating* si debba tenere presente, fra l'altro:

- della qualità dei ricavi, ossia in che misura il reddito prodotto proviene da operazioni di *core business* anziché da eventi straordinari e non ripetibili;

- della capacità di generare liquidità necessaria a rimborsare i debiti e a far fronte ad altre esigenze finanziarie, quali spese per investimenti e/o prelevamenti;
- della struttura patrimoniale e di un'adeguata corrispondenza tra fonti e impieghi.

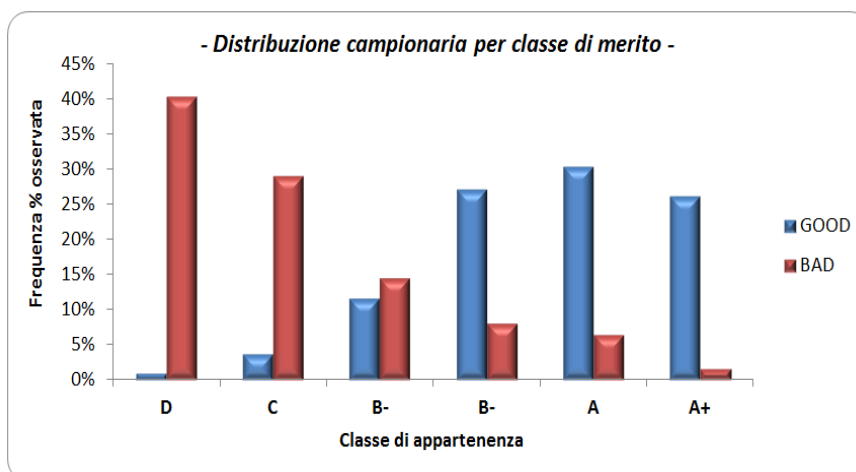
Il modello di *scoring* che si presenta non ha lo scopo di predire lo stato di *default* del cliente, ma solo quello di evidenziare se la situazione economica, finanziaria e patrimoniale dell'azienda sia tendenzialmente squilibrata o meno: non è appropriato individuare una rigida relazione *causa-effetto* tra il risultato del modello e la sorte del creditore, dato che quest'ultima dipenderà anche da fattori esterni come l'evoluzione ambientale ed il sostegno finanziario che le sarà dato.

Questa metodologia ha esclusivamente un ruolo di primo segnale di attenzione sulla posizione su cui poi l'analista dovrà meglio approfondire.

Nel modello di Scoring R&A, lo *score* complessivo del bilancio viene calcolato come media ponderata dei punteggi ottenuti su 5 aree in cui è stata convenzionalmente suddivisa la gestione aziendale. La tabella riportata in appendice mostra la suddivisione delle aree con il peso attribuito a ciascuna di esse. Nelle tabelle successive, sempre contenute all'interno dell'appendice statistica, sono riportati i risultati ottenuti per le singole aree.

L'efficacia del modello di Scoring R&A può essere meglio verificata alla luce del grafico sottostante, che propone la distribuzione campionaria delle aziende *good* e *bad*, sulla base della classe di merito di appartenenza.

Fig. 13 - Distribuzione campionaria per classe di merito



Dal grafico precedente, si nota come la frequenza relativa delle aziende *bad* tenda progressivamente a diminuire al crescere della classe di rischio di appartenenza, mentre la frequenza delle aziende di tipo *good* aumenta sino a raggiungere il valore più elevato in corrispondenza della classe di standing «A».

L'information value (IV, rif. *Analisi univariata*) della variabile «Scoring globale di bilancio» risulta pari a 3,46, ben maggiore dunque di tutte le variabili/indicatori di bilancio presi singolarmente.

Una migliore valutazione del modello di *scoring* non può tuttavia prescindere dall'analisi della matrice di contingenza, che verrà di seguito illustrata.

### 3.1 La matrice di contingenza

Analizzando la matrice di contingenza del modello di Scoring R&A, si rileva come il valore minimo di errate classificazioni si ottiene in corrispondenza di un cut-off posto pari a 3,2 a cui corrisponde un tasso globale di corretta classificazione pari all' 89,6%.

#### **MATRICE DI CONTINGENZA DEL MODELLO DI SCORING R&A**

Cut-off =		3,2		GRUPPO PREVISTO	
				GOOD	BAD
GRUPPO DI APPARTENENZA	Count	GOOD	181	7	188
		BAD	19	43	62
	%	GOOD	96,3%	3,7%	100,0%
		BAD	30,6%	69,4%	100,0%
Tasso globale di corretta classificazione				89,6%	

Impostando un livello di cut-off pari a 5,0, il tasso globale di corretta classificazione diminuisce all' 83,6% (pur mantenendosi su livelli elevati) ma in compenso diminuiscono gli errori del I tipo (% di clienti cattivi erroneamente classificati).

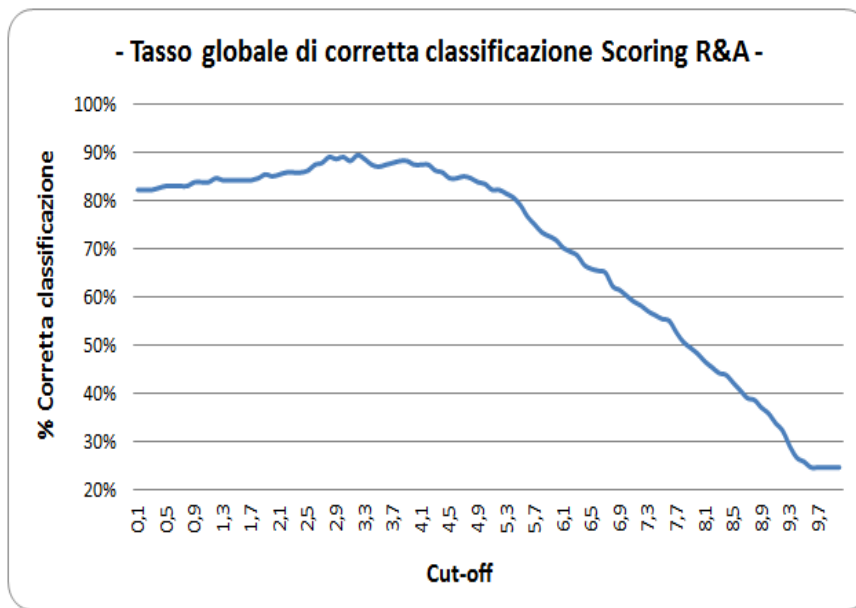
**MATRICE DI CONTINGENZA DEL MODELLO DI SCORING R&A**

Cut-off =		5,0		GRUPPO PREVISTO	
				GOOD	BAD
GRUPPO DI APPARTENENZA	Count	GOOD	157	31	188
		BAD	10	52	62
	%	GOOD	83,5%	16,5%	100,0%
		BAD	16,1%	83,9%	100,0%

