



*Dipartimento di Economia e Finanza      Cattedra di Risk Management*

## **RIASSUNTO TESI**

### **Applicazioni dei modelli di gestione del rischio di credito**

RELATORE

Prof. Domenico Curcio

CANDIDATA

Greta Di Fabio

Matr. 626781

CORRELATORE

Prof. Emilio Barone

ANNO ACCADEMICO 2010/2011



## Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b> .....	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Il rischio di credito</b> .....	<b>6</b>
2.1	Definizione .....	6
2.2	Componenti.....	8
2.2.1	Perdita attesa ( <i>EL, expected loss</i> ).....	8
2.2.1.1	PD ( <i>default probability</i> ) .....	9
2.2.1.2	LGD ( <i>loss given default</i> ).....	10
2.2.1.3	EAD ( <i>exposure at default</i> ) .....	13
2.2.2	Perdita inattesa ( <i>UL, unexpected loss</i> ) .....	14
2.3	Tipologie .....	16
<b>3</b>	<b>Aspetti regolamentari sul rischio di credito</b> .....	<b>18</b>
3.1	Il Comitato di Basilea.....	18
3.2	Basilea 1 (1988).....	19
3.3	Basilea 2 (2004).....	22
<b>4</b>	<b>I modelli di scoring</b> .....	<b>32</b>
4.1	L'analisi discriminante lineare e lo <i>Z-score</i> di Altman .....	32
4.2	Test sui modelli di analisi discriminante lineare e di Altman .....	49
4.3	I modelli di regressione .....	53
4.4	Test sui modelli di regressione.....	62
4.5	I modelli di natura induttiva (cenni) .....	75
4.6	Analisi dei risultati ottenuti con i diversi modelli.....	81
4.7	Pregi e difetti dei modelli di scoring .....	84

<b>5</b>	<b>I modelli basati sul mercato dei capitali</b> .....	<b>86</b>
5.1	I modelli in forma ridotta.....	86
5.1.1	I modelli basati sugli <i>spread</i> dei <i>corporate bond</i> .....	87
5.1.2	Pregi e difetti dei modelli basati sugli <i>spread</i> obbligazionari..	90
5.2	I modelli strutturali .....	92
5.2.1	Il modello di Merton “classico” .....	92
5.2.2	Test sul modello di Merton “classico” .....	124
5.2.3	Pregi e difetti del modello di Merton “classico” .....	134
5.2.4	Il modello di Merton a “2 equazioni” ed il modello di KMV	136
5.2.5	Test sul modello di Merton a “2 equazioni” .....	147
5.2.6	Pregi e difetti dei modelli di Merton a “2 equazioni” e di KMV.....	153
5.2.7	Analisi dei risultati ottenuti con i diversi modelli.....	155
<b>6</b>	<b>Conclusioni</b> .....	<b>157</b>
	<b>Bibliografia</b> .....	<b>162</b>
	<b>Siti internet consultati</b> .....	<b>169</b>
	<b>Indice delle figure</b> .....	<b>170</b>
	<b>Indice delle tabelle</b> .....	<b>172</b>

# 1 Introduzione

La storia moderna offre numerosi esempi<sup>1</sup> di come, sempre più frequentemente, i fallimenti degli intermediari finanziari siano dovuti ad eccessive ed incontrollate esposizioni nei confronti di creditori che versano in situazioni di straordinaria difficoltà. Le complicate vicende che negli anni più recenti<sup>2</sup> hanno colpito i mercati finanziari, provocando dapprima la caduta dei “colossi” americani nel campo dell’intermediazione finanziaria ed in seguito uno strascico di gravi conseguenze che hanno travolto l’intera economia mondiale, infatti, dimostrano come il rischio di credito occupi senza dubbio un ruolo di primo piano tra le varie cause scatenanti della crisi.

In effetti, gli episodi che si sono susseguiti dal 2007 ad oggi, hanno profondamente inciso sulle economie dei diversi Paesi ed in particolare sul loro sistema finanziario. Per quanto riguarda le banche, infatti, la maggiore attenzione al rischio di credito delle controparti con cui si stipulano operazioni finanziarie ed il *credit crunch*, ovvero l’improvviso inasprimento dei criteri relativi all’offerta di credito, ha provocato notevoli cambiamenti nella composizione stessa dei bilanci degli intermediari finanziari.

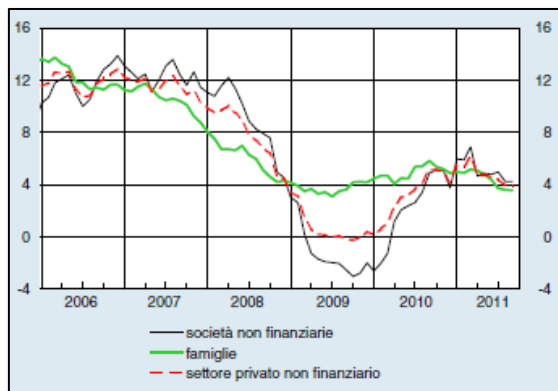
In particolare, in Italia l’attività di finanziamento al settore privato da parte delle banche (**Figura 1-1**), per i motivi appena esposti, si è fortemente ridotta negli anni immediatamente successivi allo scoppio della crisi.

---

<sup>1</sup> Basti pensare ai fallimenti di *Enron e Worldcom* nel 2002 in America ma anche ai casi Cirio e Parmalat in Italia tra il 2003 ed il 2004, per poi arrivare alla recente crisi del 2007.

<sup>2</sup> Si fa riferimento alla crisi finanziaria che si è sviluppata a partire dal 2007 negli Stati Uniti ed ha condotto a fallimenti eccellenti, quali il crollo di *Lehman Brothers* nel settembre 2008, nonché a pericolose conseguenze per le principali economie globali.

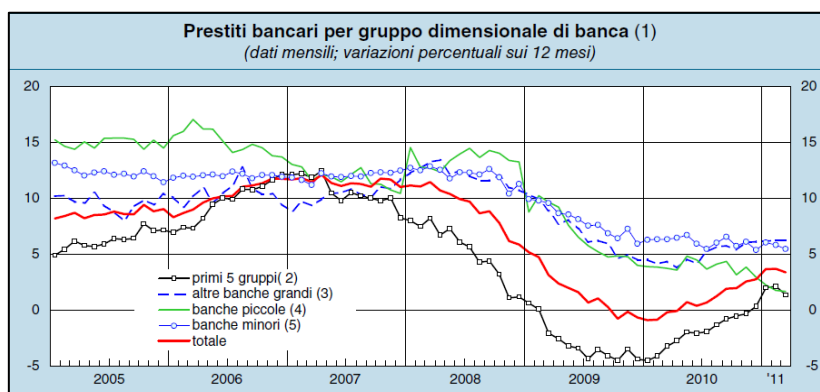
Figura 1-1: *Evoluzione del credito al settore privato da parte delle banche (2006-2011)*



Fonte: Banca d'Italia (2011)

A partire dal 2010 si è assistito comunque ad un miglioramento della situazione, con un aumento dei prestiti sia per i grandi gruppi bancari che per le banche minori (**Figura 1-2**).

Figura 1-2: *Prestiti bancari per gruppo dimensionale di banca (2005-2011)*



Fonte: Banca d'Italia (2011)

Oltre ad un netto rallentamento nell'attività di finanziamento, negli ultimi anni si è assistito ad un pesante deterioramento della qualità del credito, dovuto principalmente ad un aumento delle sofferenze nei bilanci degli intermediari (**Tabella 1-1**).

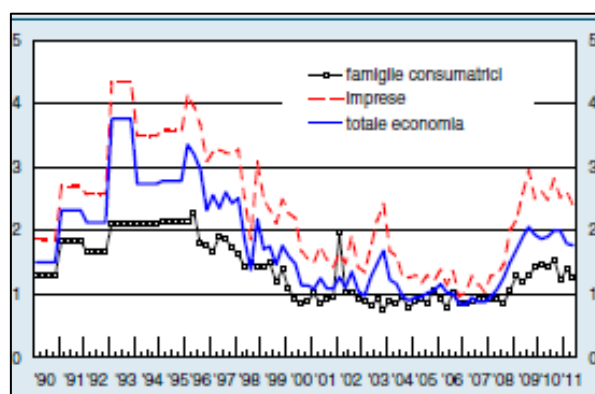
Tabella 1-1: Qualità del credito erogato dai 5 maggiori gruppi bancari italiani

	Valore	Variazione percentuale rispetto a dicembre 2010	Quota sul totale dei crediti verso clientela		Tasso di copertura (2)	
			dic. 2010	glu. 2011	dic. 2010	glu. 2011
Esposizioni lorde deteriorate	151.515	4,4	10,7	11,1	41,3	42,0
sofferenze	86.175	7,0	5,9	6,3	57,7	57,9
incagli	42.739	-0,8	3,2	3,1	24,6	24,6
esposizioni ristrutturate	15.134	7,5	1,0	1,1	14,3	15,6
esposizioni scadute deteriorate	7.467	0,7	0,5	0,5	11,3	10,8

Fonte: Banca d'Italia (2011)

La **Figura 1-3**, a tal proposito, mostra l'andamento del "tasso di ingresso in sofferenza", calcolato come rapporto tra i prestiti in sofferenza e gli impieghi complessivi<sup>3</sup>, dell'intero sistema bancario italiano.

Figura 1-3: Andamento tasso di ingresso in sofferenza per le banche italiane (1990-2011)



Fonte: Banca d'Italia (2011)

Per i motivi appena esposti, oggi è sempre maggiore la richiesta di strumenti e modelli atti a valutare in maniera efficace il rischio di credito delle controparti con cui le banche e gli altri intermediari finanziari si trovano a concludere molteplici e sempre più complesse operazioni.

