



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
FIRENZE

DOTTORATO DI RICERCA IN
Programmazione, controllo e comunicazione ai mercati
finanziari

CICLO XXVII

COORDINATORE Prof. Giunta Francesco

*Sistemi di rating forward looking: dai Credit Rating Backward
Looking ai Credit Rating Forward Looking*

Settore Scientifico Disciplinare SECS-P/07

Dottorando

Dott. Florio Franco

(firma)

Tutore

Prof. Giunta Francesco

(firma)

Coordinatore

Prof. Giunta Francesco

(firma)

Anni 2012/2014

INDICE

Introduzione	i
---------------------------	----------

Capitolo primo

SISTEMI DI RATING *BACKWARD LOOKING*

1.1. Proiciclicità e requisiti patrimoniali negli accordi di Basilea.....	1
1.2. Sistemi di rating e <i>Credit Scoring</i>	5
1.3. Limiti nei rating basati sui <i>Credit Scoring</i>	10
1.3.1 La costruzione	11
1.3.2 Le variabili utilizzate.....	16
1.4. Tecniche di sterilizzazione della proiciclicità	19
1.4.1 Interventi sui requisiti patrimoniali	19
1.4.2 Gli interventi sui modelli di <i>Credit Rating</i>	23

Capitolo secondo

VERSO MODELLI DI RATING *FORWARD LOOKING*: IL *CASH FLOW MODEL*

2.1. Dai <i>Credit Rating Backward Looking</i> ai <i>Credit Rating Forward Looking</i>	29
2.2. Perimetro di applicazione del modello.....	31
2.3. Struttura del modello: simulazione Monte Carlo	35
2.4. Struttura del modello: variabili <i>forward looking</i>	37
2.4.1 Variabili “macro”	41
2.4.2 Variabili “specifiche”	42
2.5. Logica e funzionamento: il <i>Cash Flow Model</i>	45

Capitolo terzo

PRIME EVIDENZE DAL SETTORE IPRE

3.1. <i>Data set</i> e definizione di <i>default</i>	49
3.2. Campione	50
3.3. Selezione delle variabili	54
3.3.1 Variabili “macro”: i tre scenari prospettici.....	55
3.3.2 Variabili “specifiche”	59
3.4. Stima dei pesi	64
3.5. Risultati	67

Conclusioni	70
Bibliografia	72
Appendice	89
Sezione A: questionario utilizzato per individuare i potenziali clienti IPRE	89
Sezione B: pesi variabili “macro” nel determinare le variabili “specifiche”	90
Sezione C: pesi variabili “macro” e “specifiche” nel determinare le componenti del <i>cash flow</i>	94

INTRODUZIONE

La crisi dell'economia globale è stata amplificata dal processo prociclico del sistema bancario internazionale. A tal proposito sono state studiate, previste ed adottate specifiche soluzioni:

- Basilea 3: interventi sul capitale;
- Interventi nella costruzione dei sistemi di rating.

Le soluzioni indicate presentano però evidenti limiti e gli aspetti di dipendenza ciclica dello “strumento rating” non sono ancora stati affrontati in modo sistematico.

Ad oggi, gli strumenti di misurazione del rischio più diffusi sono i modelli di *Credit Scoring* che, nella valutazione di una controparte, si avvalgono di una molteplicità di variabili generalmente orientate all'estrapolazione storica delle precedenti esperienze di credito, quindi definiti come *Credit Rating Backward Looking (CRBL)*.

Il presente elaborato, alla luce della *review* della letteratura, vuol contribuire agli esistenti filoni di ricerca con la costruzione di un sistema di rating che determina la probabilità di *default* di una controparte utilizzando una metodologia statistica in grado di comprendere l'andamento futuro di valori incerti: la simulazione Monte Carlo. L'inedito impiego di questo approccio metodologico permette altresì di utilizzare variabili *forward looking*, come specificatamente indicato dai “Regolamentatori” e dalla letteratura, opportunamente selezionate ed in grado di sintetizzare gli elementi distintivi delle controparti oggetto dell'analisi. In questo modo il rating viene determinato non più con un *Credit Rating Backward Looking (CRBL)* ma con un *Credit Rating Forward Looking (CRFL)*, quindi capace di limitare la prociclicità del sistema bancario.

Il prototipo di modello di rating realizzato, il *Cash Flow Model*, risulta attendibile in quanto le performance registrate evidenziano: da una parte, un tasso di corretta classificazione, come positivi o negativi, dei *cash flow* analizzati sempre al di sopra del 50%; dall'altra, una media degli scostamenti dei *cash flow* proiettati da quelli storici che risulta al di sotto del livello di confidenza ritenuto accettabile. Infine, la limitata

performance del modello di *Credit Rating Backward Looking*, ad oggi in uso e applicato al medesimo campione con cui è stato sviluppato il *Cash Flow Model*, valorizza ulteriormente il presente elaborato, confermando altresì la corretta direzione intrapresa in relazione alla necessità di costruire appositi modelli di rating per particolari tipologie di controparti, quali le *Income Producing Real Estate* (IPRE), come espressamente richiesto dal Regolamentatore.

Capitolo primo

SISTEMI DI RATING *BACKWARD LOOKING*

1.1. PROCICLICITÀ E REQUISITI PATRIMONIALI NEGLI ACCORDI DI BASILEA

«One of the most destabilising elements of the crisis has been the procyclical amplification of financial shocks throughout the banking system, financial markets and the broader economy» (BCBS, 2010, pag. 5).

Lo schema di regolamentazione internazionale per il rafforzamento delle banche e dei sistemi bancari, noto anche come “Basilea 3”, ha evidenziato come la grave crisi che ha duramente colpito l’economia globale a partire dal 2007 sia stata amplificata dal processo prociclico del sistema bancario internazionale.¹

Per prociclicità si intende la capacità, da parte di una politica monetaria o una regola contabile o finanziaria, di accentuare le condizioni positive e negative di un ciclo economico durante l’inevitabile alternarsi delle fasi congiunturali. Il sistema bancario, come emerge dalla letteratura, è di per sé intrinsecamente prociclico, in quanto tende ad amplificare le fluttuazioni dell’economia.² In particolare, le fasi di espansione economica sono supportate da una maggior disponibilità delle banche ad assumere rischi, da una maggiore concorrenza nei mercati del credito, da *spread* creditizi più bassi e da un più agevole accesso al credito. Pertanto, durante le fasi espansive, le banche sottostimano la propria esposizione al rischio allentando i criteri di selezione dei prenditori, riducendo gli accantonamenti per le perdite future e concedendo maggiore credito; tutto ciò, contribuisce al potenziale surriscaldamento dell’economia. Quando invece il ciclo si inverte, la redditività della clientela peggiora, il merito di credito dei debitori si deteriora, sorgono partite inesigibili che determinano perdite nei bilanci delle banche e si riduce così la disponibilità delle stesse a fare credito. Quindi il settore bancario agisce non solo come un freno sulla ripresa, in quanto le banche tendono a diminuire i prestiti a causa della loro

¹ Sia il comitato di Basilea, con la pubblicazione del Basel Committee on Banking Supervision (BCBS, 2010), che la letteratura evidenziano come l’intensificazione della crisi innescata nell’Agosto del 2007 sia dipesa dal sistema bancario internazionale. Si confronti a riguardo Carpinelli, 2009; Andersen, 2011; Cannata et al, 2011 e Repullo, 2012.

² A tal proposito si consulti Borio et al, 2001; Lowe, 2002; Allen & Saunders, 2003; Amato & Furfine, 2004; Kashyap & Stein, 2004 e Jacques, 2010.

preoccupazione per la qualità del credito e per la probabilità di rimborso, ma, per di più, aggrava la crisi economica costringendo le imprese a diminuire la loro attività di investimento.³

Questa enfattizzazione del ciclo economico è dovuta principalmente all'esistenza di un'asimmetria informativa e di imperfezioni del mercato, con la prociclicità che diventa ancor più forte quando tutti i partecipanti al mercato tendono a comportarsi secondo le stesse regole di gestione del rischio, rafforzando così le loro credenze e aspettative. Per questo motivo, tutti i modelli e le normative che apportano omogeneità nel comportamento dei partecipanti al mercato sono suscettibili di amplificare i movimenti dei prezzi e dei cicli economici (Resti, 2002).⁴

Con il primo Accordo sul Capitale, noto come Basilea 1, è stato introdotto il requisito di adeguatezza patrimoniale, il cui obiettivo era quello di ridurre il rischio d'insolvenza del sistema bancario.⁵ La regolamentazione dei requisiti minimi di capitale, però, enfatizza ulteriormente l'effetto prociclico del sistema bancario, in quanto nelle fasi recessive l'aumento dei *default* delle aziende impatta sulla dotazione patrimoniale delle banche e questo rende necessario un intervento da parte delle stesse per ripristinare il livello minimo di capitale richiesto. Ci sono due differenti tipologie di interventi che possono essere adottati e cioè:

- 1) intervento sul capitale: raccolta di nuovo capitale sul mercato, riduzione dei dividendi o vendita dei propri *assets*;
- 2) contrazione dell'offerta di credito: riduzione dei prestiti.⁶

Tenuto conto che nelle fasi recessive risulta più difficile intervenire sul patrimonio, le banche, per tenere sotto controllo gli indici di solvibilità e mantenere le proporzioni tra

³ Relativamente all'impatto delle azioni intraprese dalle banche nelle fasi di espansione e recessione, a titolo comunque non esaustivo, si veda Lowe, 2002; Cannata, 2006; Carpinelli, 2009; Draghi, 2009A; Panetta et al, 2009A e Andersen, 2011.

⁴ A tal proposito Resti, 2002 evidenzia quanto segue: "*Procyclicality is caused mainly by the fact that lenders, due to information asymmetries, judge the quality of the investment projects pursued by borrowers in a noisy way.*" Si consulti anche Borio et al, 2001 e Danielsson et al, 2001.

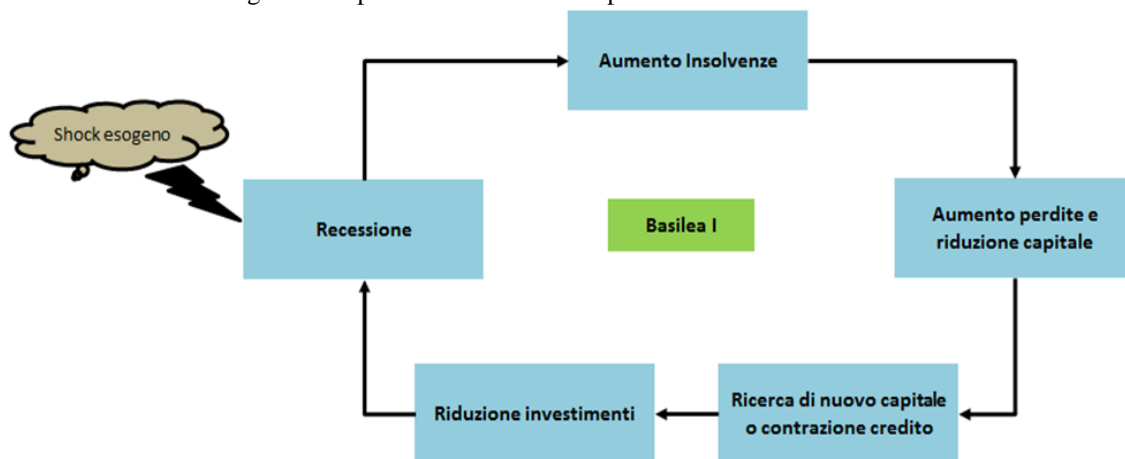
⁵ Si consulti ad esempio Jacques, 2010.

⁶ Cfr. Benford & Nier, 2007 e Andersen, 2011.

capitale e attività a rischio, adottano politiche di credito più restrittive concedendo meno credito all'economia⁷, come confermato dalle ricerche empiriche.⁸

In particolare, con Basilea 1, l'aumento dei *default* delle aziende nelle fasi recessive riduceva la dotazione patrimoniale delle banche per effetto dei maggiori accantonamenti sui crediti, dovuti all'aumento delle insolvenze, e per l'aumento delle perdite derivanti da partite inesigibili, costringendo gli Istituti Bancari a ricostituire un livello minimo di patrimonializzazione che, generalmente, avveniva attraverso una contrazione del credito (Fig. 1).

Figura 1. Impatto di Basilea 1 sulla prociclicità del sistema bancario



Con il passaggio da Basilea 1 a Basilea 2 (del 2007), è stata introdotta una regolamentazione “*Risk Sensitive*”, cioè con una maggiore sensibilità dei requisiti patrimoniali all’effettiva rischiosità del portafoglio. Lo scopo perseguito da questo differente approccio degli *standard* minimi di capitale era quello di allineare e vincolare i requisiti patrimoniali delle banche al profilo di rischio del portafoglio detenuto (Jacques, 2010) per non penalizzare le banche con un portafoglio clienti con merito di credito più elevato.

Come emerge in letteratura, la maggior sensibilità al rischio del *framework* regolamentare di Basilea 2 ha accentuato le fluttuazioni del ciclo economico.⁹ In generale,

⁷ Come indicato nella pubblicazione della Banca Centrale Europea, 2005.

⁸ A tal proposito Nier & Zicchino, 2005 e Francis & Osborne, 2009.

⁹ E’ vastissima la letteratura in materia, in maniera non esaustiva, si veda Blum & Hellwig, 1995; Borio et al, 2001; Allen & Saunders, 2003; Catarineu-Rabell et al, 2003; BCBS, 2004; Kashyap & Stein, 2004; Gordy & Howells, 2006; Heid, 2007; Cannata et al, 2011 e Jacques, 2010.

quest'amplificazione dell'effetto prociclico del sistema bancario può essere ricondotta a due specifici fattori:

- a) Le regole di determinazione dei requisiti patrimoniali;
- b) I sistemi di rating.¹⁰

a) Le regole di determinazione dei requisiti patrimoniali, con Basilea 2, prevedono, come detto, l'allineamento del patrimonio di vigilanza con i rischi economici, collegando esplicitamente il capitale minimo richiesto delle banche al rischio degli *assets* detenuti. Da una parte, questo nuovo approccio ha avuto evidenti vantaggi microeconomici, soprattutto perché ha ridotto il rischio di un arbitraggio regolamentare¹¹ presente con Basilea 1, conseguendo pertanto l'obiettivo per il quale è stato introdotto; d'altra parte però, questo aumento della sensibilità al rischio di credito ha reso il requisito del capitale minimo ancor più ciclico.¹²

Come già evidenziato, durante una fase espansiva dell'economia, le ponderazioni di rischio più basse determinano maggior disponibilità di capitale che contribuisce ad aumentare il livello delle concessioni creditizie e quindi a "surriscaldare" l'economia. Al contrario, l'aumento dei tassi di *default* delle imprese in una fase recessiva determina una tensione sui requisiti patrimoniali per la necessità di ulteriore patrimonio per far fronte al maggior rischio derivante, oltreché per gli effetti già prodotti con Basilea 1, dal "downgrading" dei creditori e dall'incremento del requisito minimo di patrimonio necessario (cfr. figura 2). Infatti, nel momento in cui agli *assets* bancari, ed ai prestiti in particolare, sono assegnate ponderazioni di rischio più elevate durante le recessioni economiche, aumenterà il capitale minimo richiesto. Questa difficoltà delle imprese nel raccogliere denaro presso il canale bancario amplia, per il processo di dipendenza già ampiamente descritto, le tensioni finanziarie accentuando così la recessione e rendendo più acuto l'andamento negativo dell'economia.¹³

¹⁰ Le motivazioni che portano i sistemi di rating ad amplificare la prociclicità del sistema bancario saranno dettagliatamente approfonditi nei paragrafi seguenti (1.2 e 1.3).

¹¹ Per arbitraggio regolamentare si intende quando non c'è una perfetta correlazione tra la riduzione del rischio di credito e la riduzione del capitale di vigilanza. Cfr. Giannotti, 2004.

¹² A tal proposito si consulti Pederzoli & Torricelli, 2005; Heid, 2007 e Jacques, 2010.

¹³ Cfr. nota 3 del presente elaborato.

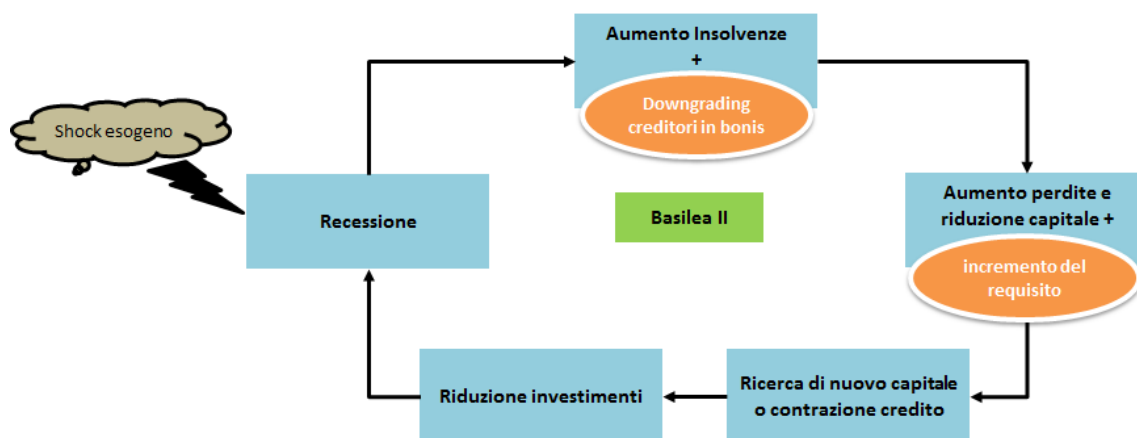


Figura 2. Impatto di Basilea 2 sulla Prociclicità del Sistema Bancario

1.2. SISTEMI DI RATING E CREDIT SCORING

La novità dell'accordo sul capitale di Basilea 2 è stata quindi l'introduzione di un sistema di calcolo dei coefficienti patrimoniali minimi esplicitamente collegati al rischio del portafoglio detenuto dalle banche, le cui ponderazioni per il rischio stesso si basano sui rating assegnati alle controparti, siano essi esterni (approccio *standard* dell'accordo di Basilea 2) o interni (approccio *Internal Rating Based di Basilea 2*) (Jacques, 2010).

Nell'accordo di Basilea 2 si definisce il sistema di rating per la stima del rischio di credito come:

«l'insieme di metodi, procedimenti, controlli, dati e sistemi informatici che fungono da supporto alla valutazione del rischio di credito, all'attribuzione dei gradi interni di merito ed alla stima quantitativa delle inadempienze e delle perdite» (BCBS, 2004, pag.72).

Anche la Banca d'Italia riporta una definizione del sistema di rating:

«Per sistema di rating si intende l'insieme strutturato e documentato delle metodologie, dei processi organizzativi e di controllo, delle modalità di organizzazione delle basi dati che consente la raccolta e l'elaborazione delle informazioni rilevanti per la formulazione di valutazioni sintetiche della rischiosità di una controparte e delle singole operazioni creditizie. (...) Il rating rappresenta la valutazione, riferita a un dato orizzonte temporale, effettuata sulla base di tutte le informazioni ragionevolmente accessibili – di natura sia quantitativa che qualitativa – ed espressa mediante una classificazione su una

scala ordinale, della capacità di un soggetto affidato o da affidare di onorare le obbligazioni contrattuali» (Banca d'Italia, 2006, pag. 51 - 52).

Per l'approccio *Internal Rating Based (IRB)* non è stabilito in dettaglio quali dati del debitore debbano essere analizzati dalla banca e con quali metodi calcolare l'onere di capitale e i fattori (componenti di rischio) che lo determinano, ma ci si limita a:

1) imporre requisiti tecnici, statistici e di procedimento per assicurare l'obiettività e consistenza delle stime interne bancarie (requisiti che devono essere accertati dalla Banca d'Italia);

2) dettare la struttura del calcolo delle stime interne. Tale struttura è differenziata in ragione del tipo di debitore (governi sovrani, banche, enti pubblici ecc..) e/o per operazione (crediti commerciali, esposizioni azionarie, crediti rotativi, cartolarizzazioni, *project financing*).

Le banche possono essere autorizzate ad adottare il metodo basato sui rating interni per il calcolo dei requisiti patrimoniali solo se il sistema dei rating riveste una funzione essenziale nella concessione dei crediti, nella gestione del rischio, nell'attribuzione interna del capitale e nelle funzioni di governo della banca (Banca d'Italia, 2006).

In letteratura, sono presenti numerosi modelli di *business failure prediction* (Piatti & Gibilaro, 2006) che utilizzano differenti approcci per stimare la probabilità di *default* (PD)¹⁴ di un soggetto economico ed attraverso i quali viene ricavato un rating. Gli approcci maggiormente diffusi possono essere ricondotti a tre tipologie¹⁵:

- “*Structural Models*”, basati sulla teoria dei *default* corporate¹⁶;
- “Forma-ridotta o modelli intensivi”¹⁷;
- Tecniche di *Credit Scoring*.¹⁸

¹⁴ Da ora in avanti sarà utilizzato anche l'acronimo PD per indicare la probabilità di *default*.

¹⁵ Come emerge dai lavori di Allen, 2001; Allen et al, 2003 e Piatti & Gibilaro, 2012 e come evidenziato anche dalle dissertazioni di Lehmann, 2008 e Di Fabio, 2011.

¹⁶ I papers originali sui quali questa metodologia si basa sono Merton, 1973 e 1974.

¹⁷ A tal proposito si guardi Jarrow & Turnbull, 1995; Jarrow et al, 1997 e Duffie & Singleton, 1997, 1999.

¹⁸ Il precursore di questa metodologia è stato Altman (1968).