Tasso globale di corretta classificazione	83,6%
---	-------

La dinamica del tasso globale di corretta classificazione in funzione dei diversi livelli di *cut-off* viene visualizzata nel grafico seguente:

Fig. 14 - Tasso globale di corretta classificazione Scoring R&A





Tuttavia, non sarebbe propriamente corretto stimare il *punto di ottimo* semplicemente cercando di minimizzare il numero di errori ottenuti sul campione di stima: l'obiettivo di un finanziatore è individuare una regola di classificazione che massimizzi il risultato economico derivante dall'applicazione concreta del modello. È perciò necessario tenere in considerazione due elementi fondamentali:

- il diverso costo degli errori di classificazione per i soggetti sani e per quelli in crisi;
- la probabilità a priori che un generico cliente appartenga ad uno dei due gruppi.

È possibile dimostrare (Anderson, 1958) che questi due parametri (costo degli errori di classificazione e probabilità a priori) non influiscono sull'individuazione delle variabili in grado di massimizzare l'efficacia di classificazione, né sui loro coefficienti di ponderazione; l'unico effetto consiste nella necessità di modificare il punto di separazione.

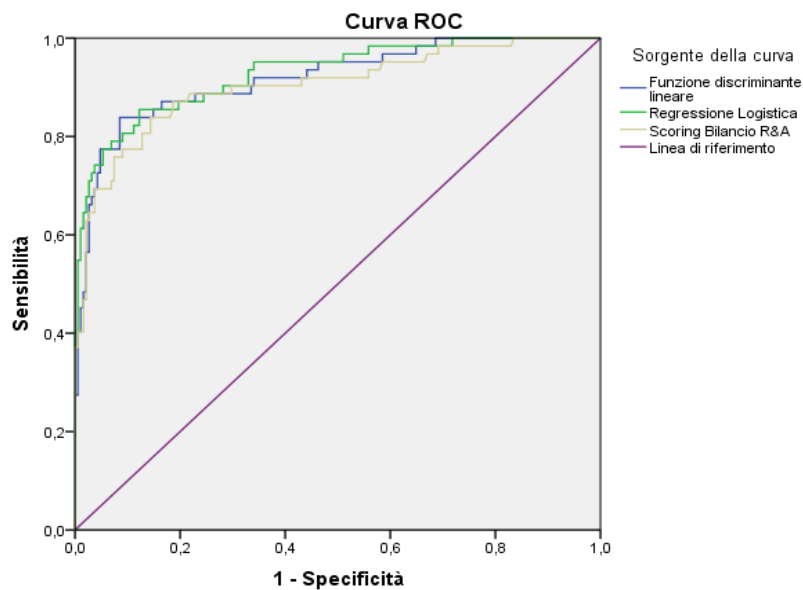
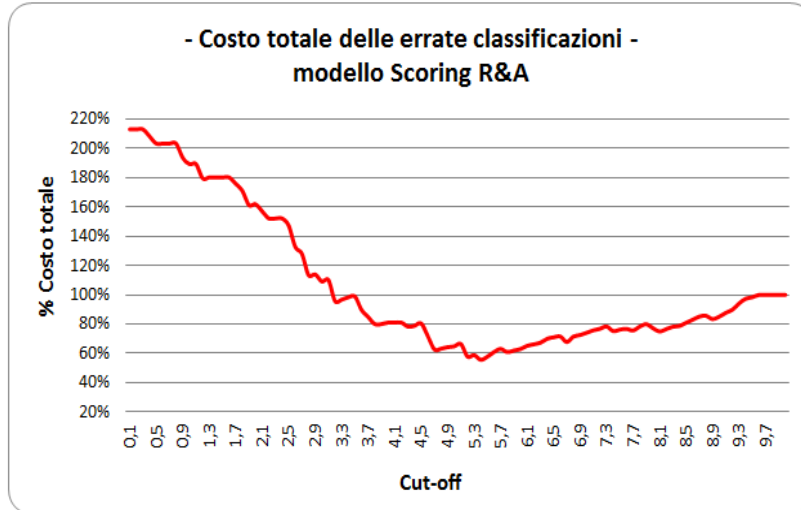
Semplicemente grazie ad un aggiustamento del *cut-off* è quindi possibile minimizzare i costi derivanti dall'applicazione del modello alla generalità dei clienti.

Per tale motivo si è cercato di quantificare i possibili valori assunti dai costi di classificazione e si è esaminato l'effetto che essi avrebbero determinato sull'efficacia di classificazione del modello.

Ad esempio, ipotizzando che il costo degli errori del I tipo (classificare come buona un'azienda in realtà cattiva) sia 3 volte superiore al costo degli errori del II tipo (classificare cattiva un'azienda che invece è buona), il *cut-off* ottimale del modello che minimizza il costo totale sarà pari a **5,4** (come da grafico Fig. 15).

La minimizzazione del costo totale (*cut-off* pari a 5,4) si ottiene in corrispondenza di un livello di sensitività del 78,2% e di una specificità dell'88,7%.