Attualmente il ventaglio di modelli per la stima del rischio di credito, dunque della probabilità di default, dei creditori è abbastanza ampio, tuttavia,

<sup>3</sup> Banca d'Italia, (2011), *Rapporto sulla stabilità finanziaria*, Novembre 2011, n. 2, p. 38.

nonostante la varietà, frequentemente tali modelli non risultano sufficientemente adeguati a fronteggiare le complicate circostanze che caratterizzano numerose economie, in primo luogo quella italiana, in questo difficile momento. Infatti, oltre a notevoli vantaggi, essi presentano spesso considerevoli difetti, che in alcuni casi possono andare ad inficiare il risultato stesso al quale si è giunti e quindi generare stime distorte con ripercussioni più o meno gravi sull'economia.

Lo scopo di questa trattazione è quello di fornire un quadro dettagliato di due delle tipologie più utilizzate, nell'ambito dei modelli di valutazione del rischio di credito, sottolineandone la metodologia adottata e gli aspetti positivi e negativi.

In particolare, dopo una prima parte teorica, nella quale si andranno a chiarire i concetti fondamentali relativi alla definizione, alle componenti e alle principali tipologie di rischio di credito (nel *Capitolo 2*) nonché ai principali aspetti regolamentari ad esso inerenti (nel *Capitolo 3*), verranno presi in esame:

- i modelli di scoring (nel *Capitolo 4*), i più diffusi per la valutazione del rischio di credito, che utilizzano un metodo statistico per stimare la probabilità di default. In maniera specifica nell'elaborato verranno trattati il modello dell'analisi discriminante lineare, il modello basato sullo Z-score di Altman ed i modelli di regressione per i quali, in seguito ad un'esposizione puramente teorica della tecnica adottata, verrà condotta un'applicazione pratica relativa ad un campione scelto di imprese, quindi una successiva valutazione dei risultati ottenuti e dei pregi e difetti legati al modello;
- i modelli basati sul mercato dei capitali (nel *Capitolo 5*), i quali hanno trovato applicazione soprattutto negli anni più recenti, con particolare



attenzione al modello di Merton e a quello di KMV, per i quali verrà portata avanti una trattazione simile a quella precedentemente enunciata per l'altra classe di modelli.

Infine verranno rivalutati gli approcci esposti alla luce del drammatico contesto economico in cui attualmente si trovano la maggior parte delle economie mondiali ed inoltre saranno elencati i principali interventi normativi che mirano ad evidenziare l'importanza del rischio di credito nei mercati finanziari ed in particolare la sua corretta valutazione.

## 2 Il rischio di credito

Il rischio di credito può essere definito come *“la possibilità che una variazione inattesa del merito creditizio di una controparte generi una corrispondente variazione inattesa del valore corrente della relativa esposizione creditizia”*<sup>4</sup>.

Il prestatore di fondi, dunque, è tenuto a monitorare costantemente la situazione economico-finanziaria della controparte, in modo da stimare l'eventuale perdita attesa, che non costituisce rischio, e distinguerla dalla perdita inattesa, la vera e propria fonte di rischio.

Per perdita attesa (*expected loss, EL*) si intende *“il valore medio della distribuzione delle perdite che un'istituzione creditizia si attende di subire su un portafoglio prestiti”*<sup>5</sup>; sostanzialmente essa rappresenta la perdita, dunque il costo, che l'istituzione si attende (ex-ante) di dover sostenere a fronte dell'esposizione creditizia, individuata come:

$$EL = PD \times EAD \times LGD$$

dove:

*PD*, è la probabilità di insolvenza;

*EAD*, è l'esposizione in caso di insolvenza;

*LGD*, è il tasso di perdita in caso di insolvenza.

La perdita attesa è dunque una componente conosciuta, da non considerare come rischio, poiché è già incorporata nelle aspettative della banca e per questo imputata a conto economico mediante un corrispondente accantonamento.

---

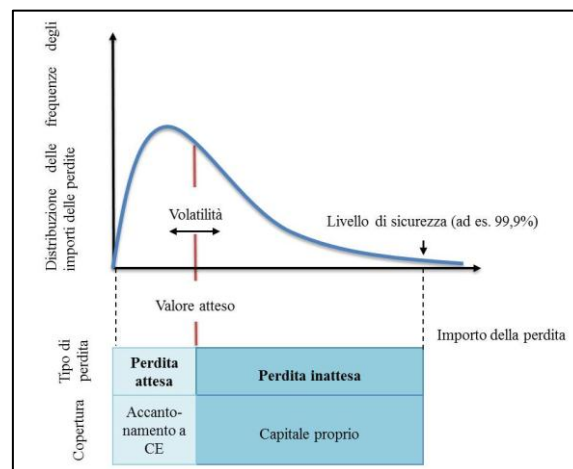
<sup>4</sup> Resti A. & Sironi A., (2008), *Rischio e valore nelle banche*, Milano, Egea, p.351.

<sup>5</sup> [www.portalino.it](http://www.portalino.it), Rossi Mariano, (2003), Perdita attesa, perdita inattesa e diversificazione.

La perdita inattesa (*unexpected loss, UL*), invece, costituisce la vera fonte di rischio per la banca ed è definita come “la variabilità della perdita attorno al suo valore medio, cioè attorno alla *EL*”<sup>6</sup>.

Essa rappresenta in pratica il rischio che la perdita, a posteriori, si dimostri superiore a quella stimata ex ante.

Figura 2-1: Perdita attesa e inattesa



Fonte: Credit Suisse

Analiticamente la perdita inattesa può essere definita come segue:

$$U_L = \sqrt{\sigma_{EDF}^2 \times LGD + EDF \times \sigma_{LGD}^2}$$

dove:

$\sigma_{EDF}^2$ , rappresenta la varianza del tasso di insolvenza;

$\sigma_{LGD}^2$ , rappresenta la varianza del tasso di perdita;

$LGD$ , è il tasso di perdita atteso in caso di insolvenza;

<sup>6</sup> Resti A. & Sironi A., (2008), *Rischio e valore nelle banche*, Milano, Egea, p.356.

*EDF*, è il tasso di insolvenza atteso.

A differenza di quanto accade in riferimento a quella attesa, per la perdita inattesa deve essere stabilita la copertura mediante il patrimonio della banca per un ammontare che dovrà, dunque, essere sopportato dagli azionisti.

Quella del rischio di credito è una macroclasse all'interno della quale si possono distinguere varie tipologie più specifiche, quali il rischio di insolvenza, il rischio di migrazione o di downgrading, il rischio di recupero, il rischio di esposizione, il rischio di spread, il rischio di pre-regolamento o di sostituzione ed il rischio Paese.

### 3 Aspetti regolamentari sul rischio di credito

L'Accordo sul Capitale Minimo delle Banche del 1988, conosciuto come Basilea 1, prevedeva in merito al rischio di credito un sistema di ponderazioni distinguendo le esposizioni in base al grado di liquidità (contanti, titoli, ecc.), la natura dei mutuatari (governi, banche centrali, banche) e l'area geografica di residenza (paesi area OCSE e non)<sup>7</sup>.

L'Accordo disponeva, inoltre, che le banche si munissero, per fronteggiare il rischio di credito, di un ammontare di capitale pari almeno all'8% delle attività ponderate per il rischio, definendo così un coefficiente di solvibilità pari a:

$$\text{Risk Asset Ratio} = \frac{PV}{(\sum_{i=1}^n A_i P_i)} \geq 8\%$$

in cui:

$PV$ , rappresenta il patrimonio di vigilanza;

$A_i$ , è l'attività i-esima;

$P_i$ , è il coefficiente di ponderazione al rischio per le varie classi di attività.

Dal giugno del 1999, il Comitato di Basilea ha avviato un lungo processo di revisione del documento risalente al 1988, che si è concluso nel 2004 con la stesura della versione finale del Nuovo Accordo di Basilea, Basilea 2 appunto.

Per quanto riguarda il rischio di credito, un ruolo fondamentale nel Nuovo Accordo è giocato dall'assegnazione di un rating al cliente, vale a dire di un giudizio che misura il grado di rischio di un titolo obbligazionario. La novità

---

<sup>7</sup> Cfr. Trevisan S., *Op. Cit.*, pp. 6-7.

riguarda il fatto che Basilea 2 introduce la possibilità, per gli istituti di credito, di affiancare ai rating prodotti dalle agenzie specializzate (ECAI, *External Credit Assessment Institution*), giudizi prodotti al proprio interno (mediante il metodo IRB, *Internal Rating Based*).

Nello specifico si distinguono tre approcci:

1. il “Metodo Standard” (*Standardized Approach*), che sostanzialmente non si discosta dall’approccio previsto nel precedente Accordo, in quanto prevede ancora un accantonamento pari all’8% delle attività ponderate per il rischio, ma questa volta con l’assegnazione ad ogni attività di un fattore di ponderazione, stimato dalle agenzie di rating esterne autorizzate dall’Autorità di vigilanza.
2. il “Metodo basato sui rating interni di base” (*IRB Foundation*), del quale possono usufruire soltanto le istituzioni creditizie che dimostrano di soddisfare precisi requisiti richiesti dall’Autorità di vigilanza. Tale approccio, in sostanza, prevede che le banche possano calcolare, in base ai propri strumenti analitici (previamente approvati dagli organi di vigilanza), la probabilità di default (PD).
3. il “Metodo basato sui rating interni avanzato” (*IRB Advanced*), che costituisce il metodo più complesso, sofisticato e costoso. Infatti, oltre alla PD, in questo caso vengono stimate internamente anche la LGD, la EAD e la Maturity (M), che, invece, nell’*IRB foundation* assumono valori determinati dalle Autorità di vigilanza.

L’evidenza empirica mostra che, passando dal metodo standard a quello IRB, le ponderazioni diventano più sensibili al rischio, con effetti positivi o negativi, tradotti in risparmi o ulteriori spese, a seconda della rischiosità del portafoglio.