I primi due approcci, *Structural Models* e Forma-ridotta o modelli intensivi, fanno principale riferimento ad aziende per le quali è possibile ricavare un valore dal prezzo di mercato delle stesse (quindi aziende quotate). Nei *Credit Scoring* invece la valutazione della capacità di ripagare il debito avviene basandosi sulle informazioni pubbliche o private disponibili. La forza di quest'ultimo approccio è quindi di pesare ed aggregare i set d'informazioni disponibili relativi ad un cliente seguendo regole “*judgmental*”¹⁹ o “empiriche”. In definitiva i modelli di *Scoring* utilizzano le informazioni disponibili del “*borrower*” per prevedere eventuali *default*, attraverso valutazioni *judgmental* e/o con analisi empiriche dei contratti di debito già utilizzati (*backward looking*). Il maggior vantaggio risulta essere quindi che, tale approccio, non richiede dati con specifici requisiti, risultando così applicabile a tutte le tipologie d'azienda ed in particolare a quelle il cui prezzo di mercato non è ricavabile.

Gli strumenti di misurazione del rischio di credito più diffusi sono proprio i modelli di *Credit Scoring*²⁰. In particolare, l'applicazione dei *Credit Scoring* nel settore bancario si è ampliata nel corso degli ultimi due decenni²¹, soprattutto a causa del gran numero di richieste di credito relative ai differenti prodotti offerti.²²

I rating sono pertanto l'applicazione dei *Credit Scoring* in ambito bancario, il cui obiettivo principale è quello di assegnare un punteggio ai propri clienti per evidenziare se sono buoni o cattivi creditori.²³

Grazie all'utilizzo dei *Credit Scoring*²⁴, la banca:

- Perviene ad una stima delle componenti di rischio;
- Attribuisce al debitore il grado interno di merito creditizio (rating), cioè ordina le controparti in relazione alla loro rischiosità.

¹⁹ Per approccio *judgmental* si intende quando la valutazione di una controparte avviene per mezzo di fattori qualitativi e dei giudizi degli operatori “esperti”, quindi su elementi a prevalenza soggettivi.

²⁰ Come emerge dall'analisi della letteratura, si possono citare Mester, 1997; Hand & Jacka, 1998; Allen, 2001; Allen et al, 2003 e Abdou & Pointon, 2009.

²¹ La letteratura sulla materia è vasta e concorde, a tal proposito si consulti Foglia et al, 1998; Emel et al, 2003; Hand et al, 2005; Thanh Dinh & Kleimeier, 2007; Chen et al, 2009; Banasik & Crook, 2010.

²² In Abdou & Pointon, 2009.

²³ Si consulti Lee et al, 2002 e Lim & Sohn, 2007.

²⁴ Tenuto conto di quanto evidenziato, da ora in avanti le locuzioni “*Credit Scoring*” e “*Credit Rating*” saranno indistintamente utilizzate per indicare i sistemi di rating.

Questa nuova impostazione ha di fatto determinato una diversa visione del rischio di credito che non è “più legato ad una visione dicotomica della situazione creditizia, in cui sono significativi soltanto due eventi, l’insolvenza e la non insolvenza, ma basato su un approccio “multistato” in cui assumono rilievo tutti i possibili stati di non default” (Pignalosa et al, 2012, pag. 46). Viene così perseguito l’obiettivo sia di raggruppare la clientela in un numero finito di classi utilizzando tutte le informazioni disponibili, ciascuna caratterizzata da un indice che sintetizzi la PD e quindi il grado di rischiosità del soggetto affidato, sia quello di fornire un supporto alle decisioni.²⁵ Ad oggi, quindi, il merito creditizio non è più definito sulla sola base della conoscenza del richiedente e sul pacchetto cauzionale a supporto della richiesta, ma, con i *Credit Rating*, si misura la probabilità (probabilità di *default* - PD) “che il soggetto richiedente possa entrare in situazione d’insolvenza entro un determinato orizzonte temporale” (Modina M., 2012, pag. 153).

La valutazione del rischio di credito si è quindi evoluta nel corso del tempo, acquisendo sempre maggiore importanza la determinazione della probabilità di *default* di una controparte. Questa classificazione è di fondamentale importanza, diventando la misura della distanza dall’insolvenza, un elemento-guida che influenza non solo la concessione del prestito, ma anche le condizioni generali del finanziamento ed i relativi tassi d’interesse.²⁶

Con il tempo, i rating hanno quindi accresciuto le loro funzioni d’uso e proprio l’introduzione di Basilea 2 ha determinato l’importante evoluzione del loro ruolo. Il rating è passato da mero strumento di supporto per le decisioni di affidamento, ad un’applicazione con fini regolamentari (in quanto determinante per il calcolo dei requisiti minimi di capitale), oltre che di supporto delle valutazioni contabili (per la valutazione al valore corrente del portafoglio, *impairment*, politica di accantonamenti) e di gestione strategica dell’intermediario finanziario (adeguatezza patrimoniale, allocazione interna del capitale, incentivi e sistemi premianti); tutto ciò, in sintonia con il più generale sviluppo del *risk management*, come strumento guida per la creazione del valore in banca.²⁷

Questa rilevanza assunta dal rating, in particolare in relazione alla determinazione dei requisiti minimi di capitale e all’obiettivo principale del nuovo accordo di renderlo

²⁵ Come evidenziato in Difonzo et al, 2002 e Albereto et al, 2008.

²⁶ Come ampiamente trattato nell’articolo di Modina, 2012.

²⁷ In Resti & Sironi, 2007 e De Laurentis & Maino, 2010.

maggiormente “*Risk-Sensitive*”²⁸, ha fatto sì che gli effetti del ciclo del merito del credito impattassero sul ciclo economico e viceversa, rendendo evidente tale legame.²⁹ In particolare, “*i tre principali fattori di rischio considerati nelle regole di calcolo dei requisiti nel metodo dei rating interni possono essere influenzati, seppur con diversa intensità, dall’andamento dell’economia*” (Cannata, 2006, pag. 28).

I *Credit Rating* sono sensibili alle condizioni dell’economia, determinandosi così la crescita della sensibilità all’erogazione di credito in funzione delle condizioni del contesto economico.³⁰ La rischiosità degli attivi, infatti, varia nel corso del ciclo economico. “*In periodi di crisi, la crescita delle insolvenze e lo slittamento dei rating verso le classi peggiori producono un negativo impatto sulla dotazione patrimoniale delle banche*” (Modina, 2012, pag. 64). Le valutazioni del rischio quindi, sia esso basato su valutazioni delle agenzie di rating del credito o rating interni, riflettono la prociclicità; a maggior ragione nel caso di rating interni, che in generale non sono in grado di valutare il rischio "attraverso il ciclo".

Questa prociclicità nelle valutazioni crea una prociclicità simile a quella dei requisiti patrimoniali, con l’implicazione che le banche detengono meno capitale o un eccesso di esposizione all’apice di un ciclo favorevole, esattamente quando il pericolo di una crisi sistemica è più grande, mentre deterranno troppo capitale o una minor esposizione durante la crisi, quando la stabilizzazione macro-economica richiederebbe un ampliamento dei prestiti. Di conseguenza, il regolamento rende le crisi bancarie non solo ancor più probabili, ma potrebbe anche destabilizzare l’economia nel suo complesso, esagerando le fluttuazioni economiche.³¹ Sironi (2008) afferma che “*la novità di Basilea 2 è che la prociclicità non nasce solo dall’andamento delle insolvenze, ma anche dalle variazioni del rating assegnato ai debitori; ne consegue un andamento prociclico più accentuato, legato alla frequenza delle insolvenze e a quella dei cambiamenti di rating*”.

²⁸ Per ulteriori approfondimenti Pederzoli & Torricelli, 2005 e Cannata et al, 2011.

²⁹ E’ vasta la letteratura in materia Borio et al, 2001; Danielsson et al, 2001; Lowe, 2002; Cannata, 2006; Drumond, 2008; Suarez & Repullo, 2008; Modina, 2012.

³⁰ Come evidenziato da Benford & Nier, 2007.

³¹ A tal proposito si consulti anche Danielsson et al, 2001.

In definitiva lo strumento del rating sembra aver avuto una evidente responsabilità nel favorire il fenomeno della prociclicità e l'aggravarsi delle difficoltà dell'economia.³²

Un rating dovrebbe essere invece indipendente dalla fase del ciclo economico del *business*³³, dal momento che dovrebbe fornire un'indicazione sul merito del credito stabile e strettamente correlata alla reale situazione finanziaria ed industriale della controparte. In realtà, anche le evidenze empiriche mostrano una positiva correlazione tra la PD stimata dai sistemi di rating e l'andamento del ciclo economico.³⁴ In questo modo però il rating non offre il proprio valore aggiunto in termini informativi, in quanto non riesce a discostarsi dalle oscillazioni transitorie, anzi le aggrava.

Come approfondito nel paragrafo seguente, ciò che si ritiene rendere maggiormente dipendenti i sistemi di rating dal ciclo economico, e che quindi determina l'ulteriore enfattizzazione della prociclicità del sistema bancario, sono l'architettura stessa dei sistemi di *Credit Rating*, cioè come essi sono realizzati (quindi, i modelli statistici utilizzati) e le variabili da essi prese in considerazione (quindi, le informazioni sulle quali si basano).

1.3. LIMITI NEI RATING BASATI SUI *CREDIT SCORING*

I *Credit Rating* utilizzano modelli statistici per la trasformazione di dati rilevanti in misure numeriche che guidano le decisioni creditizie (Beyon, 2005); sono quindi l'insieme di modelli decisionali costruiti con tecniche di base che le banche utilizzano per la concessione di credito. Per mezzo di queste tecniche si decide chi potrà ottenere credito, quanto credito dovrebbe avere e quali strategie operative miglioreranno la redditività dei debitori per le banche (Thomas et al, 2002).

I *Credit Rating* prevedono quindi l'assegnazione di uno score, aggregando varie tipologie di informazioni. Ciò avviene anche attraverso dei "*Risk Bucket*" (classi di *score*), diventando così espressione di sintesi della rischiosità del *borrower*. La forma tradizionale

³² Come emerge anche dai lavori di Danielsson, 2001 e Corcòstegui et al, 2002.

³³ Come chiaramente sostenuto nel lavoro di Amato & Furfine, 2003: "*That is, a firm's credit rating, conditional on its underlying financial characteristics, should be independent of the state of the business cycle*".

³⁴ Ampia la letteratura sul tema che rileva una stretta correlazione tra la probabilità di *default* assegnata ad una controparte e l'andamento delle varie fasi del ciclo economico. Si veda Altman & Kao, 1992; Nickell et al, 2000; Cannata, 2001; Lando & Skoderber, 2002 e Salis & Turri, 2009.

dei modelli di *Credit Scoring* è la “*scorecard*”³⁵ dove ad ogni *score* (o classe di *score*) viene assegnata una specifica PD, la quale non è altro che la probabilità che nei successivi 12 mesi, dal momento osservato, il *borrower* vada a *default*.

1.3.1 LA COSTRUZIONE

Per la costruzione dei modelli di *Credit Rating*, attraverso l’approccio statistico associato a tecniche di *Scoring*, possono essere utilizzate svariate metodologie, convenzionali ed avanzate, ottenendo così un ampio spettro di modelli che spazia da quelli parametrici³⁶ a quelli non parametrici³⁷. Queste tecniche possono favorire o meno la prociclicità del sistema bancario. Le più utilizzate sono qui di seguito descritte con una suddivisione tra univariate e multivariate.

1) Tecniche univariate

Questa tipologia di tecnica statistica utilizza una singola variabile per prevedere lo stato d’insolvenza, riducendo, così, la dimensione dei dati. Il maggior esponente di questa categoria di studi è stato Beaver (1966, 1968a, 1968b), il quale applicò la cosiddetta analisi dicotomica. Questa consiste nell’ordinare il campione di osservazioni secondo ogni indicatore e nel trovare un *cut-off* per minimizzare il numero di osservazioni non rilevanti. Beaver dimostrò come già nei 5 anni precedenti il dissesto, le imprese insolventi, rispetto alle imprese sane, presentavano decrementi dei volumi di vendita, dei flussi di cassa e dei livelli di reddito insieme ad una crescente posizione debitoria. Anche gli studi di Saulnier (1968) Deakin (1972), Pinches et al (1973) e Elam (1975) furono condotti con questa metodologia. Il lavoro di Pinches et al (1973) è uno dei maggiormente conosciuti con l’individuazione di 7 fattori: *return on investment*, *capital intensitiveness*, *inventory intensitiveness*, *financial leverage*, *receivable intensitiveness*, *short-term liquidity* e *cash position*.

Dopo altri studi, nei quali furono individuati ulteriori *ratio*, come, ad esempio, Chen & Shimerda (1981) che partirono da 41 *ratio*, nel 1983 Zmijewski, dopo aver analizzato più

³⁵ A titolo non esaustivo, si veda Wagner, 2004.

³⁶ Ad esempio Deakin, 1972 e Altman, 1983, 1984.

³⁷ Ad esempio Blum, 1974, Zmijewski, 1984; Friedman et al, 1985; Gentry et al, 1987; Gilbert, 1990.

di un centinaio di variabili, concluse che quelle con maggior potere discriminante erano: *return rate*, *financial leverage*, tasso di dilazione dei costi fissi e *return on investment*.³⁸

In Italia, invece, il primo contributo è di Ruozi (1974) il quale, grazie all'influsso dei lavori di Beaver, esaminò le imprese sane e insolventi in Lombardia, aprendo così la strada ad una posizione in grado di legare la tradizione aziendale italiana con l'utilizzo di tecniche statistiche.

“L'utilizzo di tecniche statistiche univariate non consentiva, tuttavia, di cogliere simultaneamente le interrelazioni fra i vari indicatori e la variabile dipendente” (Piatti & Gibilaro, 2012, pag. 138), ma prendeva in considerazione gli effetti solo di poche variabili senza pertanto riuscire a comprendere e sterilizzare gli effetti macro-economici sulla controparte, accentuando così l'effetto prociclico del sistema bancario.

Questi limiti spinsero all'utilizzo di tecniche multivariate in grado di considerare simultaneamente gli impatti di più indicatori³⁹ e, quindi, di analizzare anche variabili di tipo qualitativo e macro-economico. Di fatto, questa tipologia di studi è stata utilizzata anche come fase preliminare per l'analisi multidimensionale.⁴⁰

2) Tecniche Multivariate

Le tecniche multivariate sono le più diffuse per la costruzione dei *Credit Scoring* e sono composte da due gruppi di tecniche statistiche:

- a) Analisi discriminante multivariata (*Multiple Discriminant Analysis* - MDA);
- b) Modelli di probabilità condizionata, quali *linear probability model* (b.1), *logit model* (b.2) e *probit model* (b.3).

- a) Analisi discriminante multivariata (*Multiple Discriminant Analysis* - MDA);

L'analisi discriminante multivariata (MDA) è una tecnica statistica parametrica con la quale è possibile classificare gli elementi che appartengono a uno o più gruppi (solitamente due), usando variabili indipendenti come punto di partenza, e ottenendo una funzione da

³⁸ Consultare Somoza & Vallverdù, 2008.

³⁹ Cfr. Piatti & Gibilaro, 2012.

⁴⁰ A tal proposito si consulti Libby, 1975 A e B; Mensah, 1983 e Zavgren, 1985.

una combinazione di queste che determina la classificazione delle osservazioni. Il risultato di questa tecnica è uno *score*, che posiziona l'impresa a un *cut-off* che minimizza il numero di errori; similmente all'analisi dicotomica, l'impresa viene classificata insolvente oppure no. Questa tecnica non solo produce la classificazione desiderata, ma dà la possibilità di selezionare le variabili che saranno considerate più importanti. Questa metodologia presuppone, però, determinate condizioni:

- la distribuzione di ogni gruppo deve essere normale, ed è uno dei maggiori svantaggi (Anderson, 2003). Questa condizione è stata affrontata da Deakin (1976) e Frecka & Hopwood (1983) i quali confermano una mancanza di normalità nella maggior parte degli indicatori analizzati e un'approssimazione progressiva della distribuzione desiderata quando: sono effettuate trasformazioni (specialmente logaritmiche), ci sono valori estremi e una limitata numerosità dei gruppi analizzati.

- la matrice di covarianza dev'essere la stessa per entrambe i gruppi. Questa seconda condizione può essere soddisfatta usando l'analisi discriminante quadratica invece che la lineare (la differenza sta nel metodo di assegnare un elemento ad ognuno dei due gruppi). Tuttavia, sia Altman et al (1977A) che Eisenbeis (1977) hanno mostrato come l'applicazione di tale analisi non determina alcun miglioramento dei risultati.

- la distribuzione di ogni gruppo si suppone sia indipendente, senza sovrapposizione tra gli stessi; quindi, ogni entità può appartenere a uno solo dei due gruppi (il che non è sempre vero).

- uguale costo per errata classificazione e di proporzioni campionarie.

La prima proposta di analisi discriminante fu fatta da Fischer (1936) per la classificazione di un oggetto in due (o più) popolazioni note a priori. L'approccio di Fisher alla classificazione in un contesto multivariato consiste nel lavorare su una combinazione lineare delle variabili osservate sulle due popolazioni: tra tutte le combinazioni lineari possibili si utilizza quelle che rende massima la distanza media delle due popolazioni, a parità di varianza. In generale, dal punto di vista analitico, si tratta di massimizzare il rapporto tra la varianza tra le popolazioni e la varianza nelle popolazioni.

Il primo utilizzo della MDA applicato ai *Credit Scoring* è stato probabilmente nel lavoro di Durand nel 1941.⁴¹ Lo scritto maggiormente conosciuto ed influente nel campo della previsione dei fallimenti è stato invece quello di Altman (1968); in particolare, lo *Z-score* di Altman generò una regola di classificazione MDA per i prestiti *corporate*, basata sui dati di bilancio. L'MDA divenne velocemente una valida metodologia utilizzata per la costruzione dei sistemi di *Internal Credit Scoring* nelle banche ed è ancora largamente utilizzata.⁴²

In Italia, Alberici (1975) fu il primo a proporre l'utilizzo di tecniche multivariate, verificando i risultati raggiunti da Altman (1968). Il modello di Alberici non assunse, tuttavia, carattere previsionale, mancando di una verifica empirica su un campione differente rispetto a quello con cui era stata effettuata l'analisi (Piatti & Gibilaro, 2012).

b) Modelli di probabilità condizionata;

b.1) Modello di probabilità lineare (*Linear Probability Model*):

E' un'analisi di regressione lineare ristretta a due valori: 0-1. Tale tecnica dà gli stessi risultati dell'analisi lineare discriminante, dato che i coefficienti sono equivalenti. Uno dei più importanti studi che utilizza questo modello è Edminster (1972).⁴³ Il maggior svantaggio è che quando si ha un incremento della variabile indipendente, si ha una crescita in egual misura della variabile dipendente, il che però non è realistico (Collins & Green, 1982).

b.2) *Logit*:

Considera la probabilità non come una funzione lineare ma come una funzione logistica *standard*. Il pioniere fu Ohlson (1980) e dopo lui Mensah (1983), Casey & Bartzack (1985), Gentry et al (1985a), Zavgren (1985). Non ci sono vantaggi significativi nei risul-

⁴¹ Come evidenziato in Lehmann, 2008, Stanghellini, 2009 e Abdou & Pointon, 2011.

⁴² E' ampia la letteratura sul tema, a titolo assolutamente non esaustivo si consulti Desai et al, 1996; Hand & Henley, 1997; Caouette et al, 1998; Hand et al, 1998; Greene, 1998; Sarlija et al, 2004 e Abdou & Pointon, 2009.

⁴³ Cfr. Somoza e Vallverdù, 2007.

tati⁴⁴, ma ha il merito di fornire una più facile interpretazione delle variabili indipendenti. L'esteso utilizzo di questa tecnica deriva da differenti ragioni:

1. il senso economico della stessa. Infatti, la funzione logistica assume che il deterioramento della salute di un'azienda fino al punto del fallimento deve essere significativo e viceversa. Conseguentemente, piccoli cambiamenti nella salute finanziaria non necessariamente implicano il fallimento finanziario.
2. le variabili indipendenti possono essere interpretate separatamente e la significatività delle stesse è rappresentata dalla loro probabilità.

Anche il *logit* ha le stesse *assumptions* del MDA:

- i. Le variabili dipendenti sono dicotomiche senza sovrapposizione;
- ii. il costo degli “*error rates*” dovrebbe essere considerato nella definizione del valore ottimale di *cut-off*.⁴⁵

b.3) *Probit*:

E' un'altra tecnica convenzionale utilizzata nei *Credit Scoring* per la costruzione di un modello di regressione non lineare ed è utilizzata per variabili dipendenti. Sotto un modello *probit*, una combinazione lineare della variabile indipendente è trasformata in un valore di probabilità cumulata da una distribuzione normale; la probabilità dovrebbe quindi essere distribuita come una funzione normale *standard* accumulata. Uno dei maggiori esponenti è stato Zmijewski (1984), che lo applicò per comparare i differenti criteri di selezione del campione. Successivamente fu utilizzato da Gentry et al (1985B). Questa tecnica viene utilizzata come alternativa alla regressione logistica.⁴⁶

In definitiva, le metodologie multivariate hanno effettivamente migliorato la coerenza della PD rispetto al grado di rischiosità della controparte, grazie alla possibilità di poter analizzare congiuntamente più variabili e di diversa matrice e includendo quindi indicatori di bilancio, variabili macro-economiche, variabili qualitative e andamentali; tutto ciò, però, senza riuscire ad attenuare l'effetto prociclico esercitato.

⁴⁴ Come evidenziato in Collins & Green, 1982.

⁴⁵ Cfr. Somoza & Vallverdù, 2007, dove esplicitamente vengono evidenziati i due aspetti citati.

⁴⁶ Cfr. Somoza & Vallverdù, 2007.