Fig. 15 - Costo totale delle errate classificazioni



La collocazione delle tre curve all'interno di un unico grafico ci permette di trarre delle interessanti conclusioni. Dalla figura è possibile notare che le curve ROC dei tre modelli risultino alquanto simili, con una leggera predominanza del modello logistico, seguito dalla funzione discriminante lineare e dal modello Scoring R&A.

Al fine di decidere quale esattamente dei tre modelli sia il migliore, è stata calcolata una misura di performance analitica che corrisponde all'estensione dell'area sottesa alla curva ROC (Area Under Curve, AUC). I risultati sono stati i seguenti:

**Area sottostante la curva**

Variabili del risultato del test	Area
Funzione discriminante lineare	,918
Regressione Logistica	,929
Scoring Bilancio R&A	,903

L'applicazione del test z ( $z > 1,96$ ) ci permette inoltre di affermare che tutti e tre i modelli in esame presentano una performance significativamente superiore a quella di un test non discriminante ( $AUC = 0,5$ ); in altri termini, gli *scores* differiscono significativamente nei due gruppi con  $p < 0,05$ .

Il modello migliore è stato quello della regressione logistica, con  $AUC = 0,929$

Il valore numerico può essere interpretato nel seguente modo: esiste una probabilità del 92,9% che un'azienda sana, randomly chosen, presenti uno score migliore di un'azienda insolvente, anch'essa selezionata casualmente.

Per quanto riguarda l'interpretazione del valore di AUC, si può tenere presente la classificazione proposta da Swets (1998) per la capacità discriminante di un test. Essa è basata su criteri largamente soggettivi ed avviene secondo lo schema seguente:

Tab. 21 - Classificazione della capacità discriminante di un test proposta da Swets

Valore AUC	Giudizio sul test (modello)
$AUC = 0,5$	Non informativo
$0,5 < AUC \leq 0,7$	Poco accurato
$0,7 < AUC \leq 0,9$	Moderatamente accurato
$0,9 < AUC < 1,0$	Altamente accurato
$AUC = 1,0$	Perfetto

Secondo la classificazione precedentemente riportata, dunque, tutti e tre i modelli di *scoring* risulterebbero altamente accurati, essendo  $0,9 < AUC \leq 1,0$ .

Nonostante la regressione logistica abbia ottenuto delle *performance* più elevate in termini di minor tassi di errate classificazioni, l'analisi ROC ha evidenziato che il modello di Scoring R&A non si discosta più di tanto.

Rispetto al modello logistico, nel modello R&A la probabilità che un'azienda sana presenti un punteggio migliore di un'azienda insolvente diminuirebbe di poco meno di 3 punti percentuali.

## Conclusioni

La ricerca ha permesso di validare la metodologia di *scoring* proposta di analisi di bilancio (Scoring R&A).

L'applicazione del modello di regressione logistica, sebbene abbia ottenuto migliori risultati in termini di *trade-off* tra sensibilità e specificità, consentirebbe di ottenere solo un modesto miglioramento del grado di accuratezza previsionale; pertanto l'analisi costi-benefici associata a tale modello ne sconsiglierebbe la sua implementazione, a favore di un modello di tipo *judgemental* molto più comprensibile e trasparente rispetto ad un modello puramente statistico.

La qualità del dato e la composizione del campione selezionato, attestano che i risultati ottenuti siano realmente indicativi delle potenzialità del modello; è poco probabile, dunque, che le risultanze abbiano risentito in modo significativo del problema dell'*overfitting* dei dati e non siano quindi state in grado di individuare la reale situazione fondamentale di un'azienda.

La valenza dei risultati a cui si è arrivati è stata rafforzata anche dal fatto che le posizioni «sotto controllo» da parte della banca finanziatrice nonché quelle che hanno subito un *downgrading*, per una logica di tipo prudenziale, sono state equiparate a quelle *non performing*<sup>2</sup>.

Al di là dei diversi costi che possono essere associati agli errori di errata classificazione (costi del I e del II tipo), l'approccio del modello logistico sembrerebbe preferibile.

Si ritiene, tuttavia, di poter validare la metodologia di *scoring* di analisi di bilancio che è stata qui proposta. L'implementazione di questo modello permette di ottenere *performance* globali elevate e pressoché analoghe a

<sup>2</sup> Molto probabilmente, la considerazione delle sole posizioni di tipo *non performing* avrebbe portato a dei risultati migliori a scapito tuttavia di una perdita di efficacia predittiva.

quelle di un modello statistico multivariato, ma con un algoritmo di calcolo meno complesso ed in linea a quelle che sono considerate le *best practices* di finanza aziendale. La facilità di reperimento delle variabili utilizzate, inoltre, rende il modello facilmente adattabile alla prassi bancaria, affiancando al doveroso giudizio circa natura, qualità e durata del fabbisogno finanziario, anche quello di sintesi consentito dal modello di *scoring* proposto.

I modelli di previsione delle insolvenze dovrebbero, in generale, svolgere un ruolo di preselezione dei casi problematici e comunque essere impiegati prevalentemente per affidamenti di piccola dimensione, data la notevole componente di costi fissi dell'analisi finanziaria tradizionale, il che in effetti accade, soprattutto nel credito al consumo, mentre diverso dovrebbe essere l'approccio nel caso delle SMEs, per le quali si rende necessario, da parte della banca finanziatrice, tenere conto dell'inevitabile gap di cultura finanziaria da parte dell'*owner-manager*, soprattutto nel nostro Paese.