## 4 I modelli di scoring

I modelli tradizionalmente più utilizzati per la valutazione del rischio di credito sono quelli di tipo statistico, più conosciuti come modelli di scoring. Essi si servono di alcuni indici economico-finanziari della performance aziendale, ai quali vengono attribuite precise ponderazioni, che riflettono la relativa capacità di prevedere l'insolvenza. In tal modo si arriva ad una valutazione del merito creditizio, sintetizzata in un valore numerico, chiamato *score*, rappresentativo della probabilità di insolvenza<sup>8</sup>.

In particolare gli approcci trattati in questo lavoro sono stati: l'analisi discriminante lineare, lo *Z-score* di Altman ed i modelli di regressione.

Per le applicazioni dei modelli si è fatto riferimento ad un campione di 38 imprese selezionate tra le società operanti nel settore dei beni di consumo (ed in particolare nei settori: automobili e componentistica, alimentari e prodotti per la casa) e quotate presso la Borsa Italiana<sup>9</sup>. Tali aziende sono state distinte in due gruppi in base ai valori assunti da un indice di indipendenza finanziaria<sup>10</sup> calcolato come rapporto tra i mezzi propri ed i mezzi totali a disposizione dell'azienda, ponendo come limite per il suddetto indice il valore del 33%<sup>11</sup>. In base a tale discriminazione, dunque, si è arrivati a distinguere 22 imprese "sicure" appartenenti al gruppo A e con valori dell'indice di indipendenza

---

<sup>8</sup> Cfr. Resti A. & Sironi A., *Op. Cit.*, p. 361.

<sup>9</sup> Cfr. Sito [www.borsaitaliana.it](http://www.borsaitaliana.it).

<sup>10</sup> Tutti i dati contabili utilizzati fanno riferimento ai Bilanci consolidati relativi al 31/12/2010.

<sup>11</sup> In particolare, valori dell'indice inferiori al 33% indicano una struttura finanziaria critica, valori compresi tra il 33% ed il 55% sottolineano che la situazione finanziaria è da monitorare, valori compresi tra il 55% ed il 66% indicano una struttura finanziaria equilibrata mentre per valori maggiori di 66% si prevedono possibilità di sviluppo future.

finanziaria maggiori del 33% e 16 imprese “rischiose” appartenenti al gruppo B, con un indice inferiore al 33%.

Gli elementi fondamentali al fine di sviluppare l’analisi discriminante lineare sono stati:

- le due variabili indipendenti scelte, calcolate come  $\frac{\text{oneri finanziari}}{\text{fatturato}}$  e  $\frac{\text{totale attivo}}{\text{capitale proprio}}$ , per ogni impresa;
- gli *score* associati alle diverse aziende:

$$Z = a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_nX_n = \sum_{i=1}^n a_iX_i$$

dove:

$Z$ , è il valore discriminante per ogni singolo cliente;

$a_i$ , sono i coefficienti di discriminazione;

$X_i$ , sono le variabili esplicative;

- le probabilità di default:

$$PD = p(B|\mathbf{x}_i) = \frac{1}{1 + \frac{1 - \pi_B}{\pi_B} e^{z_i - \alpha}}$$

con:

$p(B|\mathbf{x}_i)$ , probabilità di appartenere al gruppo B (quello delle imprese “rischiose”), dato il vettore  $\mathbf{x}_i$  delle variabili indipendenti considerate;

$z_i$ , valore dello *score*;

$\alpha$ , valore del *cut-off*;

$\pi_B$ , probabilità di default a priori (o *prior*), che in mancanza di informazioni più dettagliate può essere ricavata in base all’incidenza delle aziende appartenenti al gruppo B rispetto all’intero campione.



Tabella 4-6: Valori degli z-score e delle PD

Imprese Gruppo A	$z_i$	PD	Imprese Gruppo B	$z_i$	PD
Aeffe	-5,943	41%	Antichi Pellettieri	-10,194	98%
B&C Speakers	-4,229	11%	Bialetti Industrie	-13,169	100%
Basicnet	-7,086	68%	Caleffi	-6,580	56%
Benetton Group	-4,311	12%	Cobra	-6,831	62%
Bonifiche Ferraresi	-3,297	5%	Cogeme Set	-9,881	97%
Brembo	-6,983	66%	Fiat	-12,739	100%
Campari	-3,876	8%	Immsi	-11,637	100%
Centrale del Latte di Torino	-5,569	32%	Indesit Company	-8,761	92%
Csp International	-4,761	17%	Piaggio	-7,911	83%
De Longhi	-4,923	20%	Pininfarina	-11,357	99%
Elica	-4,980	21%	Poltrona Frau	-10,041	98%
Emak	-3,978	9%	Ratti	-7,144	69%
Geox	-3,246	4%	Richard-Ginori 1735	-6,148	46%
La Doria	-7,119	69%	Rosss	-6,163	46%
Landi Renzo	-4,964	20%	Sogefi	-7,843	82%
Luxottica	-5,755	36%	Zucchi	-15,327	100%
Marcolin	-6,335	50%			
Parmalat	-2,972	3%			
Pirelli	-8,036	85%			
Rcf Group	-4,824	18%			
Safilo Group	-5,462	30%			
Tod'S	-4,060	9%			
<b>VALORI MEDI</b>	<b>-5,123</b>	<b>29%</b>	<b>VALORI MEDI</b>	<b>-9,483</b>	<b>83%</b>

Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

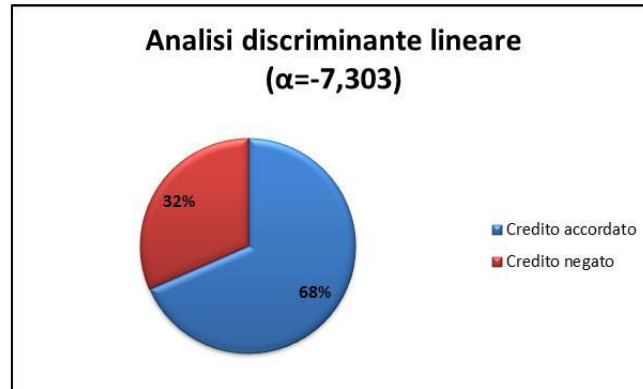
Gli score  $z_i$  ottenuti sono stati quindi valutati rispetto a 3 differenti valori soglia o *cut-off*:

1.  $\alpha \equiv \frac{1}{2} a_i(\mathbf{X}_A + \mathbf{X}_B) = \frac{z_A + z_B}{2}$ , individuato come media dei centroidi relativi agli score per i due gruppi;
2.  $\alpha' \equiv \alpha + \ln \frac{\pi_B}{1 - \pi_B}$ , considerando i prior;
3.  $\alpha'' = \alpha + \ln \frac{\pi_B \cdot C(A|B)}{(1 - \pi_B) \cdot C(B|A)}$ , prestando attenzione agli errori del primo e del secondo tipo.

Sotto l'ipotesi che una banca giudichi eccessivamente rischiosa un'impresa il cui valore dello score risulti inferiore al *cut-off* stimato e per questo decida di negarle il credito, è stato possibile giungere ai seguenti risultati:

- con  $\alpha = -7,303$ , si è arrivati alla decisione di negare il credito a 12 imprese su 38, 11 inserite nel Gruppo B ed una nel Gruppo A;

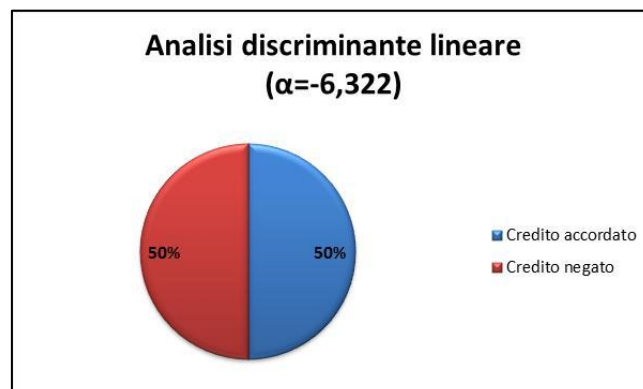
Figura 4-17: Risultati analisi discriminante lineare ( $\alpha=-7,303$ )



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

- con  $\alpha' = -6,322$ , si negherebbe invece il credito a 19 aziende, quindi a tutte le 14 imprese del Gruppo B e a 5 imprese appartenenti al Gruppo A;

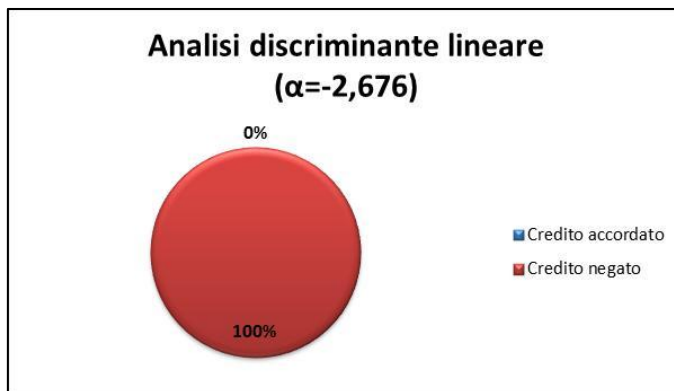
Figura 4-18: Risultati analisi discriminante lineare ( $\alpha'=-6,322$ )



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

- con  $\alpha'' = -2,767$ , avendo imposto vincoli ancora più stringenti, si arriverebbe a non concedere il credito a nessuna delle 38 imprese del campione.