1.3.2 LE VARIABILI UTILIZZATE

I modelli di *Credit Scoring*, realizzati secondo le tecniche statistiche descritte, si avvalgono di una molteplicità di variabili che sintetizzano le varie tipologie di informazioni analizzate. Come detto, nel corso del tempo, le tipologie di informazioni e le caratteristiche del *borrower* prese in considerazione si sono ampliate. In generale, queste possono essere suddivise in due categorie: *Hard Information*, *Soft Information*.⁴⁷

- *Hard Information*

Si tratta di variabili la cui caratteristica principale è di essere facilmente quantificabili. Petersen (2004) le definisce come esprimibili solo in numeri e per le quali l'informazione è raccolta in modo oggettivo e impersonale. Inizialmente erano esclusivamente costruite partendo dai "*financial ratio*", giocando quindi un ruolo fondamentale i dati contabili e finanziari.⁴⁸ Fin dai modelli iniziali sono state le prime ad essere utilizzate. Nei primi modelli, i "*financial ratio*" venivano usati direttamente; successivamente, sono stati utilizzati in maniera più accurata, in relazione del settore di appartenenza, includendo anche variabili dicotomiche, deviazione *standard* e valori di tendenza.⁴⁹

Infine, sono stati costruiti anche indicatori partendo dall'intera storia del cliente con la banca, chiamati *Behaviour Scores*.⁵⁰ In Italia, queste variabili sono conosciute come "andamentali"⁵¹ e sono costruite analizzando la relazione della controparte con il sistema bancario quindi centrale rischi, movimentazione del conto corrente e tipologia/modalità di utilizzi sul singolo Istituto di credito.

- *Soft Information*

Spesso alcune discriminanti possono non essere considerate nel processo di differenziazione del cliente. Tale criticità ha fatto sì, che nel corso del tempo, si iniziasse ad investigare su questa nuova tipologia di variabili non derivanti dalla contabilità.⁵² Le *Soft*

⁴⁷ Si consulti Petersen, 2004 e Godbillon & Godlewsky, 2005.

⁴⁸ Come evidenziato in Altman & Saunders, 1998.

⁴⁹ A tal proposito si consulti Edmister, 1972; Blum, 1974; Altman et al, 1977 e Dambolena & Khoury, 1980.

⁵⁰ Si faccia riferimento a Thanner, 1991; Reuter, 1994 e Shuluter, 2005.

⁵¹ Si consulti Cipollini et al, 2013.

⁵² Per approfondimenti si consulti Zavgren, 1983 e Jones, 1987.

Information sono infatti quelle variabili, dette anche qualitative, costruite sulla base di valutazioni soggettive delle caratteristiche del cliente (ad esempio la capacità del *management* o la posizione di mercato), prevalentemente espresse sotto forma di testo (Petersen, 2004). Queste giocano un ruolo fondamentale nel processo di classificazione del cliente. Risulta pertanto necessario che le stesse rientrino nel sistema di *Scoring*. Oltreché la letteratura⁵³, anche i Regolamentatori consigliano fortemente di includere le *Soft Information* nella valutazione di una controparte.⁵⁴

Come evidenziato, ci sono un numero illimitato di caratteristiche del *borrower* che potrebbero essere utilizzate nei *Credit Scoring*⁵⁵ e tali maggiori informazioni permetterebbero una miglior predittività del modello. Tuttavia, non tutte le variabili sono indipendenti; le informazioni contenute potrebbero quindi sovrapporsi e, soprattutto, ogni informazione viene ottenuta sostenendo un costo. Uno dei problemi che si rileva sull'utilizzo delle informazioni, specialmente nelle *soft*, è, ad esempio, la comparabilità e quindi la standardizzazione delle stesse. Grazie all'impiego di metodologie statistiche, però, tali problematiche possono essere superate.

In molti casi, pertanto, la selezione delle variabili è basata su analisi statistiche, ma non c'è alcuna motivazione teorica che definisce come le variabili debbano essere scelte, né il numero ottimale delle stesse, che può variare da studio a studio.⁵⁶ Ci sono modelli, ad esempio, che utilizzano solo tre variabili, fino a modelli che utilizzano oltre 20 variabili.⁵⁷ Nella selezione delle variabili, diventa pertanto rilevante valutare la natura dei dati, la tipologia delle variabili, oltre alla sostenibilità dei costi in funzione delle risorse disponibili, per definire il *set* informativo che verrà usato nei differenti *Credit Scoring Model*. In relazione all'utilizzo delle *Soft Info* c'è quindi un *trade-off* (Kilb, 2002) tra lo sviluppo della standardizzazione, i benefici di una migliore classificazione ed i relativi costi.⁵⁸

⁵³ E' ampiamente richiesto, in letteratura, l'utilizzo di variabili "qualitative", come evidenziato in Krahnén & Webber, 2000; Godbillon & Godlewsky, 2005 e Cowan e Cowan, 2006.

⁵⁴ Si consulti BCBS, 2001.

⁵⁵ Aspetto evidenziato anche in Altman e Saunders (1998).

⁵⁶ Come riportato in Abdou & Pointon (2011).

⁵⁷ A titolo assolutamente non esaustivo, si consulti Salchenberger et al 1992; Fletcher & Goss, 1993; Desai et al, 1996; Jo et al, 1997 e Pendharkar, 2005.

⁵⁸ In BCBS, 2004.

La letteratura, ed anche la regolamentazione bancaria, poi non forniscono alcuna indicazione su come raggiungere la comparabilità tra tali tipologie di informazioni. Infatti, una volta raccolte, le valutazioni di queste informazioni, se non rielaborate, possono essere inconsistenti ed incomparabili (a seconda, ad esempio, di chi effettua la raccolta).

E' evidente, quindi, che non esiste un modello ottimale di *Credit Scoring* condiviso, che debba includere specifiche variabili, numero di variabili, specifici *cut-off* della PD e dimensione del campione.⁵⁹

A seconda del maggior peso che viene dato alla parte *judgmental* o di standardizzazione si possono avere varie tipologie di modelli di *Credit Rating*, nei quali sono quindi incluse simultaneamente molteplici caratteristiche del cliente, incluso le loro interazioni, attraverso variabili che sono statisticamente e/o significativamente correlate con la possibilità di rimborso del debito.

Ciò che però è maggiormente rilevante è che i modelli di *Scoring* sono orientati sull'extrapolazione storica delle precedenti esperienze di credito e pertanto sono basati sulle esperienze passate della banca; proprio l'utilizzo di queste informazioni passate impatta significativamente sulla prociclicità. Tali sistemi di rating si possono pertanto definire come *Credit Rating Backward Looking* (CRBL).⁶⁰

Infatti, i *Credit Rating*, a differenza della relazione cliente-banca, si basano per lo più sui dati consuntivi di bilancio, che riflettono principalmente le prestazioni passate. Così, durante le recessioni economiche, quando gli indicatori di bilancio peggiorano, l'offerta dei prestiti tenderà a contrarsi (e viceversa durante le espansioni) aumentando la prociclicità. Nel caso poi dei prestiti automatici, la situazione peggiora ulteriormente in quanto le banche, per tale tipologia di erogazione, tendono ad utilizzare modelli di *Credit Scoring* molto simili, rendendo così le decisioni ancor più correlate, come nei “*models of herding*”.⁶¹

⁵⁹ Come evidenziato in Al Alamari (2002).

⁶⁰ Da ora in avanti sarà utilizzato anche l'acronimo CRBL per indicare i *Credit Rating Backward Looking*.

⁶¹ Come già evidenziato nella nota 4 del presente elaborato, tutti i modelli e le normative che apportano omogeneità nel comportamento dei partecipanti al mercato sono suscettibili di amplificare i movimenti dei prezzi e dei cicli economici (Resti, 2002). In particolare, si fa riferimento ai “*models of herding*” nell'analisi sulle proprietà dei Credit Risk Models di Allen et al (2003) e come anche riportato in Panetta et al, 2009A.

1.4. TECNICHE DI STERILIZZAZIONE DELLA PROCICLICITÀ

Dall'analisi fin qui effettuata emerge come, con Basilea 2, l'ulteriore grado di prociclicità del sistema bancario sia stato determinato in primo luogo dalle regole di determinazione dei requisiti patrimoniali, in secondo luogo dalla costruzione dei sistemi di *Credit Rating*, essendo questi basati su modelli statistici non in grado di sterilizzare gli effetti della prociclicità e su informazioni *backward looking* (CRBL), quindi orientate all'estrapolazione storica delle precedenti esperienze di credito, che di fatto amplificano le fluttuazioni cicliche.

Per contrastare questi effetti, relativamente ai requisiti patrimoniali, sono stati previsti specifici interventi con Basilea 3, mentre, in relazione ai modelli statistici con cui sono realizzati i sistemi di *Credit Rating* (MDA e modelli di probabilità condizionata), si è cercato di sterilizzare l'effetto della prociclicità attraverso la costruzione degli stessi con l'utilizzo di due differenti filosofie, *Point in Time* (PIT) e *Through-the-cycle* (TTC).⁶²

1.4.1 INTERVENTI SUI REQUISITI PATRIMONIALI

Con lo schema di regolamentazione internazionale per il rafforzamento delle banche e dei sistemi bancari (accordo noto come Basilea 3),⁶³ il comitato di Basilea ha preso coscienza delle criticità del sistema finanziario, formulando specifiche proposte per superarle. In particolare, è stata proprio riconosciuta, tra le problematiche trattate, la rilevanza del problema della prociclicità, con riferimento specifico ai requisiti patrimoniali, prevedendo interventi mirati per attenuare e gestire i possibili effetti prociclici.

L'accordo di Basilea 3, prevede quindi diverse tipologie di interventi che possono essere ricondotti a quattro macro aree:

- Rafforzamento vigilanza macro-prudenziale. L'azione di vigilanza è stata tradizionalmente orientata a contenere i rischi dei singoli intermediari (c.d. ottica micro-

⁶² Gli acronimi adottati in letteratura per indicare le tecniche di sterilizzazione *Point in Time* e *Through-The-Cycle* sono rispettivamente PIT e TTC.

⁶³ Per completezza si consulti l'intero documento del Basel Committee on Banking Supervision (BCBS, 2010, rev June 2011).

prudenziale); per tale ragione non riesce a cogliere e contenere l'esposizione al rischio sistemico quando questa non risulti dalla semplice aggregazione dei rischi individuali. Il comitato di Basilea e il *Financial Stability Board* (FSB) hanno raccomandato di sviluppare la vigilanza macro-prudenziale, che deve raccogliere informazioni e analizzare le potenziali esposizioni a shock comuni da parte degli intermediari e valutarne l'interconnessione, con il fine di contenere il rischio sistemico;

- Maggior omogeneità di interpretazione ed applicazione delle norme tra paesi, specialmente all'interno dell'Unione Europea, per consentire l'applicazione di piani di intervento tempestivi ed efficienti per la gestione della crisi di banche di rilevanza sistemica;

- Requisiti quantitativi per contenere il rischio di liquidità ed assicurare la liquidità del sistema. Si introduce un "*global liquidity standard*" attraverso due requisiti quantitativi minimi, uno di breve termine ed uno di medio-lungo. Il requisito di breve termine (*Liquidity Coverage Ratio* - LCR) richiede che le banche dispongano di un livello adeguato di attività liquide di alta qualità non vincolate (*buffer* di liquidità) in misura sufficiente a controbilanciare gli eventuali deflussi di cassa netti connessi con uno scenario di stress acuto di breve periodo (fino a 30 giorni). Il requisito di medio-lungo termine (*Net Stable Funding Ratio* - NSFR) è di natura strutturale e prevede che la banca mantenga, su un orizzonte di un anno, un ammontare minimo di provvista stabile in relazione al grado di liquidità dell'attivo, nonché al potenziale fabbisogno contingente di liquidità derivante da impegni fuori bilancio;

- Rafforzamento della dotazione patrimoniale delle banche. Questo obiettivo viene perseguito attraverso un innalzamento della qualità del patrimonio di vigilanza; con il rafforzamento delle dotazioni patrimoniali a copertura dei diversi rischi che, alla luce della crisi, si sono dimostrati la maggiore fonte di perdite; con l'introduzione di strumenti anticiclici per assicurare che le banche accumulino risorse nelle fasi espansive e con una disciplina più stringente per gli operatori a rilevanza sistemica.

In particolare, il rafforzamento della dotazione patrimoniale verrà perseguito lungo le seguenti quattro direttrici:

- Incremento della qualità e della trasparenza del capitale regolamentare di base;
- Maggior presidio di alcuni rischi rilevanti, quindi nuove misure volte a rafforzare i requisiti patrimoniali a fronte delle esposizioni al rischio di credito di controparte derivanti dalle operazioni delle banche in strumenti derivati, pronti contro termine e finanziamento titoli;
- Integrazione dei coefficienti basati sul rischio con un indice di leva finanziaria (*leverage ratio*). Una delle caratteristiche di fondo della crisi è stata l'accumulo nel sistema bancario di un eccessivo grado di leva finanziaria, in bilancio e fuori bilancio. In considerazione di ciò, il Comitato introduce un indice di leva finanziaria (*leverage ratio*) che non ha effetti rilevanti per le imprese, ma che ha il duplice obiettivo di contenere il grado di leva finanziaria nel settore bancario, contribuendo così a ridurre il rischio di *deleveraging* destabilizzanti e di introdurre presidi aggiuntivi a fronte del rischio di modello e degli errori di misurazione;
- Procciclicità. Per fronteggiarne i vari aspetti, il Comitato ha definito un pacchetto di misure specifiche, che si integrano e completano a vicenda e che fanno parte del rafforzamento della dotazione patrimoniale; in dettaglio:
 - Ciclicità dei requisiti minimi di capitale (*cyclicality of the minimum requirement*). La prima misura del pacchetto per contrastare la procciclicità, ritagliata su ogni intermediario, ha l'obiettivo di contenere le fluttuazioni del requisito minimo per le banche che adottano i modelli interni per il rischio di credito. Si prevede di applicare un fattore di scala che permette di contenere l'aumento delle probabilità di *default* nelle fasi recessive, evitando potenziali effetti indesiderati sull'offerta di credito. Tuttavia, per costruzione, tale fattore di scala non determina il rilascio di capitale per sostenere la ripresa. In tal senso, si tratta di una misura che limita la ciclicità, ma che non ha funzioni anticicliche né, a maggior ragione, di controllo del ciclo del credito;
 - Accantonamenti *forward looking* (*forward looking provisioning*). La seconda novità introdotta per contenere la procciclicità prevede di richiedere alle banche l'adozione di politiche di accantonamento anticicliche. Secondo tali politiche gli accantonamenti devono essere basati sulla valutazione delle perdite attese derivanti dalla misurazione del profilo di

rischio degli impieghi. Il Comitato, pertanto, ha incoraggiato un cambiamento dei principi contabili a favore di un approccio basato sulle perdite attese (*Expected Loss*, EL), sostenendo fermamente l'iniziativa dello IASB volta a passare all'approccio EL⁶⁴. Si tratta, quindi, di un'apertura degli *standard setters* contabili a superare l'approccio basato sul concetto di perdite realizzate – retrospettivo e quindi molto prociclico – introducendo rettifiche a fronte delle perdite attese, con l'obiettivo di migliorare l'utilità e la rilevanza della rendicontazione finanziaria a beneficio degli *stakeholder*, incluse le autorità di vigilanza prudenziale;⁶⁵

- *Buffer di capitale (building buffers through capital conservation)*. La terza misura del *set* anticiclico prevede la fissazione di un *target ratio* patrimoniale per assicurare che tutte le banche costituiscano e conservino, in espansione, “cuscinetti” di patrimonio (*buffers*) al di sopra del minimo regolamentare. Al fine di perseguire l'obiettivo di conservazione del capitale è stabilito un legame tra la distanza della banca dal *target ratio* e le possibilità di pagamento dei dividendi agli azionisti, acquisto di azioni proprie e compensi straordinari al personale. La sua attuazione, tramite principi concordati a livello internazionale, contribuirà ad accrescere la tenuta del settore nelle fasi di contrazione e fornirà un meccanismo per ricostituire le risorse patrimoniali nei periodi di ripresa economica;

- *Contenimento della crescita eccessiva del credito (excessive credit growth)*. L'ultimo tassello delle novità introdotte con Basilea 3 prevede che al *target ratio* venga affiancato un *buffer* macro-prudenziale destinato a preservare il sistema bancario dai rischi che vengono accumulati in periodi di eccessiva espansione del credito aggregato.⁶⁶

L'obiettivo perseguito, con questo insieme di interventi, risulta pertanto quello di introdurre specifici strumenti che mirano ad evitare l'eccessiva crescita dell'indebitamento nelle fasi di euforia. In definitiva, Basilea 3, per contenere l'effetto prociclico, indica come

⁶⁴ A tal proposito, il Comitato ha pubblicato e trasmesso allo IASB un insieme di principi guida di alto livello che dovrebbero ispirare le riforme per la sostituzione dello IAS39. Consultare pertanto il comunicato stampa “*Guiding principles for the revision of accounting standards for financial instruments issued by the Basel Committee*” (2009).

⁶⁵ Per ulteriori approfondimenti consultare BCBS, 2010 e Marizza, 2010.

⁶⁶ Per un'analisi più completa sugli interventi di Basilea 3 si rimanda al documento ufficiale del Comitato (BCBS, 2010, rev 2011). A tal proposito consultare anche Marizza, 2010.

principale soluzione l'effettuazione di maggiori accantonamenti nei periodi di espansione da utilizzare quando i rischi si materializzeranno durante una recessione.

1.4.2 GLI INTERVENTI SUI MODELLI DI *CREDIT RATING*

L'aggiustamento dei rating interni in base al momento del ciclo economico costituisce già da tempo un problema rilevante⁶⁷ e la volontà di sterilizzare l'effetto tra *Credit Rating* e ciclo economico ha portato in letteratura a molteplici discussioni. L'operazione di "sterilizzazione" del rating dal ciclo economico non è però di facile attuazione essendo presenti svariate difficoltà nell'esatta individuazione degli elementi critici. Qui di seguito ne elenchiamo alcuni:

- Momento del ciclo economico;
- Domanda interna/esterna;
- Offerta del prodotto;
- Dimensione aziendale;
- Inflazione;
- Disoccupazione;
- Tipologia di mercati e prodotti.

Gli approcci per affrontare la problematica della prociclicità, derivante dalla costruzione dei modelli, sono molteplici,⁶⁸ ma le due principali filosofie di rating che si sono affermate sono:

- *Point In Time* (PIT). Una probabilità di *default* (PD) *Point-in-time* considera, oltre alle condizioni economico-finanziarie, attuali e prospettiche del soggetto, le condizioni attuali e prospettiche del ciclo economico, sempre con un orizzonte temporale di un anno.⁶⁹ La PD *Point-in-time* rispecchia perciò la probabilità di *default* nell'anno successivo, dato il punto

⁶⁷ Come evidenziato in Maino, 2012 e Modina, 2012B.

⁶⁸ Cfr. BCBS, 2005.

⁶⁹ Definizione ricavata da BCBS, 2001.

corrente nel ciclo economico. Un sistema di rating *Point-in-time* (PIT) utilizza tutte le informazioni, attualmente disponibili sul debitore specifico e di aggregazione, per assegnare i debitori ad un *bucket*⁷⁰ specifico. In questo caso il rating di un debitore varierà rapidamente in base alle sue prospettive economiche.

- *Through-the-cycle* (TTC). Un sistema di rating *Through-the-cycle* prende in considerazione le prospettive di breve e medio-lungo periodo del debitore, utilizzando le caratteristiche sia statiche che dinamiche, e tende a non essere influenzato da variazioni delle condizioni macro-economiche. Un rating TTC è definito come la misura della capacità di un debitore di rimanere solvibile lungo un intero ciclo economico o dopo un severo *stress event*. La valutazione sulla capacità del debitore di rimborsare le sue obbligazioni viene effettuata mediante una sorta di *stress analysis* nelle condizioni peggiori (*worst case*) del ciclo.

Relativamente al sistema PIT, i debitori vengono spostati in classi di rating diverse non appena presentano segni di miglioramento o peggioramento, determinando così tassi di migrazione più elevati. Tuttavia, poiché i debitori assegnati ad una certa classe di rating saranno sempre coerenti con le caratteristiche di rischio a breve termine di quella classe, nel tempo i tassi di insolvenza ad un anno tenderanno ad essere più stabili in ogni classe. Nel complesso, quindi, i rating PIT tendono a diminuire durante le recessioni economiche e ad aumentare durante le espansioni economiche.⁷¹ In questo senso, dunque, è verosimile che, a parità di condizioni specifiche del debitore in esame, una congiuntura economica di tipo recessivo si associ a rating peggiori e viceversa, con un inevitabile effetto ciclico del *Credit Rating*.

In una valutazione *Through-the-cycle*, invece, il rating incorpora fin dall'inizio le possibili variazioni del ciclo economico; l'andamento della congiuntura negli anni successivi, quindi, incide in modo relativamente modesto sul rating delle imprese, così che le migrazioni verso altre classi di rating sono comparativamente limitate.⁷² Per tale ragione,

⁷⁰ Come noto, e come già evidenziato nel paragrafo 1.3 del presente elaborato, la forma tradizionale dei modelli di *Credit Scoring* è la *scorecard* dove ad ogni *score* (o classe di *score*) viene assegnata una specifica PD. Per indicare "le classe di *score*" si utilizza anche il termine *bucket*.

⁷¹ Come evidenziato dal documento di BCBS, 2005.

⁷² Anche il working paper n. 14 del BCBS (pag. 14) evidenzia come la distribuzione dei rating dei debitori non cambia in modo significativo nel corso del ciclo economico: "*An individual obligor's rating may change*

la valutazione risulta relativamente immune alle variazioni del ciclo e le evidenze empiriche evidenziano poi come questi rating siano più lenti a recepire le nuove informazioni⁷³. Tuttavia, proprio perché i debitori allocati in una certa classe di rating rimangono in buona misura gli stessi, i tassi d'insolvenza registrati su quella classe possono essere relativamente instabili nel tempo: si registreranno valori più bassi quando i debitori godono di prospettive di breve periodo più favorevoli, più elevati quando l'economia si avvicina alla fase peggiore del ciclo. L'adozione di un sistema di rating TTC potrebbe inoltre distruggere anche la comparabilità nel tempo del requisito patrimoniale IRB. Gli operatori di mercato non sarebbero infatti in grado di dedurre le variazioni del rischio di portafoglio dalle variazioni del requisito minimo di una banca. In ultima analisi, tali rating risultano anche poco utili ai fini del *pricing* e del *risk management*.⁷⁴

Ad oggi le soluzioni precedentemente prospettate possono essere perseguite secondo una logica PD *stressed* o PD *unstressed*.