Si ritiene doverosa, infine, una duplice considerazione di carattere prettamente economico-aziendale rispetto alla diversità delle variabili utilizzate ed al loro diverso peso all'interno del modello, da un lato, di tipo politico-economico rispetto agli interventi pubblici di sostegno alle Pmi durante il periodo della crisi. Le variabili aventi maggiore capacità predittiva sono risultate, infatti, anche durante gli anni di difficoltà del decennio appena trascorso, quelle di tipo economico-reddituale, mentre un peso inferiore hanno assunto quelle di natura finanziaria (Berti 2004). Se da un lato si conferma l'inadeguatezza dell'approccio dell'analisi tradizionale per indici<sup>3</sup> o della solvibilità a breve termine (Giampaoli 2000), dall'altro appare ampiamente discutibile l'insieme di provvedimenti che i Governi italiani hanno assunto nel corso degli anni della crisi per aiutare le imprese, soprattutto Pmi a superare le difficoltà gestionali. In particolare, tutti i provvedimenti di *forbearance* (le moratorie riconducibili al c.d. "Accordo comune" tra associazioni di categoria, banche e governo), volti unicamente ad agevolare la dilazione dei pagamenti nei confronti di banche e intermediari finanziari e/o a fornire sostegno ai consorzi di garanzia collettiva fidi si sono rivelati nella pratica molto utilizzati ma nella sostanza del tutto inutili ad evitare la bancarotta di numerose Pmi (durante la crisi i fallimenti sono cresciuti del 66,3%, da 9.383 del 2009 fino a 15.605 del 2014. Fonte: Cerved). In altre parole, interventi basati unicamente ad agevolare temporaneamente la sola capacità restitutiva non possono

<sup>3</sup> Di tipo prevalentemente finanziario: per esempio il *current test ratio*, fortemente influenzato da politiche di bilancio volte a manipolare i dati di bilancio.

funzionare se, al contempo, non si pongono in essere provvedimenti in grado di ripristinare la capacità di reddito: sotto tale profilo sono sicuramente mancati provvedimenti incisivi ed efficaci finalizzati ad agevolare, sotto il profilo fiscale, per esempio, investimenti di innovazione e ristrutturazione nonché di miglioramento del prodotto o del processo.

## Riferimenti bibliografici

- Berger A., Frame W. and Miller N. (2005) "Credit scoring and the availability, price, and risk of small business credit" *Journal of money, credit and banking*, 37. Doi: 10.1353/mcb.2005.0019.
- Berger A., Kayshap A. and Scalise J. (1995) "The transformation of the U.S. banking industry: what a long strange trip it's been" *Brookings papers on Economic Activity*, 2.
- Berger A., Klapper L. and Udell G. (2001) "The ability of banks to lend to informationally opaque small businesses" *Journal of banking and finance*, 25. Doi: 10.1596/1813-9450-2656.
- Berger A., Miller N., Petersen M., Rajan R. and Stein J. (2005) "Does function follow organizational form? Evidence from the lending practice of large and small banks" *Journal of financial economics*, 76. Doi: 10.3386/w8752.
- Berger A. and Udell G. (2002) "Small business credit availability and relationship lending: the importance of bank organisational structure" *Economic Journal*. Doi: 10.1111/1468-0297.00682.
- Berger A. and Udell G. (2006) "A more complete conceptual framework for SME finance" *Journal of banking and finance*, 30. Doi: 10.1596/1813-9450-3795.
- Berti A. (2004) *Static and dynamic models for credit risk assessment: initial findings of an empirical study* in *Aktuelle Entwicklungen im Finanzdienstleistungsbereich*, 3. Liechtensteinisches Finanzdienstleistungs-Symposium an der Fachhochschule Liechtenstein; Physica-Verlag, Heidelberg. Doi: 10.1007/978-3-7908-2651-7\_7.
- Berti A. (2004) *Strumenti e tecniche per la gestione del rapporto banca-impresa: modelli di valutazione del merito di credito e conduzione delle relazioni di clientela*, EGEA, Milano.
- de la Torre A., Martinez Peria M. and Schmukler S. (2008) "Bank involvement with SMEs: beyond relationship lending" *World Bank, Policy research working paper*, 4649. Doi: 10.1596/1813-9450-4649.
- Demma C. (2017) "Credit scoring and the quality of business credit during the crisis" *Bank of Italy, Economic Notes*, vol.46. Doi: 10.1111/ecno.12080.
- DeYoung R., Glennon D. and Nigro P. (2008) "Borrower-lender distance, credit scoring and loan performance: evidence from international-opaque small business borrowers" *Journal of financial intermediation*, 17. Doi: 10.2139/ssrn.888576
- Giampaoli A. (2000) *Banca e impresa*, EGEA
- Haynes G., Ou C. and Berney R. (1999) "Small business borrowing from large and small banks" In: Williams J.L., Rhine A. S.L.W. (Eds) *Business access to capital and credit*, Blanton. Doi: 10.1.1.474.279
- Kano M., Uchida H., Udell G. and Watanabe W. (2006) "Information verifiability, bank organization, bank competition and bank-borrower relationships" *Research institute of economy, trade and industry Mimeo*. Doi: 10.2139/ssrn.926975

- Minnis M. and Sutherland A. (2016) "Financial statements as monitoring mechanism: evidence from small commercial loans" *Chicago Booth Working Paper Series no.115*.  
Doi: 10.1111/1475-679X.12127
- Stein G. (2002) "Information production and capital allocation: decentralized versus hierarchical firms" *Journal of finance*, 57. Doi: 10.1111/0022-1082.00483