Figura 4-19: Risultati analisi discriminante lineare ( $\alpha'=-2,676$ )



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

Applicando il modello di Altman al campione, utilizzando le variabili classiche del modello, è stato possibile ottenere gli *score* come:

$$z_i = 1,2 \cdot x_{i,1} + 1,4 \cdot x_{i,2} + 3,3 \cdot x_{i,3} + 0,6 \cdot x_{i,4} + 1,0 \cdot x_{i,5}$$

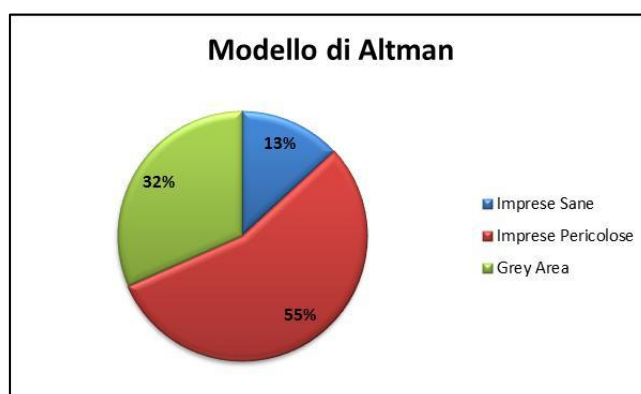
Tabella 4-8: Z- score per le imprese

Imprese Gruppo A	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$z_i$	Imprese Gruppo B	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$z_i$
Aeffe	-0,036	-0,032	-0,034	0,229	0,568	<b>0,505</b>	Antichi Pellettieri	-0,429	-0,112	-0,071	0,161	1,015	<b>0,205</b>
B&C Speakers	0,339	0,146	0,230	5,743	1,308	<b>6,123</b>	Bialetti Industrie	-0,193	-0,101	0,079	0,155	0,997	<b>0,977</b>
Basinet	0,120	-0,005	0,075	1,189	0,597	<b>1,694</b>	Caleffi	0,343	0,000	0,016	0,404	1,184	<b>1,889</b>
Benetton Group	0,000	0,021	0,060	0,628	0,702	<b>1,306</b>	Cobra	-0,206	-0,099	-0,060	0,238	0,823	<b>0,382</b>
Bonifiche Ferraresi	0,029	0,006	0,009	4,047	0,050	<b>2,550</b>	Cogeme Set	0,055	-0,010	0,011	0,121	0,288	<b>0,451</b>
Brembo	0,123	0,018	0,055	0,807	1,111	<b>1,950</b>	Fiat	0,221	0,005	0,014	0,303	0,489	<b>0,986</b>
Campari	0,180	0,046	0,102	2,038	0,439	<b>2,278</b>	Immsi	0,000	0,000	0,041	0,168	0,694	<b>0,929</b>
Centrale del Latte di Torino	-0,002	0,009	0,027	0,325	0,876	<b>1,168</b>	Indesit Company	-0,054	0,033	0,082	0,556	1,290	<b>1,877</b>
Csp International	0,345	0,031	0,048	0,446	0,775	<b>1,658</b>	Piaggio	-0,026	0,011	0,072	0,795	0,961	<b>1,659</b>
De Longhi	0,214	0,041	0,096	1,108	1,038	<b>2,334</b>	Pininfarina	0,296	-0,103	-0,062	0,362	0,636	<b>0,859</b>
Elica	0,106	0,029	0,032	0,467	1,109	<b>1,662</b>	Poltrona Frau	0,065	0,002	0,036	0,573	0,860	<b>1,403</b>
Emak	0,382	0,036	0,078	1,313	0,999	<b>2,553</b>	Ratti	0,363	-0,014	0,003	0,811	0,823	<b>1,736</b>
Geox	0,413	0,092	0,150	4,519	1,365	<b>5,196</b>	Richard-Ginori 1735	-0,056	-0,164	-0,124	0,454	0,623	<b>0,188</b>
La Doria	0,256	0,023	0,080	0,273	1,299	<b>2,066</b>	Rosss	0,094	-0,054	-0,051	1,422	1,106	<b>1,828</b>
Landi Renzo	0,261	0,038	0,096	1,769	0,873	<b>2,619</b>	Sogefi	0,043	0,025	0,057	0,548	1,251	<b>1,853</b>
Luxottica	0,081	0,030	0,089	2,256	0,725	<b>2,512</b>	Zucchi	-0,131	-0,074	0,008	0,052	0,690	<b>0,486</b>
Marcolin	0,358	0,101	0,136	2,552	1,130	<b>3,680</b>							
Parmalat	0,397	0,037	0,072	3,207	0,939	<b>3,628</b>							
Pirelli	0,016	-0,014	0,073	0,630	0,863	<b>1,480</b>							
Ref Group	0,270	0,004	0,030	0,457	0,740	<b>1,442</b>							
Safilo Group	0,189	0,002	0,046	1,045	0,727	<b>1,733</b>							
Tod'S	0,326	-0,046	0,175	7,622	0,860	<b>6,337</b>							

Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

Tale approccio, ha dunque evidenziato 5 imprese sane (tutte nel Gruppo A), 21 aziende “pericolose” (9 nel Gruppo A e 12 nel Gruppo B) mentre per le restanti 12 (8 classificate nel gruppo A e 4 nel gruppo B) il modello utilizzato non ha fornito risultati utili e per questo motivo le imprese sono state incluse nella cosiddetta grey area (**Figura 4-20**).

**Figura 4-20: Risultati modello di Altman**



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

Per quanto riguarda i modelli di regressione, utilizzando le medesime variabili dello *Z-score* di Altman, in riferimento al campione analizzato sono stati ottenuti precisi valori per gli *score*  $y_i$ , mediante il modello lineare e per le *PD*, con l'approccio *logit* (**Tabella 4-12**).

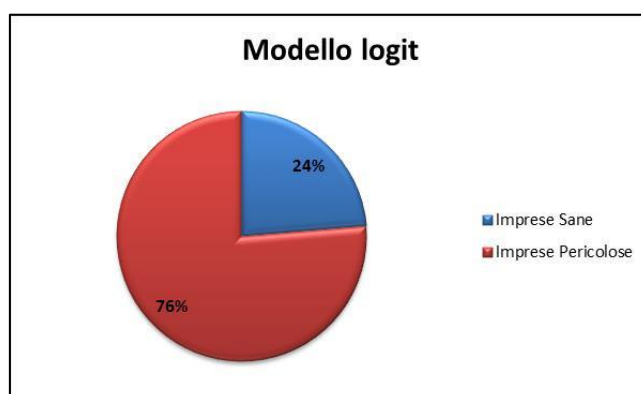
Soffermandosi in modo specifico sulle probabilità di default ricavate mediante il modello *logit*, ipotizzando di considerare “pericolose” quelle imprese che mostrano delle  $PD \geq 50\%$ , sono state rilevate 9 imprese sane (tutte inserite nel Gruppo A) e 29 rischiose (le 16 appartenenti al Gruppo B e 13 nel Gruppo A); tali risultati sono riassunti nella **Figura 4-21**.

Tabella 4-12: Probabilità di default con il modello logit

Imprese Gruppo A	$y_i$	Prob (Default)	Imprese Gruppo B	$y_i$	Prob (Default)
Aeffe	61%	65%	Antichi Pellettieri	98%	73%
B&C Speakers	-162%	16%	Bialetti Industrie	54%	63%
Basicnet	2%	51%	Caleffi	51%	62%
Benetton Group	19%	55%	Cobra	85%	70%
Bonifiche Ferraresi	-66%	34%	Cogeme Set	40%	60%
Brembo	26%	56%	Fiat	37%	59%
Campari	-39%	40%	Immsi	39%	60%
Centrale del Latte di Torino	42%	60%	Indesit Company	28%	57%
Csp International	26%	56%	Piaggio	20%	55%
De Longhi	2%	50%	Pininfarina	77%	68%
Elica	39%	60%	Poltrona Frau	34%	58%
Emak	0%	50%	Ratti	38%	59%
Geox	-100%	27%	Richard-Ginori 1735	103%	74%
La Doria	36%	59%	Rosss	52%	63%
Landi Renzo	-19%	45%	Sogefi	35%	59%
Luxottica	-31%	42%	Zucchi	64%	65%
Marcolin	-54%	37%			
Parmalat	-47%	38%			
Pirelli	25%	56%			
Rcf Group	35%	59%			
Safilo Group	16%	54%			
Tod'S	-174%	15%			
<b>VALORI MEDI</b>	<b>-16%</b>	<b>47%</b>	<b>VALORI MEDI</b>	<b>53%</b>	<b>63%</b>

Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

Figura 4-21: Risultati modello logit



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

In merito ai modelli analizzati, sono stati condotti diversi test:

- il *lambda di Wilks*, applicato all'analisi discriminante lineare e al modello di Altman, ottenuto come  $\Lambda = \frac{\sum_{i \in A} (z_i - z_A)^2 + \sum_{i \in B} (z_i - z_B)^2}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2}$ , per il quale sono stati riscontrati valori (rispettivamente del 49,94% e del 74,08%) che testimoniano come entrambi i modelli non siano perfetti;
- il test *F-to-remove*, calcolato come  $F = (N - m - 1) \cdot \frac{\frac{1 - \lambda^{(m)}}{\lambda^{(m-1)}}}{\frac{\lambda^{(m)}}{\lambda^{(m-1)}}}$ , ha permesso di considerare la variabile  $x_1$  nel modello basato sull'analisi discriminante lineare e la variabile  $x_4$  nello *Z-score* di Altman, entrambe non significative per i modelli;
- l'analisi della regressione lineare ha determinato errori standard e *p-value* prossimi allo zero per tutti i coefficienti ed inoltre un  $R^2$  pari ad 1;
- l'analisi di scenario condotta sui *ratios* utilizzati nel modello di regressione ha confermato la maggiore incidenza sulle PD ottenute delle variabili  $x_2$  e  $x_3$ ;
- osservando gli indici di curtosi ed asimmetria, è stata rilevata la presenza di un cospicuo numero di *outliers* per  $x_4$ , valori questi che hanno profondamente inciso sulla distribuzione della variabile nei modelli di regressione.