PD *stressed*

Questa tipologia di approccio è proposta dalla Vigilanza. La PD viene calcolata con una stima cautelativa e quindi peggiorativa rispetto a quella corrente per tenere conto di un punto relativamente negativo del ciclo, detto anche *mild recession*.⁷⁵ Tale impostazione risulta meglio rispondere all'esigenza di dotazione di adeguati requisiti patrimoniali in relazione al livello di portafoglio detenuto, essendo la prerogativa alla quale risponde la vigilanza.

Una PD *stressed* misura, con un orizzonte temporale di un anno, la probabilità che un debitore non vada a *default*, utilizzando tutte le informazioni disponibili dello stesso, assumendo condizioni economiche avverse date da uno *stress-scenario*.⁷⁶

Ci sono due differenti metodologie che possono essere applicate:

as its own dynamic characteristics change, but the distribution of ratings across obligors will not change significantly over the business cycle".

⁷³ Cfr. Löffler, 2004; Altman & Rijken, 2005 e Kauko, 2010.

⁷⁴ Come evidenziato anche in Gordy & Howells, 2006.

⁷⁵ Cfr. Cuneo & Maino, 2010 e Maino, 2012.

⁷⁶ Cfr. BCBS, 2005.

- Fissare la PD sul livello avverso che avrebbe nel corso di una situazione di *stress* definita;

- Fissare la PD su un determinato livello di confidenza, più conservativo della media della distribuzione.

Nel primo caso sopra riportato avremmo una PD la cui determinazione dipenderebbe dalla modalità di definizione dello *stress*; se questo nel tempo non mutasse, la PD rimarrebbe immutata fino al mutamento sostanziale dei fondamentali della controparte. Poiché questa PD si avvale di caratteristiche dinamiche del debitore, cambierà in linea con le variazioni delle caratteristiche individuali dello stesso, ma tenderà a non essere correlata con il ciclo economico e le sue variazioni.⁷⁷

Nel secondo caso, invece, non è detto che la PD *stressed* sia anticiclica o a-ciclica, in quanto l'intera distribuzione degli eventi attesi tende a muoversi con la fase congiunturale. Pertanto, un livello di confidenza più conservativo non determina una stima meno ciclica. Altro aspetto da non trascurare è la relazione banca-impresa e quindi la determinazione di PD individuali. Infatti, l'applicazione di uno stress sistematico determina un rating non congruente per l'applicazione del *pricing* e per la valutazione della redditività della relazione. Infine, questa tipologia di approccio non risulta compatibile con le regole IAS che affermano che l'obiettivo del *financial reporting* è quello di rappresentare informazioni utili per gli utilizzatori del bilancio. L'informativa per essere utile deve essere neutrale e riportare le caratteristiche economiche dei *financial assets* rilevati. Il riferire quindi qualcosa di diverso sulle caratteristiche economiche delle attività finanziarie oggetto di valutazione si tradurrebbe nel rappresentare infedelmente il fenomeno economico sottostante.⁷⁸

⁷⁷ Cfr. quindi il Working paper del BCBS (2005, pag. 13) che riporta la definizione di PD *stressed* come: "A stressed PD measures the likelihood that an obligor will default over the next year using all available obligor information, but assuming adverse stress-scenario economic conditions. Because this PD makes use of dynamic obligor characteristics it will change as an obligor's individual characteristics change, but it will tend not to be highly correlated with the business cycle".

⁷⁸ Come evidenziato dal IASB, 2009: "The Board noted that the objective of financial reporting is to present useful information to users of financial reporting is to present useful information to users of financial statements. For information to be useful, it must be neutral and portray the economic characteristics of recognized financial assets. Recognizing an allowance for losses solely on the basis of conditions that may be predictive of future credit losses amounts to reporting something other than the economic characteristics of

In generale, l'utilizzo di una metodologia *stressed* fa emergere molteplici dubbi quando dal livello di portafoglio e della determinazione del capitale, si scende a livello delle singole controparti, diventando fortemente limitato l'utilizzo ai fini operativi di tali PD individuali.

PD *unstressed*:

Con questo approccio le PD vengono stimate senza tener conto del momento ciclico e le soluzioni, individuate per stimare il rating in maniera anticiclica, sono di carattere statistico o strutturale.⁷⁹

L'esigenza di individuare una PD individuale maggiormente rappresentativa con un connotato puntuale, per le motivazioni sopra esposte (corretta applicazione del *pricing*, finalità contabili, gestione puntuale del rapporto e controllo di gestione corretto per il rischio), ha fatto sì che, questo secondo approccio, sia stato l'orientamento più condiviso nelle applicazioni degli intermediari.⁸⁰ Questa logica può essere conseguita secondo le seguenti metodologie, in dettaglio:

- Smorzamento delle PD Attuali, mediando con quelle storiche.⁸¹ Il lato negativo di tale approccio è l'essere *backward looking*, limitandosi solo a ritardare l'effetto del ciclo piuttosto che evidenziarne l'impatto effettivo;

- Aggiustamento della PD del rating puntuale con modelli che tengano conto del ciclo economico. Uno strumento evidenziato in letteratura⁸² e maggiormente utilizzato dagli intermediari finanziari ed agenzie di rating è proprio il TTC che, come detto, attenua la

the financial assets being measured. The Board believed that (...) would result in unfaithfully the underlying economic phenomenon".

⁷⁹ Nel Working paper num. 14 del BCBS (2005, pag. 12-13) è riportata la definizione di PD *unstressed* come: "An *unstressed PD* is an unbiased estimate of the likelihood that an obligor will default over the next year given all currently-available information, including static Studies on the Validation of Internal Rating Systems and dynamic obligor characteristics and aggregate data. Because this PD makes use of observable macroeconomic data, it is likely to fall as macroeconomic conditions improve and rise as they deteriorate".

⁸⁰ Come evidenziato in Albareto et al, 2008 e Cannata et al, 2011.

⁸¹ Cfr. CEBS 2010.

⁸² Altra tipologia utilizzata dagli intermediari finanziari sono le *Transaction Matrices*, realizzate attraverso due approcci dove, con il primo, viene calcolata la matrice nei differenti punti del ciclo economico mentre, con il secondo, la matrice di transizione viene realizzata come funzione di variabili "macro" e finanziarie (Credit Portfolio View Approach). Per maggiori approfondimenti consultare Lowe, 2002, Benford & Nier, 2007 e Kauko, 2010.

potenziale prociclicità di Basilea II, in quanto non essendo presenti specifiche variabili “del ciclo economico”, ne ignora le fluttuazioni.

La criticità dell’applicazione PD *unstressed* deriva dal fatto che i modelli che rappresentano il ciclo economico sono di natura essenzialmente macro-economica e conseguentemente non sono adatti a cogliere tutte quelle specificità delle controparti che non sono influenzate in maniera diretta ed evidente dall’economia nel suo insieme. Infatti, in tal maniera, non vengono prese in considerazione le specifiche peculiarità che caratterizzano, ad esempio, singoli settori produttivi o realtà nazionali/locali.⁸³

⁸³ A tal proposito consultare Amato & Furfine, 2003; Cuneo & Maino 2010 e Maino, 2012.

Capitolo secondo
**VERSO UN MODELLO DI RATING *FORWARD LOOKING*: IL
*CASH FLOW MODEL***

2.1.DAI *CREDIT RATING BACKWARD LOOKING* AI *CREDIT RATING FORWARD LOOKING*

Il modello di erogazione del credito è in profonda discussione a seguito della crisi finanziaria iniziata nel 2007⁸⁴. Per la prima volta il processo basato sul rating affronta un passaggio cruciale del ciclo del credito, al di là delle usuali condizioni di gestione ordinaria. Gli aspetti di dipendenza ciclica dello strumento, in parte alla base della crisi stessa (soprattutto sui mercati anglosassoni), non sono ancora stati affrontati in modo sistematico, ed oggi possono alterare profondamente le modalità di rapporto tra banche e imprese.⁸⁵

Dall'analisi fin qui effettuata è emerso come l'ulteriore grado di prociclicità del sistema bancario con Basilea 2 sia stato generato, da un lato, da come sono determinati i requisiti patrimoniali e, dall'altro, dai sistemi di *Credit Rating*, considerando le tecniche statistiche con cui sono costruiti, ma anche le informazioni da essi prese in esame (di natura *backward looking*).

Per sterilizzare l'effetto prociclico del rating, in relazione ai requisiti patrimoniali, il legislatore è intervenuto con specifici provvedimenti (Basilea 3) che, come già evidenziato⁸⁶, mirano nella sostanza a contenere l'effetto prociclico con maggiori accantonamenti nei periodi di espansione. Così facendo, le banche saranno ulteriormente condizionate da fabbisogni più elevati di capitale, da regole più stringenti, da minor leva, da più trasparenza e da vincoli per attenuare la ciclicità nelle scelte e nei comportamenti finanziari.⁸⁷

⁸⁴ Come già evidenziato nella nota 1 del paragrafo 1.1, la crisi finanziaria iniziata nel 2007 è stata accentuata dalla prociclicità del sistema bancario.

⁸⁵ A tal proposito si consulti il documento del Commission Services Staff del 16.04.2010, in particolare la sezione V; la lettera pubblica di CEBS inviata allo IASB il 30.06.2010 e Cuneo & Maino, 2010.

⁸⁶ Cfr. paragrafo 1.4.1 del presente elaborato.

⁸⁷ Cfr. BCBS, 2010, rev 2011.

Per quanto riguarda la costruzione dei sistemi di *Credit Rating*, gli interventi adottati dagli intermediari finanziari prevedono che questa avvenga secondo una delle due filosofie principali che si sono affermate⁸⁸, *Point In Time* o *Through-the-cycle*. Entrambe, per le ragioni già esposte ed analizzate⁸⁹, presentano evidenti criticità, non essendo pienamente in grado di assorbire l'enfatizzazione degli effetti prociclici dei sistemi di rating.

Relativamente alle informazioni contenute negli attuali sistemi di *Credit Rating*, che essendo *backward looking* rendono le variabili utilizzate nella costruzione dei modelli non più aggiornate con conseguente aggravio della prociclicità del sistema bancario⁹⁰, non è stata ancora adottata alcuna soluzione.

Risulta quindi necessario ripensare le caratteristiche dei *Credit Scoring* per mitigare le criticità evidenziate. Da parte del Regolamentatore (BCBS)⁹¹, dell'ex Governatore della Banca d'Italia⁹² e della letteratura⁹³, è stato dato un chiaro indirizzo per sviluppare i sistemi di *Credit Scoring*, invitando gli intermediari finanziari ad un maggiore utilizzo di variabili qualitative e all'adozione/individuazione di variabili *forward looking* per costruire dei sistemi di *Credit Rating Forward Looking*.⁹⁴

Nella costruzione di un modello maggiormente *forward looking*, l'attuale struttura dei sistemi di rating deve essere pertanto rivisitata per dare nobiltà a tutte le informazioni derivanti tra banca e impresa. In particolare, l'attenzione sui fattori di competitività di lungo periodo appare essenziale soprattutto in presenza di *break* strutturali che rendono le informazioni utilizzate nella costruzione dei modelli non più aggiornate. Questa soluzione appare quindi molto più vantaggiosa che non l'applicazione di fattori di correzione ciclica

⁸⁸ E' ampia la letteratura sul tema. Si consulti, a titolo comunque non esaustivo, Pederzoli & Torricelli, 2005; Gordy & Howells, 2006; Benford & Nier, 2007 e Kauko, 2010.

⁸⁹ Cfr. paragrafo 1.4.2 della presente dissertazione.

⁹⁰ Cfr. paragrafo 1.3.2 della presente dissertazione.

⁹¹ Il comitato di Basilea indica che "sebbene l'orizzonte temporale nella stima della probabilità di default sia di un anno, le banche devono usare un orizzonte temporale più lungo nell'assegnare i rating" (BCBS, 2004, paragrafo 4.4).

⁹² A tal proposito, sono numerosi gli interventi dell'ex Governatore della Banca d'Italia (2009A, 2009B e 2010). In particolare, nell'intervento del 2010 viene evidenziato come: "I modelli statistici di valutazione degli affidati in uso presso le banche utilizzano al momento i dati di bilancio riferiti al 2008; dalla primavera cominceranno a elaborare quelli del 2009 che, se la ripresa prosegue, potrebbero fornire una rappresentazione non più attuale della situazione".

⁹³ A titolo comunque non esaustivo si veda Cannata, 2010 e 2011; De Laurentis & Maino, 2010; Cuneo & Maino, 2010; Modina, 2012 e Pignalosa et al, 2012.

⁹⁴ Da ora in avanti sarà utilizzato anche l'acronimo CRFL per indicare i *Credit Rating Forward Looking*.

legati a scenari di previsione che hanno per loro natura una validità generale, ma non di *screening* individuale.⁹⁵ Questo orientamento all'implementazione di un approccio di calcolo della PD con una più spiccata connotazione prospettica vale, in particolare, in momenti di congiuntura avversa in cui diviene cruciale riuscire a cogliere i fondamentali di lungo periodo delle imprese servite.

Considerando quanto emerge dalla letteratura e le indicazioni dei Regolamentatori, in merito all'esigenza di costruire modelli di *Credit Scoring* maggiormente *forward looking*, il nuovo modello di *Credit Rating*, oggetto del presente elaborato, è stato realizzato orientando il rating secondo una prospettiva anticipatrice degli elementi distintivi e di competitività di lungo periodo della controparte analizzata. Partendo dalle peculiarità e specificità dell'azienda valutata, oltre a quelle del suo settore di appartenenza e quindi del contesto macro-economico in cui opera, sono stati individuati alcuni dei fattori di competitività di lungo periodo che ne caratterizzano e discriminano la rischiosità, il tutto opportunamente sintetizzato in variabili accuratamente selezionate e proiettate nel futuro, potendo così legare e determinare la probabilità di *default* con variabili *forward looking*.

2.2.PERIMETRO DI APPLICAZIONE DEL MODELLO

L'analisi è stata svolta sul settore *Real Estate*, in particolare sulle controparti note come *Income Producing Real Estate (IPRE)*⁹⁶, per tre fondamentali ragioni:

- 1) E' considerato il settore spia della crisi.

L'esperienza storica mostra come le più gravi crisi economiche, a partire dalla fine degli anni '90, sono state provocate o aggravate dagli effetti che le oscillazioni del valore degli immobili hanno provocato sui bilanci bancari. In particolare, la crisi avviata dal 2007⁹⁷ trova la sua radice nella sopravvalutazione e successiva perdita di valore degli immobili negli Stati Uniti e in altri paesi. Tutto ciò ha determinato una profonda riflessione

⁹⁵ Cfr. Cuneo & Maino, 2010 e Modena et al, 2012.

⁹⁶ Per indicare le controparti *Income Producing Real Estate* è riconosciuto, sia in letteratura che da parte dei Regolamentatori, l'utilizzo dell'acronimo "IPRE".

⁹⁷ Come già evidenziato nella nota 1 del paragrafo 1.1 e nota 84 paragrafo 2.1, la crisi finanziaria avviata dal 2007 è stata amplificata dalla prociclicità del sistema bancario.

sugli obiettivi della politica monetaria⁹⁸, con particolare riferimento al ruolo dei prezzi delle case sia per rilevare l'inflazione, sia come indicatore di squilibri reali e finanziari.

E' quindi evidente l'influenza che il settore immobiliare esercita sull'andamento dell'attività produttiva, sulla stabilità del sistema finanziario ed anche nelle modalità con cui gli impulsi della politica monetaria si trasmettono all'economia reale.⁹⁹

Tutto ciò deriva dalle molteplici funzioni che svolgono gli immobili, essendo, al tempo stesso, beni di consumo (servizi abitativi) e di investimento, la maggior componente delle garanzie reali sui crediti bancari ed infine il principale motivo di indebitamento delle famiglie.

Anche in Italia, il comparto immobiliare riveste un ruolo primario nell'andamento dell'economia, infatti, rappresenta quasi un quinto del PIL, il credito che viene erogato al settore si attesta generalmente a circa un terzo degli impieghi bancari totali (cfr. figura 3)¹⁰⁰ e gli immobili costituiscono il 60% della ricchezza delle famiglie.

Figura 3. Distribuzione degli impieghi del settore bancario

B2.2		IMPIEGHI				
Distribuzione per localizzazione (aree geografiche) e attività economica della clientela						
TDB10255						Banche e CDP
Fonte: segnalazioni di vigilanza Consistenze in milioni di euro						
Dicembre 2013	Totale	Nord-Ovest	Nord-Est	Centro	Sud	Isole
a. TOTALE	905.224	321.787	243.268	203.482	94.751	41.936
Agricoltura, silvicoltura e pesca	44.096	12.424	14.796	8.535	5.188	3.163
Estrazione di minerali da cave e miniere	2.816	1.212	672	611	209	112
Industria manifatturiera	207.051	79.197	66.003	35.984	19.717	6.150
Fornitura di en. elettrica gas vapore e aria cond.	31.415	12.717	4.863	9.069	3.024	1.741
Fornitura di acqua; reti fognarie, gestione rifiuti	10.205	3.109	2.329	2.932	1.237	599
Costruzioni	159.859	51.950	41.501	40.715	18.125	7.568
Commercio: ingr. e dett.; riparazione autoveicoli	138.005	44.011	34.371	29.256	20.385	9.982
Trasporto e magazzino	40.031	12.737	6.898	11.279	6.036	3.081
Attività dei servizi di alloggio e di ristorazione	37.583	8.228	12.478	8.581	5.261	3.035
Servizi di informazione e comunicazione	16.158	7.298	2.443	5.285	797	335
Attività finanziarie e assicurative	15.189	6.735	3.789	3.424	822	420
Attività immobiliari	119.065	47.657	32.721	30.303	5.991	2.392
Attività professionali, scientifiche e tecniche	40.562	19.697	11.227	6.490	2.216	932
Noleggio, ag. di viaggio, supporto alle imprese	20.293	7.313	4.140	5.590	2.507	743
Attività residuali (sezioni O, P,Q,R,S,T)	22.895	7.503	5.046	5.427	3.235	1.684

Fonte: Bollettino statistico primo trimestre 2014, Banca d'Italia.

⁹⁸ Cfr. Panetta et al, 2009B.

⁹⁹ E' ampia la letteratura in materia, consultare: Case, 2000; Shiller, 2000; Aoki et al, 2004; Case & Shiller, 2004; Iacoviello, 2005; Brunnermeier & Julliard, 2006; De Grauwe, 2006; Piazzesi & Schneider, 2006; ISTAT, 2007; Piazzesi & Schneider, 2007; Di Bartolomeo, 2008; Iacoviello & Neri, 2008; Fratianni, 2009; Panetta et al, 2009B; Ashcraft et al, 2010; ANCE, 2011; Agenzia delle Entrate, 2013 e 2014.

¹⁰⁰ Dalle statistiche Banca d'Italia emerge l'importanza del settore immobiliare, in termini di impieghi del sistema bancario nelle attività economiche indicate come "Costruzioni" e "Attività immobiliari".

Questa rilevanza assunta dal settore immobiliare nell'economia globale deriva anche dall'avvenuta "finanziarizzazione"¹⁰¹ dello stesso, dove pertanto la differenza nella valutazione economica tra un appartamento, un ufficio, un centro commerciale, da un lato, e un'azione societaria o un'obbligazione, dall'altro, è sempre più esigua.¹⁰²

2) Il comitato di Basilea ha evidenziato l'esigenza di costruire dei modelli focalizzati su controparti specifiche del settore *Real Estate*, in quanto i sistemi tradizionali hanno manifestato debolezze.

Nel *working paper* del comitato di Basilea (BCBS, 2001) viene individuata una specifica categoria di esposizioni *corporate* che viene definita *Specialised Lending*. All'interno di queste esposizioni, vengono poi individuate 4 linee di prodotto specifiche la cui differenziazione deriva principalmente dalla fonte di rimborso prevista per l'esposizione e l'oggetto del finanziamento. In dettaglio:

a) *Project Finance*, per questa linea di prodotto la fonte di rimborso e la garanzia del prestito derivano dai contratti generati da un singolo progetto. Questo genere di finanziamenti solitamente è destinato a grandi, complesse e costose installazioni quali opere pubbliche e infrastrutture;

b) *Income Producing Real Estate (IPRE)*, per queste esposizioni il rimborso e la garanzia sono assicurati dai flussi generati dall'immobile(i) acquistato(i) o costruito(i), quindi tramite l'affitto o la vendita dello stesso(i);

c) *Object Finance*, qui il rimborso dipende direttamente dallo specifico *asset* finanziato¹⁰³;

d) *Commodities Finance*, i flussi per il rimborso del finanziamento sono generati dalla vendita del materiale acquistato.

¹⁰¹ Con il termine "finanziarizzazione" del mercato immobiliare si intende il progressivo avvicinarsi, nei metodi, nelle tecniche di valutazione economica e nella struttura del mercato, dei beni immobiliari ai beni mobiliari.

¹⁰² Per approfondimenti, Degennaro (2008).

¹⁰³ Ad esempio un aereo o una nave.

La definizione di queste specifiche tipologie di esposizioni deriva proprio dall'esigenza di individuare uno specifico approccio per la valutazione delle stesse considerando le peculiarità che le contraddistinguono in termini di oggetto del finanziamento, fonte di rimborso e dati disponibili. Da tutto ciò, emerge l'esigenza di un approccio evolutivo da applicare agli *Specialised Lending* per la valutazione dei requisiti patrimoniali di vigilanza come, tra l'altro, specificatamente richiesto dal comitato di Basilea.¹⁰⁴

3) Per le aziende *Incoming Producing Real Estate*, i flussi/rendimenti futuri sono stimabili con maggiore certezza.