## Appendice Statistica – Tecnica

Tab. A1 - Statistiche per casi

Statistiche per casi										
Numero di caso	Gruppo di appartenenza	Gruppo più alto					Secondo gruppo più probabile			Punteggi discriminanti
		Gruppo previsto	P(D>d   G=g)		P(G=g   D=d)	Distanza quadratica di Mahalanobis dal baricentro	Gruppo	P(G=g   D=d)	Distanza quadratica di Mahalanobis dal baricentro	Funzione 1
			p	df						
4	1	2**	,268	1	,518	1,227	1	,482	1,370	,605
5	1	1	,374	1	,990	,791	2	,010	10,032	-1,454
7	1	1	,799	1	,960	,065	2	,040	6,417	-,820
8	2	1**	,259	1	,506	1,275	2	,494	1,320	,564
9	1	1	,814	1	,958	,055	2	,042	6,315	-,800
12	1	1	,980	1	,927	,001	2	,073	5,075	-,540
23	1	2**	,761	1	,964	,092	1	,036	6,668	2,017
24	1	1	,340	1	,604	,910	2	,396	1,753	,389
25	2	2	,031	1	,999	4,638	1	,001	19,640	3,867
38	1	2**	,274	1	,525	1,199	1	,475	1,400	,618
43	2	2	,240	1	,995	1,382	1	,005	11,928	2,889
51	2	2	,045	1	,999	4,011	1	,001	18,325	3,716
55	2	2	,131	1	,998	2,281	1	,002	14,352	3,223
57	1	1	,974	1	,926	,001	2	,074	5,040	-,532
58	2	2	,780	1	,877	,078	1	,123	3,997	1,434
-----										
876	1	1	,725	5	,988	2,837	2	,012	11,585	
903	2	2	,231	5	,923	6,862	1	,077	11,836	
911	1	1	,847	5	,995	2,012	2	,005	12,634	
915	2	1**	,865	5	,901	1,882	2	,099	6,309	
936	1	1	,494	5	,748	4,397	2	,252	6,572	
938	1	1	,963	5	,982	,997	2	,018	9,050	
939	1	1	,971	5	,985	,889	2	,015	9,194	
944	1	1	,735	5	,983	2,774	2	,017	10,948	
952	2	1**	,229	5	,950	6,885	2	,050	12,765	
958	1	1	,998	5	,953	,264	2	,047	6,274	
961	1	1	,899	5	,812	1,615	2	,188	4,542	
966	2	1**	,768	5	,975	2,554	2	,025	9,844	

Per i dati originali, la distanza quadratica di Mahalanobis è basata su funzioni canoniche.  
 Per i dati cross-validati, la distanza quadratica di Mahalanobis è basata sulle osservazioni.  
 \*\* - Caso malclassificato  
 b. La cross-validazione viene eseguita solo per tali casi nell'analisi. Per la cross-validazione, ogni caso viene classificato dalle funzioni derivate da tutti gli altri casi.



La tabella “Statistiche per casi” (*Casewise Statistics*) presenta una serie di statistiche di classificazione relative ad ogni singolo caso o cliente.

- Le colonne *Numero di caso* e *Gruppo di appartenenza* indicano rispettivamente il numero di quel cliente all'interno del campione ed il suo attuale gruppo di appartenenza (1 se si tratta di un'azienda buono, 2 se cattiva); per motivi di spazio sono stati riportati a scopo esemplificativo solamente i risultati di alcuni casi (anziché 250 come da campione) sia per quanto riguarda la tradizionale procedura di classificazione, sia per la procedura di *cross-validation*;
- I campi sotto l'etichetta *Gruppo più alto* si riferiscono alle statistiche relative al gruppo al quale il caso ha maggiore probabilità di appartenere;
- la colonna *Gruppo previsto* contiene l'appartenenza al gruppo prevista dai risultati dell'analisi;
- le colonne  $P(G=g | D=d)$  contengono le “probabilità a posteriori”, ossia la probabilità di appartenenza di un soggetto al gruppo a cui è stato assegnato;
- le colonne sotto l'etichetta *Secondo gruppo più probabile* si riferiscono alle statistiche relative al secondo gruppo al quale il caso ha maggiore probabilità di appartenere: le statistiche riportate sono le stesse delle precedenti;
- l'ultima colonna, (*Punteggi discriminanti – Funzione 1*) indica i valori assunti dalla funzione discriminante in corrispondenza di ogni singolo caso (punteggi discriminanti). In base a tale valore, il cliente viene classificato (nella colonna *Gruppo previsto*) come buono o come cattivo a seconda del superamento o meno dello specifico *cut-off* (0,574).

Il valore assunto dalla funzione discriminante può essere interpretato come un indicatore che misura il rischio di credito, dal momento che a valori positivi ed elevati corrispondono posizioni critiche.

La bontà della capacità classificatoria della soluzione può essere analizzata nell'ultima tabella di contingenza (o “matrice di confusione”), la quale incrocia la classificazione dei soggetti nei gruppi osservata a priori, con la classificazione prevista dall'analisi.

Tab. A2 – Risultati della classificazione

Risultati della classificazione <sup>a,c</sup>					
		STATUS (1=GOOD; 2=BAD)	Gruppo di appartenenza previsto		Totali
			1	2	
Originale	Conteggio	1	173	15	188
		2	14	48	62
	%	1	92,0	8,0	100,0
		2	22,6	77,4	100,0
Cross-validato <sup>b</sup>	Conteggio	1	172	16	188
		2	14	48	62
	%	1	91,5	8,5	100,0
		2	22,6	77,4	100,0

a. 88,4% di casi raggruppati originali classificati correttamente.  
 b. La cross-validazione viene eseguita solo per tali casi nell'analisi. Per la cross-validazione, ogni caso viene classificato dalle funzioni derivate da tutti gli altri casi.  
 c. 88,0% di casi raggruppati cross-validati classificati correttamente.

L'indicazione *Conteggio* presenta le frequenze assolute, con % si indicano le frequenze percentuali.

La sezione indicata invece con *Originale* presenta i risultati della riclassificazione effettuata su tutti i soggetti, mentre quella con *Cross-validato* presenta i risultati della riclassificazione effettuata con il metodo della classificazione autoesclusiva (o *classificazione leave one out*); in quest'ultimo metodo, ogni soggetto è classificato tramite i risultati delle funzioni di classificazione derivate da tutti gli altri soggetti tranne quello in esame. L'accuratezza del modello infatti non può essere limitata alla considerazione della *performance* ottenuta sullo stesso campione di stima, dato l'elevato rischio di *overfitting*.

Tab. A3 - Percentuale di ponderazione di ciascuna area

AREA N.ro	DESCRIZIONE AREA	PONDERAZIONE %
1	REDDITIVITA' E SOSTENIBILITA' DEL DEBITO	40%
2	PATRIMONIO E INDEBITAMENTO	30%
3	FINANZA E FLUSSI DI CASSA	20%
4	EQUILIBRIO STRUTTURA FINANZIARIA	5%
5	CRESCITA	5%

L'ordine di preferenza esposto in tabella, oltre a trovare validazione in numerose ricerche empiriche condotte sull'argomento, riflette anche il processo *logico-sequenziale* che l'analista dovrebbe seguire nella lettura e nell'analisi di un bilancio aziendale.