## 5 I modelli basati sul mercato dei capitali

I modelli per la stima dei tassi di insolvenza fondati sul mercato dei capitali si sono affermati in particolar modo negli ultimi anni, in seguito allo sviluppo degli stessi mercati (sia azionari che obbligazionari) e degli studi teorici in materia di determinazione dei prezzi delle attività finanziarie rischiose, studi che hanno favorito l'utilizzo di tali indicazioni sui prezzi dei valori mobiliari come elementi di primaria importanza nella determinazione di altre fondamentali informazioni (tra le quali, appunto, la stima del tasso di insolvenza).

In merito a tale famiglia di modelli, sono stati applicati al campione il modello di Merton (nella sua versione "classica" e come approccio delle "2 equazioni") e quello di KMV.

Per implementare il modello di Merton "classico" sono stati individuati:

- il valore di mercato dell'equity<sup>12</sup> (che equivale alla capitalizzazione di mercato<sup>13</sup>);
- il valore di mercato delle passività, che è una variabile di difficile determinazione<sup>14</sup>, ma sfruttando le ipotesi alla base del modello, in merito alla struttura semplificata del bilancio di un'impresa, può essere calcolato come il valore di mercato di uno *zero-coupon bond*, dunque come:

---

<sup>12</sup> Tale valore viene rilevato, mensilmente, per il periodo che va dal 30 Dicembre 2009 al 30 Dicembre 2010.

<sup>13</sup> La capitalizzazione viene espressa come prodotto tra il prezzo delle azioni ed il numero di azioni in circolazione. I dati relativi alla capitalizzazione delle imprese sono disponibili sul sito di Borsa Italiana.

<sup>14</sup> Al fine di risolvere queste difficoltà, alcuni modelli, come ad esempio quello di Leland (1994), presuppongono una maturità "infinita" del debito.

$$VM_{PASSIVITA'} = \frac{VC_{PASSIVITA'}}{(1 + r_f)^T}$$

dove:

$VC_{PASSIVITA'}$ , è il valore contabile delle passività<sup>15</sup> rilevato al 31/12/2010;

$r_f$ , è il tasso privo di rischio, che si è ipotizzato uguale al rendimento

medio ponderato dei BOT a 12 mesi al 31/12/2010<sup>16</sup>;

$T$ , è la scadenza media del debito, determinata individuando, per

ciascuna impresa, una scadenza media del passivo come:

$$T = \frac{[0,5 \cdot PC + 5 \cdot (P - PC)]}{P}$$

dove con  $P$  si indica il totale delle passività, con  $PC$  le passività correnti,

per le quali si ipotizza una scadenza media pari a 0,5 anni e con

$(P - PC)$  si intendono le passività non correnti, per le quali è prevista

una scadenza media di 5;

- il valore di mercato delle attività (per il periodo annuale considerato), come somma dei primi due valori;
- i rendimenti logaritmici mensili delle attività come  $\ln(R_{T+1}/R_T)$ ;
- la volatilità dell'attivo, espressa come:

$$\sigma_A = \sigma(R_{T,T+j}) = \sigma(R_T) \cdot \sqrt{T}$$

ipotizzando che l'anno sia formato da 252 giorni lavorativi;

---

<sup>15</sup> Ricavato a partire dai dati di bilancio, come differenza tra il totale delle attività ed il totale el patrimonio netto.

<sup>16</sup> Il rendimento medio ponderato viene individuato in base ai dati, relativi alle varie aste sui BOT semestrali, fornite dal Dipartimento del Tesoro.



- il *drift rate*  $\mu_A$ , espresso come  $\ln(1 + E(R_A))$ , con  $E(R_A)$  pari al rendimento atteso delle attività, determinato applicando il *Capital Asset Pricing Model* (CAPM):

$$E(R_A) = r_f + \beta \cdot (E(R_M) - r_f)$$

ipotizzando come proxy del portafoglio di mercato l'indice FTSE Italia All-Share, un  $r_f$ , pari al rendimento medio ponderato dei BOT a 12 mesi al 30/12/2010, un  $\beta$  ricavato mediante la funzione PENDENZA di Excel (considerando i rendimenti in eccesso delle attività e dell'indice di mercato) ed un MRP ( $E(R_M) - r_f$ ) del 5,8%<sup>17</sup>.

Si è giunti, quindi, mediante il *drift rate*  $\mu_A$ , a stimare le PD reali, come segue:

$$PD = N\left(-\frac{\ln\frac{A_T}{F} + \left(\mu_A - \frac{\sigma_A^2}{2}\right)T}{\sigma_A\sqrt{T}}\right) = N(-d_2)$$

e a confrontarle con quelle neutrali al rischio:

$$PD = N\left(-\frac{\ln\frac{A_T}{F} + \left(i - \frac{\sigma_A^2}{2}\right)T}{\sigma_A\sqrt{T}}\right) = N(-d_2)$$

ottenendo i seguenti risultati:

---

<sup>17</sup>Il *Market Risk Premium* è una variabile molto difficile da determinare, dunque si ipotizza di utilizzare un valore standard per il mercato italiano nel 2010 (pari al 5,8%) in base a Damodaran A., (2011), *Equity Risk Premiums (ERP): determinants, estimation and implications – The 2011 Edition*, New York, Stern School of Business, p. 29.

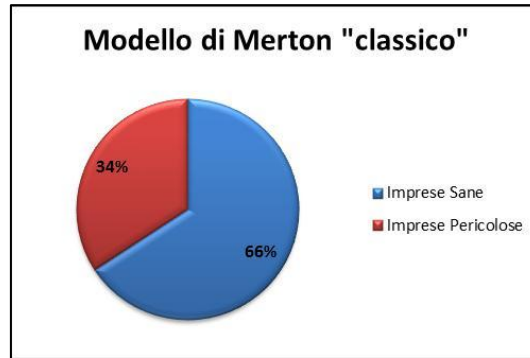
Tabella 5-17: PD "neutrali al rischio" e "reali" per le imprese

Imprese	$d_2$	PD (neutrali al rischio)	$d_2^*$	PD (reali)	$\Delta$ PD
Aeffe	0,15	44,05%	0,16	43,79%	0,26%
Antichi Pellettieri	0,21	41,81%	0,23	40,85%	0,95%
B&C Speakers	1,19	11,73%	1,18	11,85%	-0,13%
Basicnet	-0,09	53,70%	-0,08	53,17%	0,52%
Benetton Group	-0,23	58,95%	-0,23	59,10%	-0,15%
Bialetti Industrie	0,40	34,58%	0,40	34,37%	0,21%
Bonifiche Ferraresi	0,39	34,83%	0,43	33,24%	1,59%
Brembo	-0,14	55,51%	-0,12	54,75%	0,75%
Caleffi	1,11	13,35%	1,13	12,90%	0,45%
Campari	1,13	12,93%	1,16	12,36%	0,57%
Centrale del Latte di Torino	1,20	11,53%	1,22	11,11%	0,42%
Cobra	0,26	39,92%	0,26	39,77%	0,15%
Cogeme Set	0,35	36,27%	0,35	36,46%	-0,18%
Csp International	0,02	49,24%	0,01	49,56%	-0,32%
De Longhi	0,33	36,96%	0,34	36,54%	0,43%
Elica	0,33	36,96%	0,37	35,60%	1,35%
Emak	0,46	32,23%	0,45	32,66%	-0,42%
Fiat	0,09	46,24%	0,11	45,54%	0,70%
Geox	-0,95	83,01%	-0,93	82,44%	0,57%
Immsi	0,62	26,76%	0,62	26,88%	-0,11%
Indesit Company	-0,04	51,60%	-0,05	52,06%	-0,46%
La Doria	0,27	39,21%	0,29	38,43%	0,78%
Landi Renzo	-0,57	71,69%	-0,58	71,92%	-0,23%
Luxottica	0,34	36,52%	0,35	36,43%	0,09%
Marcolin	-0,70	75,72%	-0,68	75,22%	0,49%
Parmalat	0,76	22,37%	0,80	21,14%	1,23%
Piaggio	-0,18	57,22%	-0,18	57,26%	-0,04%
Pininfarina	-0,27	60,83%	-0,28	60,87%	-0,04%
Pirelli	0,07	47,38%	0,10	46,12%	1,26%
Poltrona Frau	0,33	37,08%	0,34	36,83%	0,24%
Ratti	-1,72	95,75%	-1,69	95,43%	0,32%
Rcf Group	0,45	32,71%	0,44	32,83%	-0,12%
Richard-Ginori 1735	-0,58	72,02%	-0,55	70,86%	1,16%
Rosss	-0,64	73,95%	-0,61	72,98%	0,97%
Safilo Group	-1,77	96,14%	-1,73	95,83%	0,32%
Sogefi	0,13	44,84%	0,16	43,69%	1,15%
Tod'S	0,01	49,47%	0,04	48,39%	1,08%
Zucchi	0,76	22,26%	0,75	22,61%	-0,35%

Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

Imponendo un limite in merito alla probabilità di default stimate (pari al 50%), al di sopra del quale una banca potrebbe negare il credito all'impresa, il modello di Merton "classico" suggerirebbe di considerare pericolose ben 13 società su un totale di 38 (considerando le PD reali).

Figura 5-7: Risultati modello di Merton "classico"



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

L'approccio delle "2 equazioni" è stato costruito, invece, stimando i valori di mercato dell'attivo e la relativa volatilità come soluzioni del seguente sistema di due equazioni in due incognite:

$$\begin{cases} E_0 = A_0 \cdot N(d_1) - F e^{-iT} \cdot N(d_2) \\ \sigma_E = \frac{A_0}{E_0} \cdot N(d_1) \cdot \sigma_A \end{cases}$$

E' stato quindi possibile determinare le PD e confrontarle con quelle del modello "classico" (Figura 5-32).