La stima dei flussi generati dalle controparti IPRE risulta più agevole in quanto la definizione stessa di tale tipologia di azienda fa sì che la fonte di rimborso del finanziamento concesso, che deriva dall'affitto o vendita dell'immobile costruito/acquisito, sia l'elemento distintivo per l'individuazione di queste controparti, diventando il *cash flow* generato l'elemento caratterizzante e conseguentemente anche di più facile previsione. Tutto ciò deriva proprio dalla rilevanza primaria assunta dalla capacità di generare flussi di cassa per prevedere l'andamento di questa tipologia d'azienda; flussi, quindi, in grado di far fronte ai propri impegni, presenti e futuri, in funzione dei vari scenari che possono presentarsi nel futuro.

Come già evidenziato¹⁰⁵, l'obiettivo del modello di rating realizzato è quello di evitare l'enfaticizzazione degli effetti prociclici nel sistema bancario da parte dei sistemi di rating. Definito il campione, con un portafoglio clienti perimetrato come precedentemente descritto, e considerando i fattori, più volte menzionati nel primo capitolo, che determinano tale enfaticizzazione, il modello di rating è stato costruito secondo una differente logica, cioè con una diversa tecnica statistica, la simulazione Monte Carlo¹⁰⁶, e comprendendo una nuova tipologia di variabili, variabili *forward looking*¹⁰⁷.

¹⁰⁴ Cfr. BCBS, 2001.

¹⁰⁵ Cfr. il paragrafo 2.1.

¹⁰⁶ La scelta di utilizzare la Simulazione Monte Carlo sarà dettagliata nel paragrafo seguente (2.3).

¹⁰⁷ La scelta di utilizzare variabili *forward looking* è stata già ampiamente affrontata nel paragrafo precedente (2.1) e sarà ulteriormente dettagliata nel paragrafo 2.4.

2.3.STRUTTURA DEL MODELLO: SIMULAZIONE MONTE CARLO

La simulazione Monte Carlo consiste nello studio del comportamento di un sistema mediante la sua riproduzione in un contesto controllabile. Con questa metodologia si cerca la soluzione di un problema, rappresentandola quale parametro di un'ipotetica popolazione e nello stimare tale parametro tramite l'esame di un campione della popolazione ottenuto mediante sequenze di numeri casuali. In generale, questo metodo permette di generare eventi secondo un'opportuna distribuzione di probabilità, quindi, può essere applicato a qualsiasi fenomeno di cui si conosca la probabilità di occorrenza.

Con questa tecnica si genera un numero molto elevato di scenari dove i dati storici sono utilizzati per determinare i parametri (ad esempio, la media, la volatilità e le correlazioni) con cui descrivere la distribuzione di probabilità scelta. Questa metodologia presenta alcune similitudini con la simulazione storica, in quanto anch'essa simula una serie di scenari sulla base di dati storici. A differenza della simulazione storica, tuttavia, è necessario presupporre una precisa distribuzione di probabilità per i fattori di rischio, e questo costituisce un punto di contatto con le metodologie analitiche

Un primo evidente vantaggio, nell'utilizzo di questa tecnica, deriva dalla possibilità di riprodurre e risolvere numericamente un problema in cui sono coinvolte variabili aleatorie, essendo una tecnica numerica per la trattazione di problemi caratterizzati da una sostanziale intrattabilità analitica. Inoltre, riscuote particolare successo per la sua capacità di risolvere il problema della rappresentazione dei portafogli composti da strumenti finanziari ad alto contenuto opzionale (o non lineare) e la distribuzione dei rendimenti del portafoglio stesso¹⁰⁸. E' quindi una valida alternativa agli approcci parametrici nel caso in cui il portafoglio comprenda posizioni con andamento di prezzo non lineare. Ulteriore vantaggio di tale metodologia riguarda la possibilità di adattare, per la generazione degli scenari *random*, distribuzioni di probabilità dei fattori di rischio non normali. Infine, la possibilità di modificare le variabili di *input* consente di valutarne gli effetti sugli *output* alla luce delle stesse variazioni effettuate.

¹⁰⁸ Per approfondimenti consultare Di Fonzo, T. & Lisi, F., 2005 e Masinelli & Giovanelli, 2013.

La simulazione Monte Carlo, quindi, calcola una serie di realizzazioni possibili del fenomeno in esame, con il peso proprio della probabilità di tale evenienza, cercando di esplorare in modo denso tutto lo spazio dei parametri del fenomeno. Una volta calcolato questo campione rappresentativo, la simulazione esegue delle “misure” delle grandezze di interesse su tale campione. La simulazione Monte Carlo, se ben eseguita, fa sì che il valore medio di queste misure sulle realizzazioni del sistema converga al valore vero.

Gli elementi principali di questa tecnica sono generalmente così individuati:

- Parametri: sono gli *input* specificati dal decisore e quindi controllabili;
- Variabili esogene: non controllabili, quindi non sotto il controllo del decisore ma possono essere descritte in termini probabilistici;
- Variabili di *output*: rappresentano i risultati della simulazione;
- Il modello: composto da equazioni matematiche (funzioni dei parametri e delle variabili di *input*) che descrivono le relazioni tra componenti del sistema/problema e definiscono il legame degli *output* con i parametri e le variabili di *input*.

Il legame dell'*output* che si desidera ottenere con i dati di ingresso, viene esplicitato producendo un numero N sufficientemente elevato di possibili combinazioni di valori che le variabili di ingresso possono assumere, calcolandone poi il relativo *output* sulla base delle equazioni del modello. Per costruire ciascuna delle N combinazioni viene generato (ossia “estratto”) casualmente un valore per ciascuna variabile di *input*, in accordo con la distribuzione di probabilità specificata e rispettando le correlazioni tra variabili. Ripetendo al computer N volte questo procedimento (con N abbastanza “grande” da permettere risultati statisticamente affidabili) otterremo N valori indipendenti delle variabili di *output*, che rappresentano dunque un campione dei possibili valori assumibili dall'*output*.

Il primo *step* è l'identificazione delle variabili di *input* esogene e dei parametri. Si tratta qui di individuare i dati di interesse, cioè gli elementi critici dai quali dipende “il valore economico del progetto”. Dopodiché, deve essere definito il modello esplicitando le relazioni matematiche che consentono di determinare il risultato desiderato in funzione delle variabili di *input* e dei parametri. In questa fase è inoltre importante che il modello

consideri esplicitamente le correlazioni tra le variabili. Quindi si procede con l'attribuzione delle distribuzioni di probabilità e risulta necessario specificare la distribuzione di probabilità di ogni variabile di *input*. La distribuzione può essere assegnata basandosi su dati quantitativi oppure in modo soggettivo dal decisore eventualmente tramite la consultazione di esperti, con metodi appropriati. Successivamente, si procede con l'impostazione delle simulazioni, si effettuano gli esperimenti, fissando il numero di iterazioni da eseguire, stabilendo il modo adeguato per riprodurre numericamente nel calcolatore le funzioni statistiche delle variabili di ingresso, implementando gli algoritmi di generazione dei numeri pseudocasuali. Diventa quindi possibile effettuare le simulazioni pianificate al calcolatore e ottenere il campione dei valori assunti dalle variabili di *output*; infine, si verificano i risultati.¹⁰⁹

Rispetto alle tecniche statistiche fino ad oggi maggiormente impiegate nella costruzione dei sistemi di *Credit Rating*, l'utilizzo del metodo di Monte Carlo, per tutti i vantaggi sopra evidenziati, è stata considerata nel presente elaborato una valida alternativa. Con questa metodologia è infatti possibile analizzare l'andamento dei flussi di cassa in funzione delle caratteristiche distintive dell'azienda, che colgono le specificità della controparte, ed alla luce di più scenari futuri, determinati in relazione al contesto in cui le stesse aziende operano. L'impiego di tale approccio metodologico, ad oggi, risulta quindi inedito per definire la probabilità di *default* di una controparte.¹¹⁰

2.4. STRUTTURA DEL MODELLO: VARIABILI *FORWARD LOOKING*

Per *cash flow* si intende la ricostruzione dei flussi monetari in entrata ed in uscita, in uno specifico arco temporale preso in esame. Uno schema generico di *cash flow* è il seguente (figura 4):

¹⁰⁹ E' ampia la letteratura a riguardo, a titolo non esaustivo si consulti Hertz, 1964; Boyle, 1977; Halton, 1979; Hertz & Thomas, 1983; Clark et al, 1989; Gottardi, 1990; Ansell & Wharton, 1992; Mason, 1992; Aggarwal, 1993; Brealey et al, 1999; Haas, 1999; Kelliher, 2000; Cherubini & Dalla Lunga, 2001; Nawrock (2001); Dowd, 2002; Jackel, 2002; Elishakoff, 2003;

¹¹⁰ In letteratura, per quanto a noi noto, non risultano altre applicazioni di questa metodologia nella costruzione di un sistema di rating.

Schema Cash Flow	
	Ricavi
-	Costi per servizi
-	Costo del lavoro
-/+	Variazione crediti commerciali
-/+	Variazione debiti commerciali
-/+	Variazione IVA
-/+	Variazione rimanenze
-/+	Variazione debiti fornitori
-	Investimenti / + disinvestimenti
-/+	Flusso finanziamenti
-/+	Flusso di equity
-/+	Proventi /oneri finanziari
-/+	Proventi /oneri straordinari
-	Imposte di competenza
-/+	Variazione crediti/debiti tributari
=	Flusso di Cassa

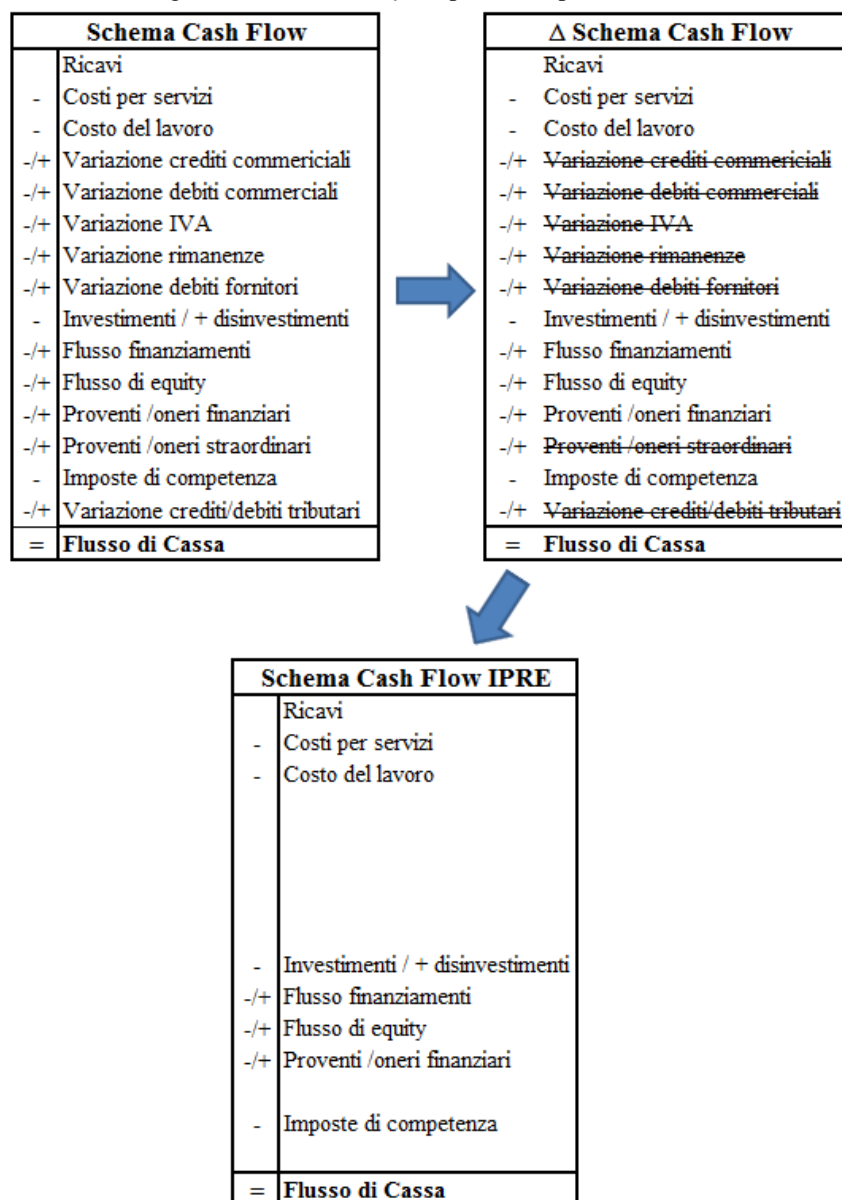
Figura 4. Schema *Cash flow*

Avendo condotto l'analisi su controparti *Income Producing Real Estate*, i flussi monetari presi in considerazione sono esclusivamente quelli derivanti dalla "gestione caratteristica" (acquisto o costruzione immobile / affitto o vendita), cioè direttamente legati all'attività dell'azienda quindi ai fattori di competitività di lungo periodo della controparte e pertanto rilevanti ai fini della valutazione della probabilità di *default*. Conseguentemente la gestione commerciale, tributaria, IVA ed i flussi in entrata/uscita derivanti da voci di costo/ricavo straordinarie (cfr. figura 5) sono stati esclusi non ritenendoli rilevanti per cogliere tali fattori discriminanti di lungo periodo. In particolare, la gestione commerciale si è deciso di escluderla dalla costruzione dei *cash flow*:

- in primo luogo, in quanto la tipologia di attività prevalente nel campione sul quale è stato sviluppato il *Cash Flow Model* è di "affitto", quindi con una gestione del circolante ininfluente;
- in secondo luogo, dalle analisi effettuate sulle controparti del campione, con attività non riconducibile a quella di "affitto", il circolante tende a mantenersi pressoché costante lungo tutto il periodo analizzato.

Lo schema di *cash flow* generale, impiegato come riferimento per la costruzione del *Cash Flow Model*, è quello risultante dalla rielaborazione dello schema base (cfr. figura numero 5).

Figura 5. Schema *cash flow* per controparti IPRE



Dato che i bilanci sono stati ricavati dall'archivio della Centrale Bilanci (CEBI)¹¹¹, per il calcolo dei *cash flow* storici è stata quindi necessaria una riconduzione dallo schema

¹¹¹ La Centrale Bilanci è una società interbancaria costituita nel 1983 su iniziativa della Banca d'Italia, dell'Abi e delle principali banche italiane allo scopo di promuovere lo sviluppo dell'analisi finanziaria mediante la raccolta e l'elaborazione dei dati di bilancio. Da ora in avanti sarà utilizzato anche l'acronimo CEBI per indicare tale società.

teorico di riferimento, già rappresentato in figura 5, alle singole voci di bilancio di CEBI (come rappresentato in figura 6).

Schema Cash Flow utilizzando le poste CEBI	
	Ricavi Netti - Ricavi Export
+	Flusso equity
+	Variazione Finanziamento Soci e altri a b/t
+	Variazione Finanziamento Soci e altri a m/l
-	Acquisti Netti
-	Costi per Servizi
-	Costo del Lavoro
-	Flusso Investimenti Materiali Netti
-	Imposte nette reddito
-	Oneri finan (Oneri Fin. - On. Deb. Com. Div)
+	Flusso finanziamento bancario a b/t
+	Flusso finanziamento bancario a m/l
=	Flusso di Cassa

Figura 6. Riconduzione dallo schema teorico di riferimento per le controparti IPRE alle singole poste di bilancio CEBI

Nel sistema di rating proposto, l'attenzione sui fattori di competitività di lungo periodo delle aziende analizzate, necessaria per orientare il rating secondo una prospettiva anticipatrice (*forward looking*)¹¹², è stata realizzata con l'individuazione di specifici "Risk Drivers", ritenuti rilevanti per la generazione dei *cash flow* analizzati, che, ovviamente, sono influenzati dal contesto macro-economico, quindi capaci di sintetizzare e cogliere le caratteristiche distintive delle controparti IPRE.

Si ottiene così un primo gruppo contenente quelle variabili, definite "macro", che determinano il contesto futuro in cui l'azienda opera e un secondo gruppo composto da variabili, definite invece "specifiche", che influenzano le singole componenti che generano i flussi di cassa.

¹¹² Tema già approfondito nel paragrafo 2.1 della presente dissertazione.

2.4.1 VARIABILI “MACRO”

Questa tipologia di variabili coglie quei fattori che dipendono dai movimenti di mercato, la cui evoluzione nel tempo dipende principalmente dallo sviluppo macro-economico del paese o di una regione ed è quindi incerto. Lo sviluppo e la proiezione di tali parametri permette di delineare lo scenario macro-economico futuro e deriva dall'analisi delle serie storiche di ogni singola variabile.

Le variabili che sono state prese in considerazione¹¹³ sono:

Prodotto Interno Lordo (*Gross Domestic Product*)

Il Prodotto Interno Lordo (PIL), o *Gross Domestic Product* (GDP), è la somma del valore dei beni finali venduti in un certo paese in un certo arco di tempo. Tale valore è espresso dal prezzo di ciascun bene; se il prezzo considerato è quello corrente, si avrà il PIL nominale (*GDP at current prices*), mentre se i prezzi sono quelli (costanti) di un certo anno (scelto come “base”), si avrà il PIL reale (*GDP at constant prices*). Dato che è un indicatore sintetico e immediato, capace di mostrare l'andamento dell'economia di un Paese, l'utilizzo della sua proiezione risulta utile per delineare il contesto futuro.

Inflazione (*Inflation*)

L'inflazione è definita come quel processo di costante e generalizzato rialzo dei prezzi, per un lasso di tempo prolungato, che determina una diminuzione del potere d'acquisto della moneta. Risulta utile analizzare l'andamento di questo parametro per disegnare il possibile scenario futuro, in quanto la riduzione del potere d'acquisto può determinare una riduzione dei consumi, in particolar modo per i lavoratori salariati. Il tasso di inflazione è rappresentato dal tasso di variazione del deflatore del PIL.

Deflatore (*GDP Deflator*)

Il Deflatore, o *Gross Domestic Product Deflator* (*GDP Deflator*), altro non è che il rapporto tra PIL a prezzi correnti e PIL a prezzi costanti.

¹¹³ Per l'individuazione delle variabili “macro” si è proceduto anche consultando Kofoed-Pihl, 2009.

Tasso di Disoccupazione (*Unemployment Rate*)

L'evoluzione del mercato del lavoro in un paese viene studiata attraverso l'analisi di diversi fenomeni, tutti strettamente collegati, dove il tasso di disoccupazione (*Unemployment Rate*) è un importante indicatore. Nella valutazione dello stato di salute di un'economia e del benessere sociale assume un significato ben più ampio essendo uno dei principali indicatori di congiuntura economica e fonte d'informazione statistica sul mercato del lavoro. Misura l'eccesso di offerta di lavoro (da parte dei lavoratori) rispetto alla domanda (da parte delle aziende) ed evidenzia dunque il numero delle persone in cerca di occupazione sulla popolazione attiva. Questo si ottiene dal rapporto percentuale fra la popolazione che ha compiuto almeno i 15 anni di età, in cerca di occupazione, e le forze di lavoro totali.

2.4.2 VARIABILI "SPECIFICHE"

L'andamento e le proiezioni di questa tipologia di variabili è utile per analizzare l'impatto che le stesse hanno sulle varie voci che compongono il *cash flow*. A tal proposito, le variabili che sono state ritenute rilevanti, quindi selezionate, "influenzano" i ricavi, il costo del lavoro, gli oneri finanziari e le imposte pagate. Il campione è stato attentamente studiato secondo i seguenti parametri:

- individuando la tipologia esatta di business svolto. Quindi "vendita", quantità di denaro corrisposta al lordo delle tasse e al netto delle spese accessorie espressa in euro al metro quadrato commerciale / per anno, o "canoni", cioè la quantità di denaro corrisposta alla locazione di un immobile, anch'essi indicati al lordo delle tasse e al netto delle spese accessorie, espressa in euro al metro quadrato commerciale, per anno;
- la provenienza dell'immobile/i, quindi acquisto o costruzione;
- in relazione alla tipologia di *Real Estate*, in dettaglio:
 - residenziale, sono le unità immobiliari a destinazione abitativa di tipo privato facenti parte di un edificio di qualità media e non appartenenti né alla categoria degli immobili di lusso, né di tipo economico/popolari;

- negozi, sono le unità immobiliari in edilizia mista adibite ad esercizio commerciale, con superficie inferiore a mille mq;
- uffici, sono le unità immobiliari a destinazione terziaria ovvero adibite ad attività direzionale o di servizio, di circa 300 metri quadrati nuovo o assimilabile a nuovo in edilizia mista.

Qui di seguito il dettaglio delle variabili studiate, suddivise in relazione alla componente di *cash flow* sulla quale impattano. Nel caso di aziende la cui attività svolta non è univoca¹¹⁴, l'impatto delle variabili sulle singole componenti del *cash flow* è stato calcolato in funzione di tutte le attività svolte.¹¹⁵

Ricavi

I ricavi delle controparti IPRE sono particolarmente influenzati dalla tipologia di immobile (tipologia *Real Estate* – residenziale commerciale o uffici), e dall'utilizzo che ne viene fatto (affitto o vendita). Il campione è stato quindi suddiviso in funzione di questi fattori ritenuti discriminanti, quindi rilevanti ai fini dell'andamento futuro dei ricavi della controparte, selezionando così le tre seguenti tipologie di variabili: i prezzi di vendita, in funzione della tipologia di *Real Estate* (denominate con gli acronimi PVR, PVN e PVU), i canoni d'affitto, sempre in funzione della tipologia di *Real Estate* (PCR, PCN e PCU) ed il Numero di Transazioni Normalizzate (NTN), ossia il numero di transazioni ponderate con la quota di proprietà effettivamente compravenduta.