Il profilo reddituale è quello maggiormente pesato nell'attribuzione dello *scoring* in quanto l'analisi della capacità di reddito rappresenta la parte più importante di ogni seria valutazione del merito di credito, poiché pone in evidenza il fine fondamentale della gestione ossia la capacità di creare ricchezza.

Non potrebbe essere la buona gestione finanziaria, né la struttura finanziaria equilibrata a rendere buona, di per sé stessa, la gestione d'impresa.

Conseguentemente, l'analisi e la rilevanza della capacità di reddito e di equilibrio economico non può che precedere quella della capacità di rimborso e la successiva verifica della congruità della struttura finanziaria adottata, dal momento che consente di evidenziare e indagare le cause che possono poi aver portato l'azienda a squilibri in termini finanziari e patrimoniali.

All'area patrimoniale è stata tuttavia attribuita una maggiore rilevanza rispetto all'area della finanza e dei flussi di cassa, visti i risultati che si sono ottenuti nell'analisi univariata e multivariata.

La maggiore ponderazione dell'area patrimoniale mette in evidenza l'importanza della variabile «patrimonio» come fondamentale presidio per la stabilità dei risultati aziendali.

I punteggi di ciascuna area (redditività e sostenibilità del debito, patrimonio e indebitamento, finanza e flussi di cassa, equilibrio struttura

finanziaria, crescita) sono a loro volta ottenuti dalla media ponderata di un certo numero di variabili/indicatori di bilancio scelti in modo appropriato.

Di seguito se ne riporta la suddivisione per area di riferimento.

### **AREA N.1 - REDDITIVITA' E SOSTENIBILITA' DEL DEBITO**

Nell'area della redditività (contributo 40%) vi rientrano gli indicatori come di seguito riportati con le relative ponderazioni:

*Tab. A4 – Indicatori della redditività e sostenibilità del debito con relativa percentuale di ponderazione all'interno dell'area*

Indice N.ro	INDICATORE	PONDERAZIONE % INFRA-AREA
1	POSIZIONE FINANZIARIA NETTA / MOL	50%
2	REDDITO OPERATIVO / ONERI FINANZIARI	25%
3	ONERI FINANZIARI / FATTURATO	15%
4	REDDITO NETTO / FATTURATO	10%

L'area della redditività riveste il primo posto, in termini di importanza, nel modello di *credit scoring*.

E' necessario muoversi dalla consapevolezza che qualunque impresa deve essere misurata

1. per la sua capacità di generare reddito, ossia di trarre risultati positivi e di migliorarli nel tempo dall'uso di un insieme di risorse disponibili (materie prime, merci, impianti ed attrezzature, forza lavoro etc.);
2. per la sua capacità di generare un reddito coerente con l'indebitamento in essere (*in primis*, con l'esposizione finanziaria).

Nell' *Area della Redditività* l'indicatore che assume maggior rilevanza (peso 50%) misura il numero di anni necessari al cash flow operativo (MOL) per riuscire ad ammortizzare la posizione finanziaria netta, seguito dal rapporto di copertura economica degli oneri finanziari «Reddito operativo / oneri finanziari» (peso 25%) coerentemente con l'orientamento assunto da gran parte della letteratura di finanza aziendale e alle risultanze di numerose ricerche empiriche condotte sul campo. Importante è, inoltre, riuscire a tenere sotto controllo il livello degli oneri finanziari (Oneri

finanziari/fatturato peso 15%) oltre a riuscire ad operare con margini economici soddisfacenti (Reddito netto/fatturato peso 10%) in relazione al proprio volume d'affari.

### **AREA N.2 – PATRIMONIO E INDEBITAMENTO**

Nell'area del patrimonio e indebitamento (contributo 30%) vi rientrano gli indicatori come di seguito riportati con le relative ponderazioni:

*Tab. A5 – Indicatori del patrimonio e dell'indebitamento con relativa percentuale di ponderazione all'interno dell'area*

<b>Indice N.ro</b>	<b>INDICATORE</b>	<b>PONDERAZIONE % INFRA-AREA</b>
1	PATRIMONIO NETTO / TOTALE ATTIVO	60%
2	POSIZIONE FINANZIARIA NETTA / PATRIMONIO NETTO	40%

Il patrimonio netto dell'impresa rappresenta la differenza tra attività e passività di bilancio. Un'azienda dotata di un buon patrimonio netto (sostanziale, non solo contabile), è un'azienda che è in grado di far fronte alle proprie passività mediante l'alienazione e/o lo smobilizzo di parte delle proprie attività.

Il merito di credito aziendale sarà perciò direttamente proporzionale:

- alla consistenza del dato del patrimonio netto ed alla qualità dell'attivo;
- ad un rapporto di indebitamento più equilibrato in termini di proporzione tra debiti finanziari e capitale proprio.

### **AREA N.3 – FINANZA E FLUSSI DI CASSA**

Nell'area della finanza (contributo 20%) vi rientrano gli indicatori come di seguito riportati con le relative ponderazioni:

Tab. A6 – Indicatori finanziari e dei flussi di cassa con relativa percentuale di ponderazione all'interno dell'area

Indice N.ro	INDICATORE	PONDERAZIONE % INFRA-AREA
1	AUTOFINANZIAMENTO / FATTURATO	50%
2	FLUSSO DI CASSA GEST. CARATT. / MOL	30%
3	PRELIEVI / AUTOFINANZIAMENTO	20%

L'area della finanza attiene ai concetti di flussi di cassa e di capacità di rimborso; quest'ultima può essere definita come la «capacità dell'impresa di ritrarre dall'attività di gestione caratteristica le risorse finanziarie necessarie a fronteggiare ordinatamente gli esborsi e le uscite derivanti dalle obbligazioni passive assunte».

L'importanza della capacità di rimborso è indubbia, capacità che trae le sue origini, *in primis*, dalle condizioni di raggiungimento di equilibrio economico.