Le differenze nei valori ottenuti sono dovute a valori di mercato dell'attivo leggermente inferiori (per la maggior parte delle imprese) rispetto a quelli calcolati utilizzando il modello di Merton "classico" e ad un brusco calo, in generale, della volatilità dell'attivo.

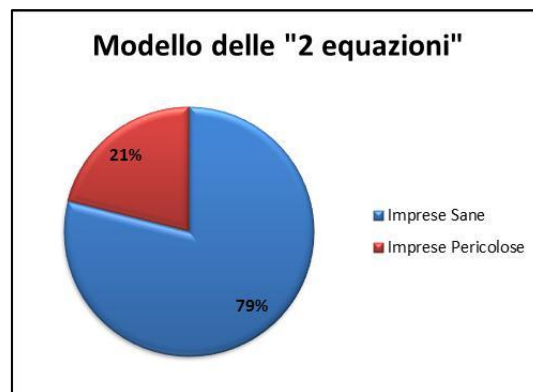
Tabella 5-32: Confronto PD utilizzando i due approcci

Imprese	Merton "classico"		Merton 2 equazioni	
	PD (neutrali al rischio)	PD (reali)	PD (Neutrali al rischio)	PD (Reali)
Aeffe	44,05%	43,79%	38,95%	38,52%
Antichi Pellettieri	41,81%	40,85%	32,18%	30,45%
B&C Speakers	11,73%	11,85%	21,29%	21,44%
Basicnet	53,70%	53,17%	70,79%	70,44%
Benetton Group	58,95%	59,10%	52,71%	52,92%
Bialetti Industrie	34,58%	34,37%	29,20%	28,90%
Bonifiche Ferraresi	34,83%	33,24%	0,32%	0,23%
Brembo	55,51%	54,75%	78,96%	78,58%
Caleffi	13,35%	12,90%	21,18%	20,64%
Campari	12,93%	12,36%	2,49%	2,28%
Centrale del Latte di Torino	11,53%	11,11%	11,20%	10,74%
Cobra	39,92%	39,77%	99,98%	99,98%
Cogeme Set	36,27%	36,46%	32,29%	32,63%
Csp International	49,24%	49,56%	63,76%	64,03%
De Longhi	36,96%	36,54%	65,33%	65,06%
Elica	36,96%	35,60%	0,55%	0,36%
Emak	32,23%	32,66%	4,78%	5,02%
Fiat	46,24%	45,54%	22,39%	21,17%
Geox	83,01%	82,44%	21,13%	19,61%
Immsi	26,76%	26,88%	22,25%	22,41%
Indesit Company	51,60%	52,06%	37,68%	38,39%
La Doria	39,21%	38,43%	24,72%	23,53%
Landi Renzo	71,69%	71,92%	65,78%	66,08%
Luxottica	36,52%	36,43%	0,00%	0,00%
Marcolin	75,72%	75,22%	40,90%	37,35%
Parmalat	22,37%	21,14%	0,68%	0,53%
Piaggio	57,22%	57,26%	21,89%	21,93%
Pininfarina	60,83%	60,87%	98,88%	98,88%
Pirelli	47,38%	46,12%	0,01%	0,01%
Poltrona Frau	37,08%	36,83%	6,67%	6,59%
Ratti	95,75%	95,43%	23,28%	17,27%
Ref Group	32,71%	32,83%	42,73%	42,84%
Richard-Ginori 1735	72,02%	70,86%	1,22%	0,88%
Rosss	73,95%	72,98%	4,03%	0,00%
Safilo Group	96,14%	95,83%	30,35%	25,35%
Sogefi	44,84%	43,69%	18,88%	17,84%
Tod'S	49,47%	48,39%	0,00%	0,00%
Zucchi	22,26%	22,61%	25,65%	26,30%

Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

I risultati in merito alle PD reali, mantenendo la soglia del 50% prevedono leggere differenze, visto che il credito non verrebbe concesso soltanto a 8 imprese su 38; questo risultato è sostanzialmente dovuto alla stima più precisa e realistica effettuata in merito a due variabili per la cui determinazione si rilevano cospicue difficoltà con il modello "classico".

Figura 5-8: Risultati modello delle "2 equazioni"



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

Nel modello di KMV, infine, il valore di mercato dell'attivo e la sua volatilità, sono stati utilizzati per determinare le cosiddette EDF<sup>18</sup> (*expected default frequency*), cioè le frequenze di default attese per le imprese appartenenti alla stessa classe di DD (*distance to default*, espressa come  $DD = \frac{A_0 - DP}{A_0 \cdot \sigma_A}$ , dove DP è il *default point*,  $DP = FBT + \frac{1}{2}FLT$ ), come:

$$EDF = N(-DD)^{19}$$

<sup>18</sup> La determinazione delle EDF di solitosi basa sulla costruzione di precisi algoritmi; spesso, ad esempio, si stabilisce una corrispondenza tra le DD ed i tassi di default effettivamente registrati per un campione abbastanza numeroso di imprese.

<sup>19</sup> Sironi A., (2007), *I modelli fondati sul mercato dei capitali*, Milano, Università Commerciale Luigi Bocconi, p. 25.

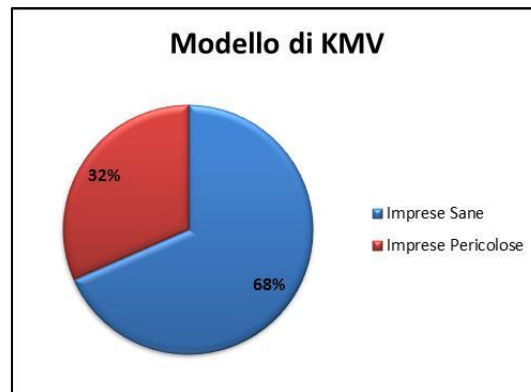
Tabella 5-34: *Default point, distance to default ed EDF per le imprese*

Imprese	Default Point	Distance to Default	EDF
Aeffe	268,42	-0,63	<b>73,53%</b>
Antichi Pellettieri	136,74	0,08	<b>46,73%</b>
B&C Speakers	11,89	1,01	<b>15,74%</b>
Basicnet	165,54	0,25	<b>40,09%</b>
Benetton Group	1788,78	-0,07	<b>52,60%</b>
Bialetti Industrie	176,50	0,41	<b>34,09%</b>
Bonifiche Ferraresi	79,80	2,16	<b>1,55%</b>
Brembo	672,34	0,07	<b>47,38%</b>
Caleffi	37,80	0,49	<b>31,26%</b>
Campari	1512,65	2,23	<b>1,28%</b>
Centrale del Latte di Torino	77,96	0,53	<b>29,84%</b>
Cobra	128,15	-0,78	<b>78,10%</b>
Cogeme Set	187,75	-0,96	<b>83,17%</b>
Csp International	90,13	-0,34	<b>63,18%</b>
De Longhi	1060,85	0,15	<b>43,84%</b>
Elica	233,18	0,69	<b>24,47%</b>
Emak	133,33	1,22	<b>11,07%</b>
Fiat	43505,50	2,02	<b>2,16%</b>
Geox	403,10	0,90	<b>18,34%</b>
Immsi	1679,38	-0,16	<b>56,28%</b>
Indesit Company	1752,15	0,48	<b>31,68%</b>
La Doria	248,07	-0,24	<b>59,54%</b>
Landi Renzo	225,37	0,47	<b>31,86%</b>
Luxottica	4748,44	1,22	<b>11,13%</b>
Marcolin	128,63	3,72	<b>0,01%</b>
Parmalat	2686,10	1,42	<b>7,85%</b>
Piaggio	1080,94	0,03	<b>48,96%</b>
Pininfarina	209,64	0,05	<b>47,82%</b>
Pirelli	3793,25	-0,55	<b>70,95%</b>
Poltrona Frau	215,22	-0,43	<b>66,79%</b>
Ratti	59,23	1,10	<b>13,58%</b>
Rcf Group	71,73	-0,41	<b>66,04%</b>
Richard-Ginori 1735	46,07	-1,58	<b>94,34%</b>
Rosss	11,89	98,78	<b>0,00%</b>
Safilo Group	922,87	0,37	<b>35,51%</b>
Sogefi	518,29	-0,14	<b>55,37%</b>
Tod'S	564,82	3,47	<b>0,03%</b>
Zucchi	232,26	1,68	<b>4,62%</b>

Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

Ancora una volta la soglia del 50%, ora in riferimento alle EDF piuttosto che alle PD, ha permesso di considerare rischiose 12 aziende su 38 (con un risultato molto più vicino al modello “classico” di Merton).

Figura 5-9: Risultati modello di KMV



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

I test condotti sui modelli esaminati sono stati:

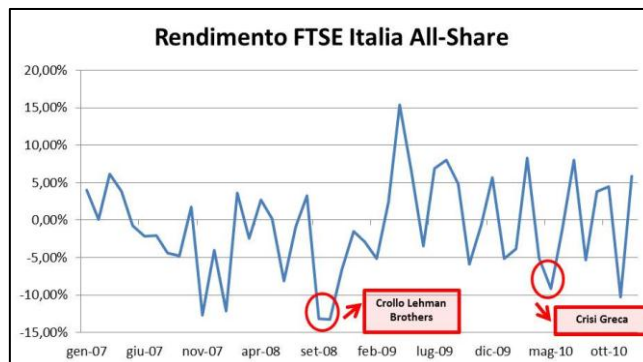
- l'analisi dei principali indici statistici per i rendimenti dell'attivo delle imprese, che ha individuato 8 casi su 38 di distribuzioni particolarmente distanti dalla normale;
- l'analisi di scenario in merito ai valori delle attività, la quale ha evidenziato un solo caso "critico" nel modello di Merton "classico" e due nel modello a "2 equazioni", dovuti al fatto che, per le imprese in questione, nel caso di una diminuzione del 9% del valore delle attività (ipotesi alla base dell'analisi di scenario condotta), queste ultime risultano inferiori al passivo, andando ad innalzare il *leverage* delle aziende e quindi comportando un notevole aumento delle PD.