Costo del Lavoro

Le aziende il cui business svolto, totalmente o anche in parte, è di tipo “*construction*”¹¹⁶, la voce “costo del lavoro” è influenzata sia dalla relativa serie prospettica, quindi dalla relativa variabile individuata (denominata CDL), la quale ne

¹¹⁴ Si pensi, ad esempio, un'azienda che detiene un immobile finalizzato in parte alla vendita ed in parte all'affitto.

¹¹⁵ Tramite un attento studio del campione è stata determinata per ogni singola controparte la percentuale dell'attività svolta (in funzione del fatturato realizzato per tutte le tipologie di *business* svolti). Tale percentuale è stata successivamente utilizzata per valutare l'impatto di ogni singola variabile in ragione del *business* svolto dalla controparte.

¹¹⁶ Sono quelle controparti che hanno direttamente costruito l'immobile(i) oggetto del finanziamento.

sintetizza l'evoluzione, che, per le aziende di tipo “*Costruzione residenziale*”¹¹⁷, dall'andamento del costo di costruzione (CDC).

Oneri Finanziari

Per valutare l'impatto futuro della leva finanziaria è stato preso come tasso di riferimento l'Euribor 3 mesi.

- Imposte

E' stata presa in considerazione la Pressione Fiscale (PF) in quanto misura il livello di tassazione medio di uno stato e quindi il suo costo. Tale indicatore è ottenuto dal rapporto tra l'ammontare delle imposte e il Prodotto Interno Lordo.

La figura 7 riassume quindi tutte le variabili che sono state prese in esame per la costruzione del modello prima di effettuare la selezione.

Figura 7. Elenco Variabili “macro” e “specifiche”

	Nome Variabile	Etichetta
Variabili Macro	Prodotto Interno Lordo - prezzi costanti	GDP
	Inflazione	Inf
	Tasso di disoccupazione	Un
	Deflatore	Def
	Prodotto Interno Lordo - prezzi correnti	GDPC
Variabili Specifiche	Prezzi di Vendita Residenziale	PVR
	Canoni Residenziale	PCR
	Prezzi di Vendita Uffici	PVN
	Canoni Uffici	PCN
	Prezzi di Vendita Negozi	PVU
	Canoni Negozi	PCU
	Numero Transazioni Normalizzate	NTN
	Costo del Lavoro Construction	CDL
	Costo di Costruzione Residenziale	CDC
	Pressione Fiscale	PF
Euribor 3 mesi	EUR	

¹¹⁷ Sono quelle controparti il cui *business* è quello di costruire l'immobile(i) con destinazione residenziale.

2.5.LOGICA E FUNZIONAMENTO: IL *CASH FLOW MODEL*

La bontà o meno di una simulazione Monte Carlo dipende dalle assunzioni alla base del modello e dalle conseguenti equazioni che esprimono le relazioni matematiche tra le variabili di *input* e quelle di *output*. In generale, si devono specificare le variabili che il decisore può controllare ed identificare, quindi, quelle che invece dipendono da eventi esterni incontrollabili (esogene). Inoltre, si devono identificare le variabili il cui andamento può essere effettivamente descritto in modo statistico e quelle che invece non è possibile descrivere, o non ha senso, come variabili aleatorie. Infine, si devono individuare e determinare le funzioni che meglio descrivono gli andamenti nel tempo di tali variabili ed evidenziare le correlazioni tra le variabili che possono essere significative ai fini dell'analisi.

Nella ricerca condotta sono stati analizzati i fattori ritenuti strategici per il settore *Income Producing Real Estate*, analisi che ha portato all'individuazione di specifici *Risk Drivers* sotto forma di variabili denominate "macro" e "specifiche". Dal *set* di variabili prese in considerazione, sono state eliminate, con un processo *judgemental*, quelle ritenute non pertinenti da un punto di vista "economico" e/o "empirico", avvalendosi anche dell'analisi delle correlazioni dato che risulta un'ipotesi del tutto irrealistica assumere che tutte le variabili siano tra loro indipendenti.¹¹⁸

Per le "macro" selezionate ne è stata analizzata la serie storica e si è proceduto a ricavarne una stima ed una proiezione delle stesse a 5 anni (dal 2014 al 2019). Queste proiezioni, congiuntamente all'analisi della deviazione *standard* delle stesse serie storiche, sono state utilizzate per creare i tre differenti scenari prospettici: *worst*, *base* e *best*. In un ciclo economico, infatti, c'è sempre una fase recessiva ed una espansiva; per rappresentare lo scenario prospettico è stata quindi fatta un'assegnazione della probabilità di realizzazione delle tre differenti fasi secondo una logica prudenziale, mantenendo quindi lo stesso peso per gli scenari di "*stress event*" e mantenendo, invece, la probabilità dell'evento "*base*" più elevata. Lo scenario *base*, è quindi lo scenario che considera un andamento regolare dell'economia e che si assume abbia la più alta probabilità di

¹¹⁸ Le variabili che non sono state impiegate nel *Cash Flow Model*, congiuntamente alle motivazioni che hanno portato all'esclusione delle stesse, sono dettagliate nel paragrafo 3.3.

realizzarsi (40%). A differenza dello scenario *base*, gli altri due scenari rappresentano invece l'eventualità che l'economia attraversi o una fase espansiva (*best*) o una recessiva (*worst*), con probabilità di realizzarsi assunta del 30% ciascuna.

Elemento necessario da definire, per effettuare una simulazione Monte Carlo, è l'assegnazione delle descrizioni probabilistiche agli eventi aleatori che determinano i valori delle variabili di *input*; ossia, in pratica, determinare per queste variabili una stima appropriata delle loro distribuzioni statistiche. Le soluzioni indicate in letteratura¹¹⁹ sono di tre tipi:

1) Per alcuni tipi di eventi o fattori che sono disponibili serie storiche di valori ricavate dall'esperienza, una possibilità è quella di utilizzare tecniche statistiche per eseguire un "*best fit*" delle serie storiche dei dati agli andamenti di funzioni di distribuzione predefinite;

2) Un'altra possibilità è quella di utilizzare tecniche non parametriche come il metodo del ricampionamento;

3) Quando non sono disponibili dati storici, è possibile affidarsi ad un giudizio soggettivo, ossia a una valutazione soggettiva della probabilità.

La simulazione Monte Carlo del presente elaborato è stata condotta secondo la prima soluzione indicata, quindi avvalendosi dello studio delle serie storiche. Infatti, i dati riferiti alle variabili selezionate, riferendosi a fattori di competitività di lungo-periodo¹²⁰, sono rappresentativi degli eventi futuri e, pertanto, utilizzabili per formulare previsioni. La profondità storica, che va dal 1980 per le variabili "macro" e "specifiche" e di dieci anni per i *cash flow* storici del campione, garantisce la solidità dei *trend* analizzati.

E' stata quindi effettuata un'analisi preliminare per individuare una stima appropriata delle distribuzioni statistiche; con delle prime regressioni lineari sono stati calcolati i "pesi" delle "macro" in ragione della loro capacità di determinare l'evoluzione delle serie storiche delle "specifiche", e, con delle ulteriori regressioni lineari, i pesi delle "macro" e delle "specifiche" in ragione della loro capacità di determinare l'evoluzione dei *cash flow*

¹¹⁹ A tal proposito consultare Hertz & Thomas, 1983; Gottardi, 1990, Bolisani & Galvan, 2003.

¹²⁰ Come già evidenziato nel paragrafo 2.1.

storici. In particolare, per tutte le voci che generano il *cash flow* sono state prese in considerazione le variabili “specifiche” di pertinenza individuando il relativo peso.

Pertanto, con la simulazione Monte Carlo, in funzione dello scenario macro-economico estratto e secondo le probabilità di realizzarsi assunte, si è ottenuta la proiezione delle variabili “specifiche”, in funzione delle “macro”, e la proiezione dei *cash flow*, come somma di ogni componente, in funzione sia delle “macro” che delle “specifiche”.

La generazione di numeri casuali è un’ulteriore aspetto centrale della simulazione Monte Carlo. Per poter effettuare N esperimenti di simulazione (al fine di ottenere il campione dei valori delle variabili di *output* da poter poi analizzare statisticamente) è necessario generare casualmente N combinazioni delle variabili di *input* che rispettino le rispettive funzioni di probabilità e le eventuali correlazioni. Ci possono essere tre categorie di numeri sui quali si basano gli algoritmi:

- numeri “veramente” casuali, che derivano da misure di fenomeni fisici intrinsecamente aleatori;¹²¹

- numeri pseudocasuali: sono serie generate direttamente dal calcolatore secondo un determinato algoritmo che produce una sequenza con, approssimativamente, le stesse proprietà statistiche di una sequenza di numeri generata da un processo casuale. Si tratta della modalità di operare più diffusa;

- numeri “quasi” casuali: sono anch’essi prodotti da un algoritmo, tuttavia con l’obiettivo di non rappresentare una vera sequenza casuale ma una serie di numeri disposti in maniera uniforme.¹²²

¹²¹ Come ad esempio il decadimento radioattivo di un nucleo atomico o le variazioni di emissione termionica di una valvola. Sono disponibili inoltre serie di questi numeri pubblicate su manuali specializzati, e che possono essere utilizzate per predisporre tabelle all’interno delle quali un apposito programma al calcolatore andrà a pescare. (Bolisani & Galvan, 2003).

¹²² Generalmente, i calcolatori utilizzano una funzione predefinita di generazione di numeri pseudocasuali che riproduce una distribuzione uniforme. È possibile anche generare sequenze che riproducono distribuzioni non uniformi usando ad esempio il metodo della funzione di ripartizione inversa. Si comprende, evidentemente, come in realtà creare numeri casuali con un algoritmo deterministico sia in sostanza virtualmente impossibile. I numeri casuali generati da un calcolatore tuttavia sono ritenuti tali nella misura in cui essi soddisfano i requisiti statistici (in termini di frequenze di estrazione) di cui godono i numeri veramente casuali.

La soluzione adottata¹²³, nel modello costruito con il presente lavoro, è stata quella di utilizzare numeri pseudocasuali, cioè i numeri utilizzati sono quelli generati dall'estrazione degli R quadri¹²⁴ ottenuti dal calcolo delle regressioni lineari, effettuate per ogni variabile specifica e per ogni componente del *cash flow*.

Inoltre, dato che la variabile di *output* è una variabile casuale, con il metodo Monte Carlo non si ottiene una formulazione analitica, ma un campione di valori la cui frequenza permette di ricavare un'indicazione approssimata della distribuzione di probabilità di tale variabile. È quindi dimostrato che, aumentando il numero di simulazioni, otteniamo un campione più grande e quindi maggior precisione e accuratezza.¹²⁵ In pratica, all'aumentare del numero di iterazioni, si ha una convergenza dell'*output* verso i valori che sarebbero analiticamente "esatti". La simulazione del presente elaborato è stata pertanto progettata per generare 50.000 iterazioni, per i successivi 5 anni, in funzione delle variabili "macro" e "specifiche" selezionate.

Tutto ciò permette di definire il livello di probabilità di *default* della controparte come il rapporto tra il numero di simulazioni con *cash flow* negativo e il numero delle simulazioni totali.

¹²³ I dettagli della soluzione adottata sono esposti nel capitolo 3.

¹²⁴ Che possono essere chiamati anche residui (ni).

¹²⁵ Si tratta, in pratica, di un'applicazione del noto teorema del limite centrale.

Capitolo terzo

PRIME EVIDENZE DEL SETTORE IPRE

3.1. *DATA SET* E DEFINIZIONE DI *DEFAULT*

L'analisi è stata svolta su un *data set*, fornito da un primario Istituto di credito a livello europeo, con perimetro, per la selezione delle controparti, "Italia" ed un orizzonte temporale che va dal 2002 al 2013. Per definire il campione di riferimento, partendo dal *database* fornito da tale Istituto, l'individuazione e selezione delle controparti IPRE è stata effettuata, grazie ad uno specifico questionario¹²⁶ rivolto ai *Relationship Manager*, secondo i seguenti criteri:

- La facilitazione è concessa per la costruzione/acquisizione di uno o più "oggetti" *Real Estate*;
- Il *cash flow* generato dall'oggetto(i) finanziato(i), sia dall'affitto che dalla vendita, è al servizio del debito;
- Il *cash flow* derivante dalla transazione è direttamente canalizzato;
- L'oggetto(i) finanziato(i) è utilizzato(i) come *collateral*;

Il modello è stato poi applicato alle controparti con transazioni superiori a 10 milioni di euro.

Come noto, l'obiettivo di un modello di rating è stimare la probabilità di insolvenza delle controparti nei 12 mesi successivi rispetto al momento della valutazione del loro merito creditizio.

Nello sviluppo del modello sono state considerate in *default* le controparti con i seguenti stati:

¹²⁶ In appendice, sezione A, è allegato il questionario sottoposto ai *Relationship Manager* delle varie relazioni per individuare potenziali controparti IPRE.

- *past due* a 90 giorni¹²⁷;
- incaglio¹²⁸;
- credito ristrutturato¹²⁹;
- sofferenza¹³⁰.

Le controparti in *default* alla data di osservazione del campione vengono indicate con la variabile “still_90” pari a 1; mentre le controparti in *default* nei 12 mesi successivi alla data di osservazione hanno la variabile “def_90” uguale a 1.

Le controparti in *default* alla data di osservazione vengono escluse, mentre le posizioni in *default* nei 12 mesi successivi permettono di calcolare la capacità predittiva del modello.

Nel documento, si utilizzerà la definizione di *default* netta, che esclude quindi i *past due* tecnici.

Un *past due* è considerato tecnico se, a partire alla data di rilevazione del *past due*, non vengono registrati:

- stati peggiorativi (incaglio / sofferenza) nei 365 giorni successivi;
- classificazioni ‘A Rientro’ o ‘Recupero crediti’ nei 180 giorni successivi e nei 24 mesi precedenti all’ultima classificazione.

3.2.CAMPIONE

A partire dalle 210 controparti, identificate come perimetro IPRE tramite il questionario sottoposto ai *Relationship Manager*¹³¹, sono stati estratti i bilanci ordinari con

¹²⁷ Si tratta di una esposizione scaduta, in via continuativa, da oltre 90 giorni e non classificata come sofferenza, incaglio o ristrutturata.

¹²⁸ Si tratta di una esposizione verso una controparte in temporanea difficoltà – definita sulla base di fattori oggettivi – che si ritiene possa essere superata in un congruo periodo di tempo.

¹²⁹ Si tratta di una esposizione nella quale una banca o un pool di banche, a causa del deterioramento della situazione economico-finanziaria del debitore, ha/hanno modificato le condizioni originarie del prestito (riscadenzamento dei termini; riduzione del tasso di interesse), determinando l’emersione di una perdita.

¹³⁰ Esposizione verso una controparte in stato di insolvenza (anche se non accertato giudizialmente) o in situazione equiparabile, indipendentemente dalla previsione di perdita formulata dalla banca e dalla presenza di garanzie.

¹³¹ Allegato in appendice, sezione A, come già evidenziato nel paragrafo precedente.

un orizzonte temporale dal 2002 al 2013. I bilanci sono stati ricavati dall'archivio della Centrale dei Bilanci (CEBI), presentando quindi una differente struttura di bilancio in relazione allo schema che è stato utilizzato per riclassificarli. La distribuzione per struttura e per anno di riferimento, del campione comprensivo di tutte le controparti identificate con il solo questionario, è riportata nella figura 8 e 9.

Figura 8. Distribuzione per Struttura di Bilancio

STRUTBIL	N	%
1 - Industriale	45	3%
3 - Prod. Pluriennale	339	20%
4 - Servizi	108	6%
5 - Immobiliare	995	60%
6 - Finanziaria	173	10%
8 - Holding	10	1%
Totale	1670	

Figura 9. Distribuzione per anno di riferimento

ANNOBIL	N	%
2002	78	5%
2003	94	6%
2004	117	7%
2005	132	8%
2006	157	9%
2007	177	11%
2008	182	11%
2009	183	11%
2010	181	11%
2011	176	11%
2012	166	10%
2013	27	2%
Totale	1670	

Dal campione iniziale, composto di 210 aziende e 1670 bilanci, sono state escluse le controparti riclassificate da CEBI con strutture di bilancio 6 (Finanziaria) e 8 (Holding), in quanto ritenute non coerenti con le caratteristiche delle aziende *Income Producing Real Estate*. Con l'applicazione di tale filtro è stata ottenuta una nuova distribuzione dei bilanci per anno di riferimento (figura 10) riducendo il numero di bilanci da 1670 a 1483 totali.

Figura 10. Distribuzione per anno di bilancio post esclusione strutture 6 e 8

ANNOBIL	N	%
2002	67	5%
2003	83	6%
2004	103	7%
2005	116	8%
2006	139	9%
2007	157	11%
2008	162	11%
2009	164	11%
2010	162	11%
2011	157	11%
2012	147	10%
2013	26	2%
Totale	1483	

Successivamente è stato calcolato il *cash flow* di tutte le controparti del campione, come risultato della somma delle varie componenti di entrata e uscita monetaria ottenute dalla variazione tra il bilancio al tempo t ed il bilancio a t-1. Partendo dalla rielaborazione dello schema generale di *cash flow*¹³², nella figura 11 è rappresentato il dettaglio dello schema di calcolo del *cash flow*, riportando i nomi delle poste di bilancio¹³³ utilizzate dalla riclassificazione di CEBI.

Schema Cash Flow utilizzando le poste CEBI

		Voci	Anno
	a	Ricavi Netti - Ricavi Export	anno T
+	b	Flusso equity	Calcolati partendo dall'ammontare di Patrimonio Netto all'anno t nettato dell'utile d'esercizio anno t e del PN dell'anno t-1 anno T anno T - 1
+	c1	Variazione Finanziamento Soci e altri a b/t	Calcolati partendo dall'ammontare dei fin. soci dell'anno t nettato dei fin. soci anno t - 1 anno T anno T - 1
+	c2	Variazione Finanziamento Soci e altri a m/l	Calcolati partendo dall'ammontare dei fin. soci dell'anno t nettato dei fin. soci anno t - 1 anno T anno T - 1
-	d	Acquisti Netti	Calcolati prendendo i Costi dal Conto Economico anno T
-	e	Costi per Servizi	Calcolati prendendo i Costi dal Conto Economico anno T
-	f	Costo del Lavoro	Calcolati prendendo i Costi dal Conto Economico anno T
-	g	Flusso Investimenti Materiali Netti	Calcolati partendo dall'ammontare delle Imm. Mat. + gli amm.ti all'anno t tutto nettato delle Imm. Mat. anno t- 1 anno T anno T - 1
-	h	Imposte nette reddito	Calcolati prendendo le imposte pagate anno T
-	i	Oneri finan (Oneri Fin. - On. Deb. Com. Div)	anno T
+	l1	Flusso finanziamento bancario a b/t	Calcolati partendo dall'ammontare dei debiti dell'anno t nettato dei debiti anno t - 1 anno T anno T - 1
+	l2	Flusso finanziamento bancario a m/l	Calcolati partendo dall'ammontare dei debiti dell'anno t nettato dei debiti anno t - 1 anno T anno T - 1
		Cash Flow	a + b + c1 + c2 - d - e - f - g - h - i + l1 + l2

Figura 11. Schema di calcolo del *cash flow* per le aziende IPRE

¹³² Come descritto nel paragrafo 2.4. e come rappresentato nella figura 5.

¹³³ Alle singole poste di bilancio è stata associata una etichetta (a, b, c1, c2...).

Poiché per il primo bilancio disponibile di ogni controparte non è possibile calcolare tali variazioni, con il conseguente calcolo solo parziale dei *cash flow*, per ogni controparte del campione è stato eliminato il primo bilancio disponibile. Si ottiene così una ulteriore differente distribuzione dei bilanci (figura 12), che passano da 1483 a 1314.

ANNOBIL	N	%
2003	67	5%
2004	81	6%
2005	102	8%
2006	116	9%
2007	139	11%
2008	157	12%
2009	161	12%
2010	161	12%
2011	157	12%
2012	147	11%
2013	26	2%
Totale	1314	

Figura 12. Distribuzione per anno di bilancio post esclusione

Ponendo come data di osservazione Dicembre di ogni anno, per il quale è disponibile un bilancio, è stata osservato il *default* alla data e nei 12 mesi successivi. Sono stati esclusi quindi i bilanci del 2013, in quanto non è ancora possibile osservare il *default* nei 12 mesi complessivi. Sono state infine escluse le controparti in *default* alla data di osservazione, ottenendo la distribuzione dei tassi di *default* riportata nella figura 13.

Bilancio	Bonis	Default	Totale	TD
2003	67		67	0.00%
2004	81		81	0.00%
2005	102		102	0.00%
2006	115		115	0.00%
2007	134		134	0.00%
2008	147	6	153	3.92%
2009	143	8	151	5.30%
2010	134	22	156	14.10%
2011	113	22	135	16.30%
2012	97	13	110	11.82%
	1133	71	1204	5.90%

Figura 13. Distribuzione tassi di *default* del campione finale

3.3. SELEZIONE DELLE VARIABILI

Nell'analisi condotta è stata fatta in primo luogo una selezione *judgemental* delle variabili ritenute pertinenti, sia da un punto di vista "economico" che "empirico"; questo ha portato ad escludere le seguenti variabili "macro":

- Deflatore (*Deflator Gross Domestic Product*), in quanto variabile strettamente correlata all'inflazione;
- PIL a prezzi correnti (*Gross Domestic Product at current prices*), in quanto per "costruzione" anche questa variabile risulta strettamente correlata all'andamento dell'inflazione.