Gli indicatori rientranti nell'ambito dell'Area della Finanza misurano la capacità dell'azienda di produrre liquidità, sia nell'ambito della complessiva gestione d'impresa (autofinanziamento/fatturato) che tramite la propria gestione caratteristica (flusso di cassa gest. Caratt./MOL, ossia quanta parte del mol si è trasformata in effettiva liquidità).

Un giudizio di merito sull'area Finanza non può inoltre prescindere dall'entità dei prelievi effettuati da parte dei soci: soprattutto quando il soggetto affidato è una Pmi, si renderà necessario calcolare quanto stabilmente ed in quale misura l'autofinanziamento stesso possa dirsi permanentemente ridotto o annullato dai prelievi (Prelievi / autofinanziamento).

#### **AREA N.4 – EQUILIBRIO STRUTTURA FINANZIARIA**

Nell'area di equilibrio della struttura finanziaria (contributo 5%) vi rientrano i seguenti indicatori:

*Tab. A7 – Indicatori della struttura finanziaria con relativa percentuale di ponderazione all'interno dell'area*

<b>Indice N.ro</b>	<b>INDICATORE</b>	<b>PONDERAZIONE % INFRA-AREA</b>
1	INDICE DI LIQUIDITA' SECCA (QUICK RATIO)	50%
2	INDICE DI LIQUIDITA' CORRENTE (CURRENT RATIO)	30%
3	(PATRIM.NETTO + PASS.CONS.) / ATTIVO FISSO	20%

Per equilibrio della struttura finanziaria si vuole intendere la condizione di un'adeguata omogeneità, dal punto di vista temporale, tra la tipologia degli investimenti aziendali e le forme di finanziamento utilizzate. Una situazione ottimale è una situazione di perfetta omogeneità temporale tra la struttura dell'attivo e la composizione del passivo. In questi casi:

- l'azienda fa ricorso a mezzi consolidati per finanziare gli investimenti fissi
- le attività a breve sono in grado di fronteggiare adeguatamente le esigenze di rimborso del passivo corrente.

Viceversa, si ha una situazione di disequilibrio temporale nel momento in cui gli immobilizzi vengono coperti/finanziati da debiti a breve termine.

Rientrano nell' *Area della Struttura* i tre indicatori tradizionali dell'analisi per indici: indice di liquidità secca, indice di liquidità corrente e indice di copertura dell'attivo fisso con fonti a medio-lungo termine.

Il peso assegnato a questi tre indicatori, nell'ambito del modello di scoring R&A, è stato tenuto limitato (5%) per il fatto che il più delle volte sono soprattutto le poste dell'attivo corrente a rappresentare fertile terreno di politiche di bilancio e/o a nascondere poste inesistenti e difficilmente liquidabili (es. crediti, magazzino ecc.).

### **AREA N.5 – CRESCITA**

Nell'area della crescita (contributo 5%) vi rientrano gli indicatori come di seguito riportati:

*Tab. A8 – Indicatori di crescita con relativa percentuale di ponderazione all'interno dell'area*

<b>Indice N.ro</b>	<b>INDICATORE</b>	<b>PONDERAZIONE% INFRA-AREA</b>
1	VAR. % FATTURATO	80%
2	VAR. % VALORE DELLA PRODUZIONE	20%

Ultima in termini di importanza del modello di *scoring* è l'area della crescita. Come noto, una dinamica positiva delle vendite potrebbe determinare una crescita commerciale non solo in termini nominali ma anche reali, oltre all'ottenimento di maggiori quote di mercato qualora il fatturato dovesse crescere più velocemente del dato medio settoriale.

Crescita che, tuttavia, non comporta necessariamente l'ottenimento di economie di scala e livelli di incidenza più elevati di redditività operativa: proprio per tale motivazione a quest'area è stata attribuita una ponderazione marginale (5%) rispetto al peso precedenti aree.

Il meccanismo di attribuzione dei punteggi agli indici, all'interno di ciascuna area, opera per interpolazione su una retta (spezzata) di cui sono definiti alcuni punti di corrispondenza valore/punteggio:



**AREA N.1 - REDDITIVITA' E SOSTENIBILITA' DEL DEBITO**

Fig. A1 - Calcolo Scoring Redditività e Sostenibilità del Debito Area n. 1

PFN / MOL		RO / OF	
Valore	Score	Valore	Score
<= 0	10,0	<= -1	0,0
7,0	6,0	2,0	6,0
>= 14	0,0	>= 7	10,0

RN / FATTURATO		OF / FATTURATO	
Valore	Score	Valore	Score
<= -3%	0,0	0,0%	10,0
0,5%	6,0	3,0%	6,0
>= 4%	10,0	>= 6%	0,0

INDICATORE	Peso %	Valore Indicatore	Score (0 – 10)
POSIZIONE FINANZIARIA NETTA / MOL	50%	2,45	8,60
REDDITO OPERATIVO / ONERI FINANZIARI	25%	4,59	8,07
ONERI FINANZIARI / FATTURATO	15%	0,59%	9,22
REDDITO NETTO / FATTURATO	10%	1,77%	7,45

Scoring Redditività e Sostenibilità del Debito =

$$= 8,60 * 50\% + 8,07 * 25\% + 9,22 * 15\% + 7,45 * 10\% = 8,45$$

## AREA N.2 – PATRIMONIO E INDEBITAMENTO

Fig. A2 - Attribuzione dello score ai valori degli indicatori dell'Area n. 2

PN / ATTIVO		PFN / PN	
Valore	Score	Valore	Score
<= -5%	0,0	<= 0	10,0
15,0%	6,0	3,0	6,0
>= 40%	10,0	>= 8	0,0

## AREA N.3 – FINANZA E FLUSSI DI CASSA

Fig. A3 - Attribuzione dello score ai valori degli indicatori dell'Area n. 3

AUTOFIN / FATTURATO		FCGC / MOL	
Valore	Score	Valore	Score
<= -4%	0,0	<= 0	0,0
4,0%	6,0	1,0	6,0
>= 15%	10,0	>= 4	10,0