## 6 Conclusioni

La recente crisi finanziaria, sviluppatasi a partire dal 2007, ha messo in evidenza i difetti e le lacune del sistema di valutazione del rischio di credito, a partire innanzitutto dal ruolo e dall'operato delle agenzie di rating, che sono state ritenute le principali responsabili della suddetta crisi, a causa degli errati ed "avventati" giudizi in merito al rating dei soggetti monitorati. La situazione difficile che si è venuta a creare nel 2007, culminata con il fallimento del gigante bancario *Lehman Brothers* (nel settembre 2008), è stata seguita da una fase di contagio globale, caratterizzata da un aumento generale della volatilità sui mercati finanziari (come testimoniano le **Figure 6-1** e **6-2**, le quali fanno riferimento all'andamento dell'indice FTSE Italia All-Share dal 2007 al 2010), fase che si è protratta fino al 2009 ed in alcuni casi anche oltre, come ad esempio in Grecia, dove il momento di difficoltà iniziale è letteralmente degenerato nel 2010 in una vera e propria crisi del debito pubblico. Tale evento ha aggravato la già precaria salute di alcune economie, con particolare attenzione a quelle dell'area Euro e ai quei paesi come l'Italia, la Spagna, l'Irlanda ed il Portogallo che, in modo dispregiativo, sono stati definiti (insieme alla stessa Grecia) *PIGS* (che in inglese significa "maiali") poiché accomunati da una situazione finanziaria debole e pericolosa, individuata come tale in base ai valori "critici" di diversi indicatori, quali i rapporti "debito pubblico su PIL" e "deficit pubblico su PIL", il rendimento dei titoli di Stato, il saldo dei conti con l'estero, l'indebitamento estero e la produttività.

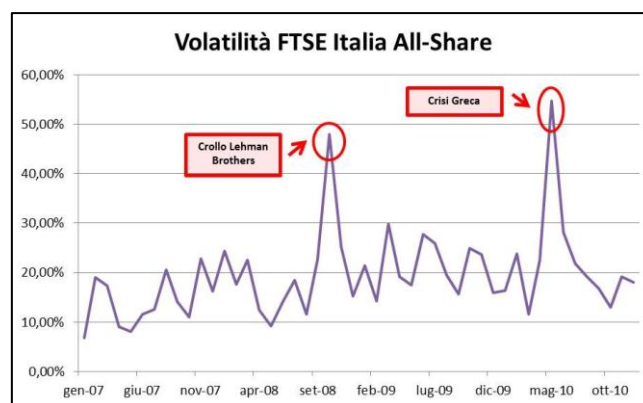


Figura 6-1: Rendimento FTSE Italia All-Share (2007-2010)



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

Figura 6-2: Volatilità FTSE Italia All-Share (2007-2010)



Fonte: Propria elaborazione su dati Borsa Italiana

Il clima di generale difficoltà e crisi dalla quale ancora oggi le maggiori economie globali cercano, a fatica, di rialzarsi, ha messo in risalto anche i principali problemi legati ai modelli utilizzati nella valutazione del rischio di credito. Degni di particolare rilevanza sono quei difetti, caratterizzanti gli approcci sviluppati nell'elaborato, connessi alle variazioni del ciclo economico. La fase di "risanamento" di alcune economie, infatti, potrebbe portare a risultati distorti nella stima del rischio di credito, con particolare attenzione a:

- le variabili indipendenti stimate nei modelli di scoring, in modo specifico quelle determinate da misure (quali la capitalizzazione di mercato, che

va ad incidere, ad esempio, sulla variabile  $x_4$  sia nel modello di Altman, che nei modelli di regressione) sulle quali hanno un peso considerevole le differenti situazioni del ciclo economico;

- gli *spread* delle obbligazioni societarie, nel modello che va ad utilizzare proprio questa misura per valutare la probabilità di default, i quali riflettono spesso la maggiore o minore liquidità dei titoli sul mercato, caratteristica questa che risulta ovviamente collegata alla situazione economica vigente nel momento preso in esame;
- le variabili desumibili dal mercato nel modello di Merton, quali il valore di mercato dell'*equity* ( $E_0$ ) e dell'attivo ( $A_0$ ) e le relative variabilità ( $\sigma_E$  e  $\sigma_A$ ), necessariamente condizionate dagli eventuali periodi di recessione o di espansione dell'economia.

Il modello di KMV, risulta meno esposto a questa problematica data la maggiore "elasticità" delle EDF, che per le loro caratteristiche endogene, si dimostrano particolarmente reattive ai cambiamenti del ciclo economico.

A tali svantaggi si aggiungono poi tutte le ipotesi semplificatrici alla base dei modelli (che sono state di volta in volta messe in evidenza) le quali, inevitabilmente, allontanano gli stessi modelli dalla realtà e fanno dei risultati ottenuti degli elementi da trattare ed applicare con estrema cautela.

Al fine di valutare nel modo più efficiente e corretto possibile il rischio di credito, per evitare il verificarsi di nuove e altrettanto catastrofiche conseguenze sul sistema economico globale, si è pensato di intervenire, sul sistema normativo vigente. Il Comitato di Basilea, infatti, ha proposto un nuovo Accordo, noto come Basilea 3, che andrà a sostituire il precedente e la cui entrata in vigore sarà graduale (a partire dal 1 gennaio 2013 per arrivare alla

piena attuazione nel gennaio 2019) per evitare che l'inasprimento dei requisiti patrimoniali richiesti dalle banche abbia ripercussioni negative sull'economia dei vari paesi (in alcuni casi ancora molto instabile).

Con particolare attenzione al rischio di credito, Basilea 3 propone alcuni accorgimenti per migliorare l'efficienza della valutazione, quali una mitigazione dei riferimenti ai rating esterni (che si sono dimostrati poco affidabili durante la crisi), una responsabilizzazione degli intermediari che effettuano valutazioni autonome e parallele del rischio, aggiustamenti per una migliore valutazione del rischio di credito legati, ad esempio, al rischio di correlazioni sfavorevoli tra le parti (*wrong-way risk*).

Dunque la corretta valutazione del rischio di credito è una tematica di grande importanza ed attualità, soprattutto alla luce degli eventi appena trascorsi che, in modo più o meno intenso, hanno colpito i vari Paesi. Tuttavia non bisogna dimenticare che quello di credito è soltanto uno dei numerosi rischi di mercato che vanno ad incidere sull'economia mondiale e come tale deve essere visto sempre in relazione agli altri, in base a legami di causa-effetto (in particolar modo se si pensa al rischio di liquidità, profondamente connesso a quello di credito), ragion per cui non si può considerare la mancata o errata quantificazione di tale rischio come l'unico motivo dal quale è scaturita la recente crisi finanziaria.

## Bibliografia

- [1] Altman E., (2000), *Predicting financial distress of companies: revisiting the z-score and zeta<sup>®</sup> models*, Stern School of Business, New York University.
- [2] Altman E., (2002), *Revisiting credit scoring models in a Basel 2 environment*, London Risk Books.
- [3] Altman E., Brady B., Resti A., Sironi A., (2002), *The link between default and recovery rates: implications for credit risk models and procyclicality*, synthesis and analysis from the Report of ISDA (International Swaps and Derivatives' Dealers Association).
- [4] Arora N., Bohn J., Zhu F., (2005), *Reduced form vs. Structural models of credit risk: A case study of three models*, Moody's KMV Company.
- [5] Banca d'Italia, (2011), *Rapporto sulla stabilità finanziaria*, Novembre 2011, n. 2, pp. 34-40.
- [6] Banca d'Italia, (2011), *Relazione Annuale*, Anno 2010, esercizio CXVII, pp. 203-211.
- [7] Barro D., (2004), *Un'introduzione ai modelli di rischio di credito per portafogli finanziari*, Venezia, Università Ca' Foscari.
- [8] Basel Committee of Banking Supervision, (1999), *Credit risk modelling: current practices and applications*, Basilea.
- [9] Basel Committee of Banking Supervision, (2001), *The standardised approach to credit risk*, Supporting document to the New Basel Capital Accord, Bank for International Settlements.
- [10] Basel Committee on Banking Supervision, (1999), *A new capital adequacy framework*, Basilea.
- [11] Basel Committee on Banking Supervision, (2005), *Studies on the validation of internal rating systems*, Basilea, Working Paper n. 14.

- [12] Belli G., (2003-2004), *Valutazione delle imprese e merito creditizio alla luce del Nuovo Accordo di Basilea*, Roma, Università degli studi La Sapienza.
- [13] Berardi A., (2009), *Rischio di credito e Basilea 2*, Verona, Università di Verona.
- [14] Berlanda M., (2010), *Basilea 3: le riserve di capitale e di liquidità*, Altavilla Vicentina, Banco Popolare.
- [15] Bharath S. & Shumway T., (2004), *Forecasting default with the KMV-Merton model*, U.S.A., University of Michigan.
- [16] Blöchinger A. & Leippold M., (2005-2006), *Testing probability calibrations: application to credit scoring models*, National Centre of Competence in Research, Financial Valuation and Risk Management, Working Paper n. 323.
- [17] Bottani P., Cipriani L., Serao F., (2004), "Analisi del rischio di insolvenza di una PMI tramite l'utilizzo del modello dello Z-Score", *Amministrazione e Finanza*, n. 1/2004.
- [18] Brunori E., (2004), *Modelli matematici per l'analisi del rischio di insolvenza*, Perugia, Sintesi Consulting.
- [19] Burns P., (2002), *Retail credit risk modeling and the Basel Capital Accord*, Payment Cards Center.
- [20] Busia A., (2003), *Modelli statistici per il rischio di credito ed il progetto StarRisk*, Roma, Università degli studi Roma Tre.
- [21] Caouette J., Altman E., Narayanan P., (1998), *Managing credit risk: the next great financial challenge*, Canada, John Wiley & Sons.
- [22] Caouette J., Altman E., Narayanan P., Nimmo R., (2008), *Managing credit risk: the great challenge for global financial markets*, New Jersey, John Wiley & Sons.
- [23] Carosio G., (2008), *L'applicazione di Basilea 2 alla prova dei fatti*, Roma, ABI.
- [24] Carretta A. & Schwizer P., (2011), *L'impatto di Basilea 3 sul sistema finanziario ed il ruolo del factoring*, Torino.