E' stata quindi effettuata un'ulteriore analisi delle correlazioni (figura 14) tra tutte le variabili selezionate. Come emerge dalla figura 14, le variabili "macro" risultano avere un'alta correlazione con alcune delle variabili "specifiche" (PVR, PCU, CDL, PF e EUR); questo avviene in quanto le "macro" sono variabili di sistema ed è stato pertanto deciso di non procedere a nessuna ulteriore esclusione. Le variabili "specifiche", invece, non risultano avere una percentuale di correlazione rilevante tra loro.

NAME	GDP	Inf	Un	PVU	PCU	PVR	PCR	PVN	PCN	Eur	PF	NTN	CDL	CDC
GDP		38%	29%	54%	32%	71%	66%	41%	38%	53%	44%	61%	79%	52%
Inf	38%		53%	92%	75%	82%	78%	95%	88%	55%	73%	61%	17%	30%
Un	29%	53%		66%	29%	39%	21%	60%	34%	86%	1%	16%	22%	35%
Eur	53%	55%	86%	77%	52%	67%	44%	60%	48%		14%	9%	17%	65%
PF	44%	73%	1%	59%	54%	77%	69%	63%	76%	14%		67%	57%	41%
NTN	61%	61%	16%	46%	21%	53%	63%	56%	54%	9%	67%		42%	4%
CDL	79%	17%	22%	27%	29%	63%	58%	15%	34%	17%	57%	42%		44%
CDC	52%	30%	35%	45%	46%	63%	31%	23%	33%	65%	41%	4%	44%	

Figura 14. Correlazioni variabili "macro" e variabili "specifiche"

Dopodiché, sono state individuate le serie storiche, sia per le "macro" che per le "specifiche", e si è proceduto a definirne i relativi *forecast*. In particolare, le proiezioni delle "macro" sono state impiegate per determinare gli scenari prospettici. Nei paragrafi seguenti¹³⁴ sono riportati i dettagli delle metodologie utilizzate.

¹³⁴ Le metodologie utilizzate sono approfondite nei paragrafi 3.3.1 e 3.3.2.

3.3.1 VARIABILI “MACRO”: I TRE SCENARI PROSPETTICI

La costruzione dei tre scenari prospettici (*base*, *best e worst*), è stata fatta utilizzando le seguenti variabili “macro”¹³⁵ selezionate:

- Prodotto Interno Lordo a prezzi costanti (*Gross Domestic Product at Costant prices* - GDP), in quanto variabile che per “costruzione” non risente già di per sé dell’inflazione;
- Inflazione (INF), ritenuta rilevante ai fini dell’analisi svolta in quanto impatta, ad esempio, sulla evoluzione dei prezzi degli immobili;
- Tasso di disoccupazione (*Unemployment Rate* - Un), in quanto rilevante ai fini dell’analisi svolta essendo uno dei principali indicatori di congiuntura economica.

Sono state individuate le serie storiche delle tre variabili e sono state utilizzate le proiezioni fino al 2019 del *World Economic Outlook* di Luglio 2014, pubblicato dal Fondo Monetario Internazionale. Dopodiché, è stata calcolata la deviazione *standard* per ogni variabile “macro” con la quale si è proceduto alla costruzione dei tre scenari: *base* (figura 15), *best* (figura 16) e *worst* (figura 17).

La probabilità che uno dei tre scenari si “manifesti” è stata stimata in modo *judgemental*, secondo una logica prudenziale¹³⁶, ritenendo quindi plausibile per lo scenario “*base*” una probabilità del 40%, mentre per lo scenario “*best*” e per lo scenario “*worst*” del 30% ciascuna.

¹³⁵ Per la descrizione di ogni variabile “macro” consultare il paragrafo 2.4.1 del presente elaborato dove è stato anche evidenziato come è stato individuato il *set* delle variabili “macro”.

¹³⁶ Come già descritto nel paragrafo 2.5.

Scenario Base

Gross Domestic Product Constant Prices				Inflation Average Consumer Prices			Unemployment Rate	
Anno	National currency Billions	Variazione	Percent change	Anno	Index	Percent change	Anno	Percent of total labor
1980	921,10		-1,41	1980	24,24	21,80	1980	7,370
1981	928,29	7,19	0,78	1981	28,97	19,51	1981	7,649
1982	934,49	6,20	0,67	1982	33,74	16,46	1982	8,288
1983	943,02	8,53	0,91	1983	38,70	14,70	1983	7,375
1984	973,45	30,42	3,23	1984	42,86	10,74	1984	7,842
1985	1.000,68	27,24	2,80	1985	46,70	8,97	1985	8,167
1986	1.029,30	28,62	2,86	1986	49,42	5,82	1986	8,867
1987	1.062,16	32,86	3,19	1987	51,75	4,72	1987	9,625
1988	1.106,71	44,55	4,19	1988	54,38	5,09	1988	9,683
1989	1.144,21	37,50	3,39	1989	57,78	6,25	1989	9,667
1990	1.167,69	23,48	2,05	1990	61,48	6,40	1990	8,875
1991	1.184,45	16,76	1,44	1991	65,30	6,22	1991	8,533
1992	1.194,33	9,88	0,83	1992	68,57	5,00	1992	8,808
1993	1.184,15	-10,19	-0,85	1993	71,65	4,50	1993	9,833
1994	1.209,62	25,47	2,15	1994	74,63	4,16	1994	10,633
1995	1.244,54	34,92	2,89	1995	78,66	5,39	1995	11,150
1996	1.258,66	14,12	1,14	1996	81,79	3,98	1996	11,150
1997	1.282,15	23,49	1,87	1997	83,34	1,90	1997	11,242
1998	1.300,71	18,57	1,45	1998	84,99	1,98	1998	11,333
1999	1.319,59	18,87	1,45	1999	86,40	1,66	1999	10,942
2000	1.367,80	48,21	3,65	2000	88,63	2,58	2000	10,100
2001	1.393,28	25,48	1,86	2001	90,68	2,32	2001	9,100
2002	1.399,57	6,29	0,45	2002	93,05	2,61	2002	8,608
2003	1.398,92	-0,65	-0,05	2003	95,67	2,81	2003	8,450
2004	1.423,13	24,21	1,73	2004	97,84	2,27	2004	7,992
2005	1.436,38	13,25	0,93	2005	100,00	2,21	2005	7,692
2006	1.467,97	31,58	2,20	2006	102,22	2,22	2006	6,783
2007	1.492,67	24,71	1,68	2007	104,30	2,04	2007	6,100
2008	1.475,41	-17,26	-1,16	2008	107,95	3,50	2008	6,783
2009	1.394,35	-81,07	-5,49	2009	108,78	0,76	2009	7,808
2010	1.418,38	24,03	1,72	2010	110,56	1,64	2010	8,417
2011	1.424,75	6,38	0,45	2011	113,77	2,90	2011	8,417
2012	1.391,02	-33,73	-2,37	2012	117,53	3,30	2012	10,675
2013	1.365,23	-25,79	-1,85	2013	119,03	1,28	2013	12,208
2014	1.362,85	-2,38	-0,17	2014	119,15	0,10	2014	12,570
2015	1.374,43	11,58	0,85	2015	119,70	0,46	2015	11,970
2016	1.392,30	17,87	1,30	2016	121,01	1,10	2016	11,270
2017	1.409,70	17,40	1,25	2017	122,47	1,20	2017	10,470
2018	1.424,50	14,80	1,05	2018	124,18	1,40	2018	9,770
2019	1.439,46	14,96	1,05	2019	126,04	1,50	2019	9,170

Figura 15. Scenario "Base"

Scenario Best

Gross Domestic Product Constant Prices				Inflation Average Consumer Prices			Unemployment Rate	
Anno	National currency Billions	Variazione	Percent change	Anno	Index	Percent change	Anno	Percent of total labor
1980	921,10		-1,41	1980	24,24		1980	7,370
1981	928,29	7,19	0,78	1981	28,97	19,512	1981	7,649
1982	934,49	6,20	0,67	1982	33,74	16,461	1982	8,288
1983	943,02	8,53	0,91	1983	38,70	14,698	1983	7,375
1984	973,45	30,42	3,23	1984	42,86	10,742	1984	7,842
1985	1.000,68	27,24	2,80	1985	46,70	8,967	1985	8,167
1986	1.029,30	28,62	2,86	1986	49,42	5,820	1986	8,867
1987	1.062,16	32,86	3,19	1987	51,75	4,721	1987	9,625
1988	1.106,71	44,55	4,19	1988	54,38	5,090	1988	9,683
1989	1.144,21	37,50	3,39	1989	57,78	6,244	1989	9,667
1990	1.167,69	23,48	2,05	1990	61,48	6,395	1990	8,875
1991	1.184,45	16,76	1,44	1991	65,30	6,222	1991	8,533
1992	1.194,33	9,88	0,83	1992	68,57	5,003	1992	8,808
1993	1.184,15	-10,19	-0,85	1993	71,65	4,496	1993	9,833
1994	1.209,62	25,47	2,15	1994	74,63	4,163	1994	10,633
1995	1.244,54	34,92	2,89	1995	78,66	5,393	1995	11,150
1996	1.258,66	14,12	1,13	1996	81,79	3,984	1996	11,150
1997	1.282,15	23,49	1,87	1997	83,34	1,895	1997	11,242
1998	1.300,71	18,57	1,45	1998	84,99	1,980	1998	11,333
1999	1.319,59	18,87	1,45	1999	86,40	1,657	1999	10,942
2000	1.367,80	48,21	3,65	2000	88,63	2,575	2000	10,100
2001	1.393,28	25,48	1,86	2001	90,68	2,322	2001	9,100
2002	1.399,57	6,29	0,45	2002	93,05	2,610	2002	8,608
2003	1.398,92	-0,65	-0,05	2003	95,67	2,812	2003	8,450
2004	1.423,13	24,21	1,73	2004	97,84	2,274	2004	7,992
2005	1.436,38	13,25	0,93	2005	100,00	2,206	2005	7,692
2006	1.467,97	31,58	2,20	2006	102,22	2,217	2006	6,783
2007	1.492,67	24,71	1,68	2007	104,30	2,038	2007	6,100
2008	1.475,41	-17,26	-1,16	2008	107,95	3,500	2008	6,783
2009	1.394,35	-81,07	-5,49	2009	108,78	0,764	2009	7,808
2010	1.418,38	24,03	1,72	2010	110,56	1,639	2010	8,417
2011	1.424,75	6,38	0,45	2011	113,77	2,903	2011	8,417
2012	1.391,02	-33,73	-2,37	2012	117,53	3,303	2012	10,675
2013	1.365,23	-25,79	-1,85	2013	119,03	1,283	2013	12,208
2014	1.362,85	-2,38	-0,17	2014	119,15	0,096	2014	12,570
2015	1.401,60	38,75	2,84	2015	108,45	-8,979	2015	10,061
2016	1.419,47	17,87	1,27	2016	109,77	1,214	2016	9,361
2017	1.436,87	17,40	1,23	2017	111,22	1,323	2017	8,561
2018	1.451,67	14,80	1,03	2018	112,93	1,542	2018	7,861
2019	1.466,63	14,96	1,03	2019	114,79	1,649	2019	7,261

Figura 16. Scenario "Best"

Scenario Worst

Gross Domestic Product Constant Prices				Inflation Average Consumer Prices			Unemployment Rate	
Anno	National currency Billions	Variazione	Percent change	Anno	Index	Percent change	Anno	Percent of total labor
1980	921,10			1980	24,24		1980	9,279
1981	928,29	7,19	0,78	1981	28,97	19,51	1981	9,558
1982	934,49	6,20	0,67	1982	33,74	16,46	1982	10,197
1983	943,02	8,53	0,91	1983	38,70	14,70	1983	9,284
1984	973,45	30,42	3,23	1984	42,86	10,74	1984	9,751
1985	1000,68	27,24	2,80	1985	46,70	8,97	1985	10,076
1986	1029,30	28,62	2,86	1986	49,42	5,82	1986	10,776
1987	1062,16	32,86	3,19	1987	51,75	4,72	1987	11,534
1988	1106,71	44,55	4,19	1988	54,38	5,09	1988	11,592
1989	1144,21	37,50	3,39	1989	57,78	6,24	1989	11,576
1990	1167,69	23,48	2,05	1990	61,48	6,39	1990	10,784
1991	1184,45	16,76	1,44	1991	65,30	6,22	1991	10,442
1992	1194,33	9,88	0,83	1992	68,57	5,00	1992	10,717
1993	1184,15	-10,19	-0,85	1993	71,65	4,50	1993	11,742
1994	1209,62	25,47	2,15	1994	74,63	4,16	1994	12,542
1995	1244,54	34,92	2,89	1995	78,66	5,39	1995	13,059
1996	1258,66	14,12	1,13	1996	81,79	3,98	1996	13,059
1997	1282,15	23,49	1,87	1997	83,34	1,90	1997	13,151
1998	1300,71	18,57	1,45	1998	84,99	1,98	1998	13,242
1999	1319,59	18,87	1,45	1999	86,40	1,66	1999	12,851
2000	1367,80	48,21	3,65	2000	88,63	2,58	2000	12,009
2001	1393,28	25,48	1,86	2001	90,68	2,32	2001	11,009
2002	1399,57	6,29	0,45	2002	93,05	2,61	2002	10,517
2003	1398,92	-0,65	-0,05	2003	95,67	2,81	2003	10,359
2004	1423,13	24,21	1,73	2004	97,84	2,27	2004	9,901
2005	1436,38	13,25	0,93	2005	100,00	2,21	2005	9,601
2006	1467,97	31,58	2,20	2006	102,22	2,22	2006	8,692
2007	1492,67	24,71	1,68	2007	104,30	2,04	2007	8,009
2008	1475,41	-17,26	-1,16	2008	107,95	3,50	2008	8,692
2009	1394,35	-81,07	-5,49	2009	108,78	0,76	2009	9,717
2010	1418,38	24,03	1,72	2010	110,56	1,64	2010	10,326
2011	1424,75	6,38	0,45	2011	113,77	2,90	2011	10,326
2012	1391,02	-33,73	-2,37	2012	117,53	3,30	2012	12,584
2013	1365,23	-25,79	-1,85	2013	119,03	1,28	2013	14,117
2014	1362,85	-2,38	-0,17	2014	119,15	0,10	2014	14,479
2015	1347,26	-15,58	-1,14	2015	130,94	9,90	2015	13,879
2016	1365,13	17,87	1,33	2016	132,26	1,01	2016	13,179
2017	1382,54	17,40	1,27	2017	133,71	1,10	2017	12,379
2018	1397,34	14,80	1,07	2018	135,43	1,28	2018	11,679
2019	1412,30	14,96	1,07	2019	137,29	1,37	2019	11,079

Figura 17. Scenario "Worst"

3.3.2 VARIABILI “SPECIFICHE”

Le serie storiche delle variabili “specifiche” sono state ricavate consultando la Banca Dati “Datastream”; qui di seguito le serie storiche di ogni variabile “specificata” che è stata selezionata¹³⁷.

In relazione al comparto “Residenziale” sono state studiate le serie storiche relative all’andamento dei prezzi d’acquisto (fonte: Scenari Immobiliari), dei canoni d’affitto (Fonte: Scenari Immobiliari) dell’indice Numero di Transazioni Normalizzate, definito come NTN (Osservatorio del Mercato Immobiliare ABI) (cfr. figura 18).

Residenziale							NTN			
Anno	Prezzi di Vendita			Canoni			Anno	in migliaia	Var	%
	€ al mq	Var	%	€ al mq	Var	%				
1980	100			100			1985	430		
1981	137	37	37,00%	138	38	38,00%	1986	464	34	7,91%
1982	138	1	0,73%	138	0	0,00%	1987	464	0	0,00%
1983	123	-15	-10,87%	125	-13	-9,42%	1988	494	30	6,47%
1984	119	-4	-3,25%	119	-6	-4,80%	1989	476	-18	-3,64%
1985	112	-7	-5,88%	113	-6	-5,04%	1990	519	43	9,03%
1986	113	1	0,89%	113	0	0,00%	1991	558	39	7,51%
1987	115	2	1,77%	119	6	5,31%	1992	467	-91	-16,31%
1988	118	3	2,61%	119	0	0,00%	1993	503	36	7,71%
1989	123	5	4,24%	125	6	5,04%	1994	497	-6	-1,19%
1990	135	12	9,76%	138	13	10,40%	1995	504	7	1,41%
1991	151	16	11,85%	156	18	13,04%	1996	483	-21	-4,17%
1992	157	6	3,97%	163	7	4,49%	1997	525	42	8,70%
1993	144	-13	-8,28%	169	6	3,68%	1998	578	53	10,10%
1994	134	-10	-6,94%	163	-6	-3,55%	1999	642	64	11,07%
1995	126	-8	-5,97%	156	-7	-4,29%	2000	696	54	8,41%
1996	121	-5	-3,97%	150	-6	-3,85%	2001	687	-9	-1,29%
1997	118	-3	-2,48%	163	13	8,67%	2002	768	81	11,79%
1998	116	-2	-1,69%	156	-7	-4,29%	2003	769	1	0,13%
1999	117	1	0,86%	144	-12	-7,69%	2004	835	66	8,58%
2000	125	8	6,84%	194	50	34,72%	2005	866	31	3,71%
2001	132	7	5,60%	206	12	6,19%	2006	877	11	1,27%
2002	139	7	5,30%	219	13	6,31%	2007	816	-61	-6,96%
2003	145	6	4,32%	238	19	8,68%	2008	689	-127	-15,56%
2004	152	7	4,83%	244	6	2,52%	2009	614	-75	-10,89%
2005	157	5	3,29%	250	6	2,46%	2010	617	3	0,49%
2006	162	5	3,18%	250	0	0,00%	2011	603	-14	-2,27%
2007	165	3	1,85%	256	6	2,40%	2012	448	-155	-25,70%
2008	162	-3	-1,82%	238	-18	-7,03%	2013	407	-41	-9,15%
2009	151	-11	-6,79%	219	-19	-7,98%				
2010	145	-6	-3,97%	213	-6	-2,74%				
2011	139	-6	-4,14%	200	-13	-6,10%				

Figura 18. Variabili “specifiche” del comparto Residenziale

¹³⁷ Per la descrizione dettagliata di tutte le variabili “specifiche”, si veda il paragrafo 2.4.2.

In relazione al comparto “Uffici” e “Negozzi” sono state studiate le serie storiche relative all’andamento dei prezzi d’acquisto (fonte: Scenari Immobiliari) e dei canoni d’affitto (Fonte: Scenari Immobiliari) (cfr. figura 19).

Negozzi						
Anno	Prezzi di Vendita			Canoni		
	€ al mq	Var	%	€ al mq	Var	%
1980	100			100		
1981	120	20	20,00%	118	18	18,00%
1982	101	-19	-15,83%	98	-20	-16,95%
1983	95	-6	-5,94%	94	-4	-4,08%
1984	134	39	41,05%	132	38	40,43%
1985	150	16	11,94%	146	14	10,61%
1986	145	-5	-3,33%	142	-4	-2,74%
1987	146	1	0,69%	144	2	1,41%
1988	152	6	4,11%	148	4	2,78%
1989	178	26	17,11%	174	26	17,57%
1990	196	18	10,11%	192	18	10,34%
1991	226	30	15,31%	224	32	16,67%
1992	223	-3	-1,33%	218	-6	-2,68%
1993	218	-5	-2,24%	214	-4	-1,83%
1994	187	-31	-14,22%	184	-30	-14,02%
1995	157	-30	-16,04%	156	-28	-15,22%
1996	145	-12	-7,64%	144	-12	-7,69%
1997	124	-21	-14,48%	124	-20	-13,89%
1998	120	-4	-3,23%	118	-6	-4,84%
1999	120	0	0,00%	116	-2	-1,69%
2000	121	1	0,83%	120	4	3,45%
2001	126	5	4,13%	126	6	5,00%
2002	132	6	4,76%	134	8	6,35%
2003	136	4	3,03%	142	8	5,97%
2004	141	5	3,68%	146	4	2,82%
2005	145	4	2,84%	154	8	5,48%
2006	148	3	2,07%	156	2	1,30%
2007	151	3	2,03%	160	4	2,56%
2008	150	-1	-0,66%	156	-4	-2,50%
2009	149	-1	-0,67%	154	-2	-1,28%
2010	148	-1	-0,67%	150	-4	-2,60%
2011	142	-6	-4,05%	146	-4	-2,67%

Uffici						
Anno	Prezzi di Vendita			Canoni		
	€ al mq	Var	%	€ al mq	Variatione	%
1980	100			100		
1981	94	-6	-6,00%	93	-7	-7,00%
1982	92	-2	-2,13%	93	0	0,00%
1983	85	-7	-7,61%	81	-12	-12,90%
1984	80	-5	-5,88%	78	-3	-3,70%
1985	79	-1	-1,25%	70	-8	-10,26%
1986	79	0	0,00%	70	0	0,00%
1987	86	7	8,86%	78	8	11,43%
1988	96	10	11,63%	93	15	19,23%
1989	114	18	18,75%	111	18	19,35%
1990	128	14	12,28%	126	15	13,51%
1991	139	11	8,59%	137	11	8,73%
1992	147	8	5,76%	144	7	5,11%
1993	135	-12	-8,16%	126	-18	-12,50%
1994	117	-18	-13,33%	107	-19	-15,08%
1995	104	-13	-11,11%	93	-14	-13,08%
1996	93	-11	-10,58%	81	-12	-12,90%
1997	83	-10	-10,75%	81	0	0,00%
1998	85	2	2,41%	93	12	14,81%
1999	90	5	5,88%	104	11	11,83%
2000	94	4	4,44%	107	3	2,88%
2001	98	4	4,26%	115	8	7,48%
2002	104	6	6,12%	122	7	6,09%
2003	106	2	1,92%	130	8	6,56%
2004	109	3	2,83%	130	0	0,00%
2005	110	1	0,92%	130	0	0,00%
2006	112	2	1,82%	130	0	0,00%
2007	114	2	1,79%	130	0	0,00%
2008	113	-1	-0,88%	130	0	0,00%
2009	109	-4	-3,54%	126	-4	-3,08%
2010	106	-3	-2,75%	122	-4	-3,17%
2011	100	-6	-5,66%	119	-3	-2,46%

Figura 19. Variabili “specifiche” comparto "Uffici" e comparto "Negozzi"

In relazione alla voce “costo del lavoro”, sono state studiate, per le controparti di tipo “*Construction*”, le serie storiche del costo del lavoro, e, per le controparti di tipo “*Construction* residenziale”, anche le serie storiche dei costi di costruzione (figura 20).