PRELEVAMENTI / AUTOFIN	
Valore	Score
0,0%	10,0
40,0%	6,0
>= 100%	0,0

## AREA N.4 – EQUILIBRIO STRUTTURA FINANZIARIA

Fig. A4 - Attribuzione dello score ai valori degli indicatori dell'Area n. 4

QUICK RATIO		CURRENT RATIO	
Valore	Score	Valore	Score
0,1	0,0	0,3	0,0
0,7	6,0	1,1	6,0
>= 2	10,0	>= 2,5	10,0

<b>(PN + PASS.CONS.) / ATTIVO FISSO</b>	
Valore	Score
0,0	0,0
1,0	6,0
>= 4	10,0

### AREA N.5 – CRESCITA

Fig. A5 - Attribuzione dello score ai valori degli indicatori dell'Area n. 5

<b>VAR. % FATTURATO</b>	
Valore	Score
<= -50%	0,0
0,0%	6,0
>= 50%	10,0

<b>VAR. % VAL. PROD.</b>	
Valore	Score
<= -100%	0,0
0,0%	6,0
>= 100%	10,0

Lo scoring globale di bilancio viene ottenuto come media ponderata delle votazioni delle rispettive 5 aree.

Tab.. A9 - Esempio di scoring globale

AREA N.ro	DESCRIZIONE AREA	SCORE	PONDERAZIONE %
1	REDDITIVITA' E SOSTENIBILITA' DEL DEBITO	4,5	40%
2	PATRIMONIO E INDEBITAMENTO	5,7	30%
3	FINANZA E FLUSSI DI CASSA	3,8	20%
4	EQUILIBRIO STRUTTURA FINANZIARIA	6,3	5%
5	CRESCITA	8,5	5%

Quindi

**Scoring Bilancio =**

$$= 4,5 * 40\% + 5,7 * 30\% + 3,8 * 20\% + 6,3 * 5\% + 8,5 * 5\% = 5,0$$

## INTERVENTI CORRETTIVI

Allo scoring globale così ottenuto, vengono poi apportati ulteriori *hair cut* automatici (prudenziali) sulla base della seguente matrice:

Tab. A10 – Hair cut automatici

PUNTI ADDIZIONALI DI PENALIZZAZIONE	Valore <=		
	0,0%	5,0%	10,0%
<b>Patrimonio netto / Attivo</b>	0,0%	5,0%	10,0%
Penalty	-3,0	-1,0	-0,5
<b>Margine operativo lordo / Fatturato</b>	0,0%	2,0%	4,0%
Penalty	-2,0	-1,0	-0,5
<b>Reddito operativo / Fatturato</b>	0,0%	1,0%	2,0%
Penalty	-1,5	-0,5	0,0
<b>Reddito netto / Fatturato</b>	0,0%	0,5%	1,0%
Penalty	-1,0	0,0	0,0

*È stata considerata solo la penalizzazione massima ottenuta sui 3 indicatori reddituali*

Esempio:

Azienda con *scoring* globale di bilancio pari a 6,5 con patrimonio netto negativo, margine operativo lordo pari al 3,5% dei ricavi, reddito operativo con incidenza del 1,5% e risultato netto d'esercizio in perdita.

Lo *scoring* di bilancio finale, al netto delle rettifiche automatiche (*hair cut*), sarà perciò pari a:

$$\text{Score} = 6,5 + \min(-0,5; 0,0; -1,0) + (-3,0) = 2,5$$

Scoring ante-rettifiche

Penalizzazione massima ottenuta sui 3 indicatori reddituali

Penalizzazione relativa al deficit patrimoniale

Sulla base dello *scoring* così attribuito, la specifica azienda viene allocata ad una determinata categoria di rischio.

Tab. A11 - *Categorie di rischio*

Classe	Stelle	Range Scoring
A+	*****	8,33 - 10
A	****	6,67 - 8,33
B	***	5,00 - 6,67
B-	**	3,33 - 5,00
C	*	1,67 - 3,33
D	-	0 - 1,67

## LA MATRICE DI POSIZIONAMENTO

Tab. A12 – *Matrice di posizionamento*

AREA	CLASSE DI MERITO					
	D	C	B-	B	A	A+
REDDITIVITA' E SOSTENIBILITA' DEL DEBITO					****	
PATRIMONIO E INDEBITAMENTO						****
FINANZA E FLUSSI DI CASSA			**			
EQUILIBRIO STRUTTURA FINANZIARIA				***		
CRESCITA					****	
<b>SCORING GLOBALE</b>					****	

L'analisi della Matrice di posizionamento si rivela utile per evidenziare punti di forza e di debolezza dell'azienda e per identificare le aree sulle quali l'azienda può intervenire per migliorare il proprio *standing* creditizio.

Per individuare le aree più a rischio la *matrice di posizionamento* incrocia due dimensioni dell'analisi:

- 1) Sull'asse delle ascisse (x), la valutazione dell'impresa per la singola area di bilancio al fine di determinare se l'impresa è forte o debole per ciascuna di esse. In questo modo si può stabilire se esistono o meno significativi margini di miglioramento per singola area;

- 2) Sull'asse delle ordinate (y), la sensibilità dello *scoring* globale di bilancio (decescente dall'alto verso il basso) rispetto gli *score* delle singole aree.

Un'area di bilancio che presenta elementi di debolezza diventa critica in una prospettiva di merito creditizio quando la valutazione dello *scoring* di bilancio presenta un'alta sensibilità al punteggio di quell'area.

Nell'esempio precedente, la matrice di posizionamento evidenzia che si tratta di un'azienda in crescita, ben patrimonializzata e con una redditività soddisfacente e coerente con l'indebitamento in essere; tuttavia, l'area di bilancio con le maggiori criticità è rappresentata proprio dalla finanza per cui, al fine di migliorare il proprio merito creditizio, l'impresa potrebbe ad es. riequilibrare i termini della politica commerciale attuata nei confronti di clienti e/o fornitori.