- [25] Cèpedes Garcia J. C., (2002), *Credit risk modelling and Basel II*, Algo research quarterly, vol. 5, n. 1.
- [26] Chiogna M. & Pauli F., (2008-2009), *Tecniche statistiche di classificazione*, Padova, Università di Padova.
- [27] Confindustria Ravenna, (2011), *Basilea 3: novità nel rapporto tra banca e impresa*, Ravenna.
- [28] Cornalba C., (2007-2008), *Analisi statistica dei dati, misurazione e gestione dei rischi*, Credito Artigiano, Gruppo Bancario Credito Valtellinese.
- [29] Cossin D. & Pirotte H., (2001), *Advanced credit risk analysis: financial approaches and mathematical models to assess, price and manage credit risk*, New York, John Wiley & Sons.
- [30] Crouhy M., Galai D., Mark R., (2000), "A comparative analysis of current credit risk models", *Journal of Banking & Finance*, 24 (2000), pp. 59-117.
- [31] D'Annunzio N. & Falavigna G., (2004), *Modelli di analisi e previsione del rischio di insolvenza. Una prospettiva delle metodologie applicate*, Torino, Ceris-Cnr, Working Paper n. 17/2004.
- [32] Daddi S., (2004), *Reti neurali artificiali e reti neurali Bayesiane*, Perugia, Università degli studi di Perugia.
- [33] Damodaran A., (2011), *Equity Risk Premiums (ERP): determinants, estimation and implications – The 2011 Edition*, New York, Stern School of Business.
- [34] De Servigny A. & Renault O., (2004), *Measuring and managing credit risk*, U.S.A., McGraw-Hill.
- [35] Di Giovambattista C., (2003-2004), *Sul prezzaggio di obbligazioni a rischio di fallimento con un modello regime switching*, Roma, Università degli studi Roma Tre.
- [36] di Tollo G., (2005), *Reti neurali e rischio di credito: stato dell'arte e analisi sperimentale*, Pescara, Università degli studi "G. D'Annunzio".

- [37] Elizalde A., (2005), *Credit risk models II: Structural models*, Madrid, CEMFI.
- [38] Embrechts P., (2003), *Rating-based credit risk models*, London, London School of Economics.
- [39] Erken L. J., (2008), *The Merton model for default probabilities: a valid model for Dutch companies?*, Nederland, Universiteit van Tilburg.
- [40] Faraci F., (2003-2004), *Da Basilea I a Basilea II: le tappe di un processo evolutivo nel rapporto banca-impresa*, Palermo, Università degli Studi di Palermo.
- [41] Fernandez P. & del Campo J., (2010), *Market Risk Premium used in 2010 by Analysts and Companies: a survey with 2,400 answers*, Barcelona, IESE Business School.
- [42] Gallo C., (2007), *Reti neurali artificiali: teoria e applicazioni*, Foggia, Università degli studi di Foggia.
- [43] Gerantonis N., Vergos K., Christopoulos A., (2009), "Can Altman Z-score models predict business failures in Greece?", *Research Journal of International Studies*, October, 2009.
- [44] Giolli L., (2005-2006), *Un modello VaR per la misurazione del rischio di credito*, Bologna, Università di Bologna.
- [45] Giuliano N., (2006-2007), *Una simulazione ad agenti degli effetti del credit scoring applicato alle PMI*, Torino, Università degli studi di Torino.
- [46] Grasselli M. R. & Hurd T. R., (2008), *Credit risk modeling*, Hamilton, McMaster University.
- [47] Hull J. & Barone E., (2009), *Opzioni, futures e altri derivati*, Italia, Pearson Education Italia.
- [48] Hull J., Nelken I., White A., (2003-2004), *Merton's model, credit risk and volatility skews*, Toronto, University of Toronto.

- [49] Iannucci J., (2003-2004), *Analisi discriminante, regressione logistica e reti per la stima delle probabilità di fallimento. Applicazioni ed estensioni del metodo Z-Score*, Roma, Università degli Studi di Roma Tre.
- [50] KMV, (2001), *Portfolio management of default risk*, San Francisco.
- [51] Lamon N., (2003-2004), *Il rendiconto finanziario a supporto del processo di valutazione del rischio di credito*, Padova, Università degli studi di Padova.
- [52] Lando D., (2004), *Credit risk modeling: theory and applications*, U.S.A., Princeton University Press.
- [53] Löffler G. & Posh P., (2007), *Credit risk modeling using Excel and VBA*, John Wiley & Sons.
- [54] Marzinotto M., (2002-2005), *Coordinamento dell'isolamento delle linee in cavo a dielettrico estruso*, Roma, Università degli Studi "La Sapienza", pp. 212-213.
- [55] Marzovilli M., (2006-2007), *La regressione multivariata: un'applicazione a dati antropologici*, Padova, Università degli studi di Padova.
- [56] Mastromarco C., (2011), "Analisi dei mercati e sviluppo locale", *Lineamenti di Econometria 2*", Lecce, Università di Lecce.
- [57] Minotti S., (2008-2009), *Analisi discriminante lineare come strumento di credit scoring e di previsione delle insolvenze aziendali: approccio di Fisher*, Milano, Università degli Studi di Milano-Bicocca.
- [58] Nardon, M. (2004) *Un'introduzione al rischio di credito*, Venezia, Università Ca' Foscari.
- [59] Peavy J. & Edgar M., (1982), *A multiple discriminant analysis of BHC commercial rating paper*, *Jurnal of Banking and Finance* 7, North-Holland Publishing Company.
- [60] Petralia G., (2011), *L'approccio dei rough sets basati sulla dominanza applicato alla valutazione del merito creditizio*, Catania, Università degli studi di Catania.



- [61] Poli M., Trinca Colonel R., Zucca F., (2007), *Definizione di un modello di scoring*, Milano, Bocconi School of Management.
- [62] Regolamento (CE) N. 2237/2004 (2004), *Principio Contabile Internazionale IAS n. 16*, par. 6.
- [63] Resti A., (2001), *Misurare e gestire il rischio di credito nelle banche: una guida metodologica*, Roma, Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi.
- [64] Resti, A. & Sironi, A. (2008), *Rischio e valore nelle banche*, Milano, Egea, pp. 351-571.
- [65] Romito, F. (2008-2009), *I rischi di credito e operativo*, Roma, Università degli Studi Roma Tre.
- [66] Romito, F. (2009), *Il rischio di credito*, Roma, niversità degli Studi Roma Tre.
- [67] Santini C., Carosio G. & Marullo Reedtz P., (2000), *Misurazione e gestione del rischio di credito*, Milano, Università Cattolica del Sacro Cuore.
- [68] Saunders A. & Allen L., (2002), *Credit risk measurement: new approaches to value at risk and other paradigms*, New York, John Wiley & Sons.
- [69] Saunders A. & Allen L., (2010), *Credit risk measurement in and out the financial crisis: new approaches to value at risk and other paradigms*, New York, John Wiley & Sons.
- [70] Senati M., (2007-2008), *Rischio di credito: approccio di vigilanza*, Milano, Università Bicocca.
- [71] Simone A. *et al.*, (2004-2005), "Modelli di analisi finanziaria per la prevenzione delle insolvenze", *Quaderno AIAF n. 121*, Milano.
- [72] Sironi A., (2007), *I modelli fondati sul mercato dei capitali*, Milano, Università Commerciale Luigi Bocconi.
- [73] Stein R., (2005), *Evidence on the incompleteness on Merton-type structural models for default prediction*, Moody's KMV Company.

- [74] Szego G. & Varetto F., (1999), *Il rischio creditizio. Misura e controllo*, Utet, Torino.
- [75] Trevisan, S., (2004-2005), *Rischio di credito e probabilità di default: segmentazione clientela e modelli logit*, Padova, Università degli Studi di Padova.
- [76] Tudela M. & Young G., (2003), *A Merton-model approach to assessing the default risk of UK public companies*, Bank of England, Working Paper n. 194.
- [77] Wehrspohn U., (2002-2003), *Credit risk evaluation: modeling, analysis, management*, Germany, Heidelberg University.
- [78] Zarbo E. T., (2007), "The supervisory review process", *Studi e note di economia*, Anno XII, n. 2-2007, pp. 283-303.

## Siti internet consultati

- [1] [www.borsaforex.it](http://www.borsaforex.it)
- [2] [www.borsaitaliana.it](http://www.borsaitaliana.it)
- [3] [www.businessonline.it](http://www.businessonline.it)
- [4] [www.dt.tesoro.it](http://www.dt.tesoro.it)
- [5] [www.ilsole24ore.com](http://www.ilsole24ore.com)
- [6] [www.it.money.msn.com](http://www.it.money.msn.com)
- [7] [www.mathfinance.cn](http://www.mathfinance.cn)
- [8] [www.milanofinanza.it](http://www.milanofinanza.it)
- [9] [www.moodyskmv.com](http://www.moodyskmv.com)
- [10] [www.osservatoriofinanziario.it](http://www.osservatoriofinanziario.it)
- [11] [www.portalino.it](http://www.portalino.it)
- [12] [www.ratinglab.eu](http://www.ratinglab.eu)
- [13] [www.reuters.com](http://www.reuters.com)
- [14] [www.tesionline.it](http://www.tesionline.it)
- [15] [www.wikipedia.it](http://www.wikipedia.it)