Costo del Lavoro Construction				Costo di Costruzione Residenziale			
Anno		Var	%	Anno		Var	%
1980	27,18			1980	21,49	4,29	24,94%
1981	34,15	6,97	25,64%	1981	26,42	4,93	22,94%
1982	40,13	5,98	17,51%	1982	31,03	4,61	17,45%
1983	43,4	3,27	8,15%	1983	35,27	4,24	13,66%
1984	44,6	1,2	2,76%	1984	38,42	3,15	8,93%
1985	49,5	4,9	10,99%	1985	41,7	3,28	8,54%
1986	54,08	4,58	9,25%	1986	43,27	1,57	3,76%
1987	57,25	3,17	5,86%	1987	45,13	1,86	4,30%
1988	60,88	3,63	6,34%	1988	48,03	2,9	6,43%
1989	64,6	3,72	6,11%	1989	50,74	2,71	5,64%
1990	60,4	-4,2	-6,50%	1990	56,11	5,37	10,58%
1991	65,65	5,25	8,69%	1991	60,72	4,61	8,22%
1992	70,7	5,05	7,69%	1992	63,73	3,01	4,96%
1993	75,35	4,65	6,58%	1993	65,48	1,75	2,75%
1994	77,73	2,38	3,16%	1994	67,79	2,31	3,53%
1995	76,58	-1,2	-1,48%	1995	69,13	1,34	1,98%
1996	78,88	2,3	3,00%	1996	70,34	1,21	1,75%
1997	82,85	3,97	5,03%	1997	72,1	1,76	2,50%
1998	80,93	-1,9	-2,32%	1998	71,12	-0,98	-1,36%
1999	82,85	1,92	2,37%	1999	72,32	1,2	1,69%
2000	83,1	0,25	0,30%	2000	74,43	2,11	2,92%
2001	86,35	3,25	3,91%	2001	76,07	1,64	2,20%
2002	88,93	2,58	2,99%	2002	79,07	3	3,94%
2003	93,45	4,52	5,08%	2003	81,44	2,37	3,00%
2004	97,78	4,33	4,63%	2004	84,85	3,41	4,19%
2005	100	2,22	2,27%	2005	88,23	3,38	3,98%
2006	101,9	1,9	1,90%	2006	90,69	2,46	2,79%
2007	107,88	5,98	5,87%	2007	94,02	3,33	3,67%
2008	116,63	8,75	8,11%	2008	97,59	3,57	3,80%
2009	130,75	14,1	12,11%	2009	98,51	0,92	0,94%
2010	135,55	4,8	3,67%	2010	100	1,49	1,51%
2011	140,3	4,75	3,50%	2011	103,02	3,02	3,02%
2012	143,18	2,88	2,05%	2012	105,39	2,37	2,30%
2013	141,85	-1,3	-0,93%	2013	106,06	0,67	0,64%

Figura 20. Variabili “specifiche” controparti "*Construction*" e "*Construction* residenziale”

La serie storica dell'Euribor a 3 mesi è stata ricavata dal sito internet della Banca d'Italia (figura 21).

Euribor 3 mesi									
Anno	%	Anno	%	Anno	%	Anno	%	Anno	%
set-14	0,11%	lug-11	1,61%	mag-08	4,92%	mar-05	2,17%	gen-02	3,38%
ago-14	0,20%	giu-11	1,50%	apr-08	4,84%	feb-05	2,17%	dic-01	3,40%
lug-14	0,21%	mag-11	1,44%	mar-08	4,62%	gen-05	2,18%	nov-01	3,45%
giu-14	0,26%	apr-11	1,32%	feb-08	4,42%	dic-04	2,21%	ott-01	3,66%
mag-14	0,33%	mar-11	1,18%	gen-08	4,57%	nov-04	2,20%	set-01	4,10%
apr-14	0,33%	feb-11	1,10%	dic-07	4,93%	ott-04	2,18%	ago-01	4,43%
mar-14	0,31%	gen-11	1,03%	nov-07	4,69%	set-04	2,14%	lug-01	4,53%
feb-14	0,29%	dic-10	1,04%	ott-07	4,77%	ago-04	2,14%	giu-01	4,52%
gen-14	0,30%	nov-10	1,06%	set-07	4,80%	lug-04	2,15%	mag-01	4,71%
dic-13	0,27%	ott-10	1,00%	ago-07	4,57%	giu-04	2,14%	apr-01	4,71%
nov-13	0,23%	set-10	0,89%	lug-07	4,27%	mag-04	2,11%	mar-01	4,78%
ott-13	0,23%	ago-10	0,91%	giu-07	4,20%	apr-04	2,06%	feb-01	4,83%
set-13	0,23%	lug-10	0,85%	mag-07	4,12%	mar-04	2,06%	gen-01	4,84%
ago-13	0,23%	giu-10	0,73%	apr-07	4,02%	feb-04	2,10%	dic-00	5,00%
lug-13	0,22%	mag-10	0,69%	mar-07	3,94%	gen-04	2,12%	nov-00	5,16%
giu-13	0,21%	apr-10	0,65%	feb-07	3,86%	dic-03	2,18%	ott-00	5,11%
mag-13	0,20%	mar-10	0,66%	gen-07	3,80%	nov-03	2,19%	set-00	4,92%
apr-13	0,21%	feb-10	0,67%	dic-06	3,73%	ott-03	2,17%	ago-00	4,85%
mar-13	0,21%	gen-10	0,69%	nov-06	3,64%	set-03	2,18%	lug-00	4,64%
feb-13	0,23%	dic-09	0,72%	ott-06	3,54%	ago-03	2,17%	giu-00	4,56%
gen-13	0,20%	nov-09	0,72%	set-06	3,37%	lug-03	2,16%	mag-00	4,41%
dic-12	0,19%	ott-09	0,75%	ago-06	3,26%	giu-03	2,20%	apr-00	3,98%
nov-12	0,20%	set-09	0,79%	lug-06	3,14%	mag-03	2,46%	mar-00	3,80%
ott-12	0,21%	ago-09	0,88%	giu-06	3,01%	apr-03	2,57%	feb-00	3,59%
set-12	0,25%	lug-09	1,01%	mag-06	2,92%	mar-03	2,56%	gen-00	3,39%
ago-12	0,35%	giu-09	1,26%	apr-06	2,83%	feb-03	2,76%	dic-99	3,49%
lug-12	0,53%	mag-09	1,31%	mar-06	2,75%	gen-03	2,88%	nov-99	3,52%
giu-12	0,67%	apr-09	1,46%	feb-06	2,63%	dic-02	3,00%	ott-99	3,43%
mag-12	0,70%	mar-09	1,69%	gen-06	2,54%	nov-02	3,19%	set-99	2,77%
apr-12	0,76%	feb-09	2,00%	dic-05	2,51%	ott-02	3,31%	ago-99	2,74%
mar-12	0,89%	gen-09	2,57%	nov-05	2,37%	set-02	3,36%	lug-99	2,72%
feb-12	1,08%	dic-08	3,43%	ott-05	2,22%	ago-02	3,40%	giu-99	2,67%
gen-12	1,26%	nov-08	4,39%	set-05	2,17%	lug-02	3,46%	mag-99	2,62%
dic-11	1,46%	ott-08	5,23%	ago-05	2,16%	giu-02	3,52%	apr-99	2,74%
nov-11	1,52%	set-08	5,06%	lug-05	2,15%	mag-02	3,51%	mar-99	3,09%
ott-11	1,59%	ago-08	5,03%	giu-05	2,14%	apr-02	3,46%	feb-99	3,13%
set-11	1,55%	lug-08	5,03%	mag-05	2,16%	mar-02	3,43%	gen-99	3,18%
ago-11	1,59%	giu-08	5,00%	apr-05	2,17%	feb-02	3,40%		

Figura 21. Serie storica Euribor 3 mesi

La serie storica della Pressione Fiscale (Rielaborazione su dati ISTAT) è riportata nella figura 22.

Pressione fiscale in Italia	
Anno	% sul PIL
1980	31,40
1981	31,10
1982	34,10
1983	36,30
1984	34,90
1985	34,60
1986	35,00
1987	35,40
1988	36,60
1989	37,30
1990	38,20
1991	39,20
1992	41,70
1993	42,70
1994	40,60
1995	40,90
1996	41,40
1997	43,40
1998	42,20
1999	41,90
2000	41,30
2001	41,00
2002	40,50
2003	41,00
2004	40,40
2005	40,10
2006	41,70
2007	42,70
2008	42,60
2009	43,00
2010	42,60
2011	42,50

Figura 22. Serie storiche e proiezioni Pressione Fiscale in Italia

3.4. STIMA DEI PESI

Per individuare la distribuzione statistica delle variabili “specifiche”, in funzione di quelle “macro”, è stata effettuata una regressione lineare, per ogni serie storica delle stesse, secondo lo schema riportato nella figura 23.

Variabili Specifiche	
PVR	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
PCR	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
PVN	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
PCN	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
PVU	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
PCU	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
NTN	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
CDL	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
CDC	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
PF	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$
EUR	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \text{ni (residuo)}$

Figura 23. Regressione Lineare delle variabili "specifiche"

Il calcolo delle regressioni lineari ha permesso quindi l'individuazione dei pesi delle variabili “macro” (GDP, Inf e Un) in ragione della loro capacità di determinare la distribuzione delle variabili “specifiche”, più la componente casuale (residuo - ni).¹³⁸

Dopo aver effettuato queste prime regressioni lineari, ne sono state calcolate altre per individuare i pesi di tutte le variabili, sia “macro” che “specifiche”, in ragione della loro capacità di determinare le componenti che generano i *cash flow* storici (cfr. figura 24).¹³⁹

¹³⁸ In appendice (sezione B) sono riportate le tabelle con i calcoli di tutte le regressioni lineari che individuano i pesi delle variabili “macro” nel determinare le variabili “specifiche” ed i relativi residui (ni).

¹³⁹ Sempre in appendice (sezione V) sono riportate le tabelle con i calcoli delle regressioni lineari che individuano i pesi delle variabili “macro” e “specifiche” nel determinare le varie componenti che generano i *cash flow* ed i relativi residui (ni).

Figura 24. Regressione Lineare dei singoli componenti del *Cash flow*

Cash Flow		
a	Ricavi Netti - Ricavi Export	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \beta_4 \text{ (Filtri)} + n_i \text{ (residuo)}$
b	Flusso equity	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + n_i \text{ (residuo)}$
c1	Variazione Finanziamento Soci e altri a b/t	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + n_i \text{ (residuo)}$
c2	Variazione Finanziamento Soci e altri a m/l	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + n_i \text{ (residuo)}$
d	Acquisti Netti	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + n_i \text{ (residuo)}$
e	Costi per Servizi	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + n_i \text{ (residuo)}$
f	Costo del Lavoro	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \beta_4 \text{ (Filtri)} + n_i \text{ (residuo)}$
g	Flusso Investimenti Materiali Netti	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + n_i \text{ (residuo)}$
h	Imposte nette reddito	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \beta_4 \text{ PF} + n_i \text{ (residuo)}$
i	Oneri finan (Oneri Fin. - On. Deb. Com. Div)	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + \beta_4 \text{ Eur} + n_i \text{ (residuo)}$
l1	Flusso finanziamento bancario a b/t	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + n_i \text{ (residuo)}$
l2	Flusso finanziamento bancario a m/l	$\beta_0 + \beta_1 \text{ GDP} + \beta_2 \text{ Inf} + \beta_3 \text{ Un} + n_i \text{ (residuo)}$

In particolare, per tutte le voci che generano il *cash flow* sono state prese in considerazione solo le variabili di pertinenza¹⁴⁰, attraverso l'applicazione di opportuni filtri, individuandone il relativo peso più la relativa componente casuale (residuo – ni). Come riportato nella figura 25, le variabili “macro” selezionate sono state applicate a tutte le voci che determinano il *cash flow*, mentre, le variabili “specifiche” sono state applicate solo ad alcune componenti che generano il *cash flow* (indicate sempre secondo lo schema della figura 25).

Figura 25. Schema applicazione delle variabili

	Nome Variabile	Etichetta	Voci Cash Flow	Filtro	Tipologia Filtro	
Variabili Macro	Prodotto Interno Lordo - prezzi costanti	GDP	tutte	no		
	Inflazione	Inf	tutte	no		
	Tasso di disoccupazione	Un	tutte	no		
	Deflatore	Def	KO	KO		
	Prodotto Interno Lordo - prezzi correnti	GDPC	KO	KO		
Variabili Specifiche	Prezzi di Vendita Residenziale	PVR	a	si	Solo Residenziali	% Vendita
	Canoni Residenziale	PCR	a	si	Solo Residenziali	% Affitto
	Prezzi di Vendita Uffici	PVN	a	si	Solo Uffici	% Vendita
	Canoni Uffici	PCN	a	si	Solo Uffici	% Affitto
	Prezzi di Vendita Negozi	PVU	a	si	Solo Negozi	% Vendita
	Canoni Negozi	PCU	a	si	Solo Negozi	% Affitto
	Numero Transazioni Normalizzate	NTN	a	si	Solo vendite residenziali	
	Costo del Lavoro Construction	CDL	f	si	Aziende che costruiscono	
	Costo di Costruzione Residenziale	CDC	f	si	Aziende che costruiscono "residenziale"	
Pressione Fiscale	PF	h	no			
Euribor 3 mesi	EUR	i	no			

Dopo la determinazione dei pesi delle variabili “macro” in relazione alle serie storiche delle “specifiche” e i pesi delle variabili “macro” e “specifiche” in funzione delle componenti che determinano i *cash flow* storici, si è proceduto ad effettuare l'estrazione

¹⁴⁰ Si veda paragrafo 2.4.2.

dello scenario macro-economico, secondo le probabilità precedentemente assegnate.¹⁴¹ Quindi, si è proceduto con una simulazione Monte Carlo per determinare l'andamento delle "specifiche", estraendo gli *r* quadro (i residui – *ni*) derivanti dalla prima regressione lineare. Dopodiché, sono state svolte ulteriori simulazioni per ogni voce che compone il *cash flow*, applicando i filtri specifici, precedentemente descritti (cfr. figura 25), ed estraendo gli *r* quadro (i residui – *ni*) della seconda regressione. Sono state effettuate in tutto 50.000 ripetizioni, ottenendo così i *cash flow* simulati che altro non sono che il risultato della somma delle singole simulazioni dei vari componenti.

Nella figura 26 viene riportato tutto il funzionamento del modello di *cash flow* costruito con il presente elaborato.

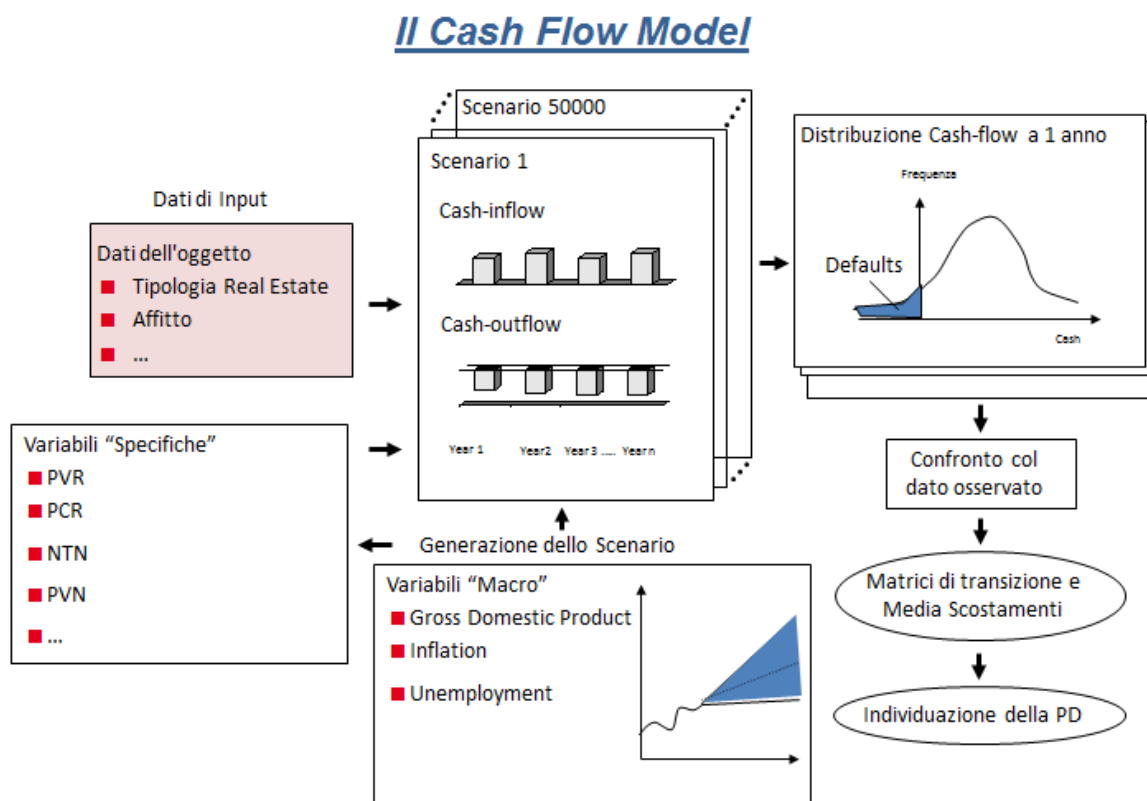


Figura 26. Schema funzionamento del "Cash Flow Model"

¹⁴¹ Come descritto nel paragrafo 2.5, l'assegnazione delle probabilità ai singoli scenari è stata fatta secondo un processo *judgemental*. E' stato assunto per lo scenario *base* una probabilità del 40%, mentre per gli scenari *worst* e *best* del 30% ciascuno.

3.5.RISULTATI

Per poter confrontare un modello di *Credit Rating Backward Looking* con il modello di *Credit Rating Forward Looking* costruito, al perimetro IPRE del campione di sviluppo è stato applicato il modello di *Scoring* ad oggi in uso dall'Istituto di credito che ha fornito il *data set*. La performance registrata risulta molto limitata, con un *Accuracy Ratio* (Indice di Gini) di poco più del 3%.¹⁴²

L'indice di Gini può essere impiegato solo quando la variabile dipendente è binaria. Considerando che il *Cash Flow Model* stima una variabile continua ed è stato realizzato con la simulazione Monte Carlo, non risultava possibile utilizzare tale indicatore. La performance del modello costruito è stata quindi valutata in funzione della corretta classificazione dei *cash flow* rispetto al dato osservato ed i due strumenti utilizzati sono stati la media degli scostamenti e le matrici di transizione.

Le singole probabilità di *default* delle controparti per ogni anno di analisi, calcolate come rapporto tra il numero di simulazioni con *cash flow* negativo con il numero delle iterazioni, sono state calcolate, ma, non riportate in quanto non utili a rappresentare la validità del modello costruito.

La media degli scostamenti (figura 27) è stata calcolata come: (stimato-osservato) / osservato ed evidenzia quanto il valore proiettato si allontana dal valore osservato per anno.

E' stato ritenuto accettabile un discostamento dal dato osservato con un margine entro il $\pm 15\%$ in quanto è prassi, in presenza di campioni con una numerosità ridotta come in questo caso, considerare un livello di confidenza più ampio rispetto al 5% o 10% utilizzati comunemente.

¹⁴² La prima misura della performance di un sistema di rating o *Scoring* è rappresentata dal rapporto di Gini. Questa curva misura la coerenza fra le previsioni di un sistema di rating in termini di *ranking* delle probabilità di insolvenza o del merito creditizio dei soggetti valutati e il ranking effettivo delle insolvenze. Questa misura può essere impiegata quando la variabile dipendente è binaria. Cfr. Sobehart et al, 2000; Meucci, 2002; Engelmann et al, 2003; Gazzetta ufficiale dell'Unione Europea, 2006; Cerved Group – Rating Validation.

Il grafico della figura 27 mostra quindi la media degli scostamenti dei *cash flow* proiettati da quelli storici si attesta al di sotto del livello di confidenza ritenuto accettabile, ad eccezione dei primi anni di analisi. Considerando che il modello risulta "conservativo", in quanto le PD assegnate sono mediamente elevate, l'eccessivo discostamento negli anni 2003 / 2005 deriva dall'assenza di *default* nel campione osservato.

Media Scostamenti	
2003	25%
2004	22%
2005	16%
2006	13%
2007	8%
2008	9%
2009	10%
2010	11%
2011	9%
2012	12%

Figura 27. Media degli scostamenti per anno

Le matrici di transizione indicano invece la percentuale per ogni anno di quante volte il modello ha correttamente classificato, come positivo o negativo, il *cash flow* rispetto al dato osservato. Il confronto è stato fatto tra il *cash flow* proiettato al tempo t rispetto al *cash flow* osservato al tempo t+1. Dai risultati riportati nella figura 28, emerge un tasso di corretta classificazione, dei *cash flow* presi in analisi, sempre superiore al 50%.

2003			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	15118	8513	
CF<=0	13541	8654	
			52%

2008			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	21181	5248	
CF<=0	16783	6505	
			56%

2004			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	15117	6800	
CF<=0	17800	9993	
			51%

2009			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	15010	2547	
CF<=0	15710	5487	
			53%

2005			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	22104	9333	
CF<=0	15690	7506	
			54%

2010			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	11588	1535	
CF<=0	12123	2976	
			52%

2006			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	23264	8100	
CF<=0	14862	6718	
			57%

2011			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	8352	955	
CF<=0	6591	2052	
			58%

2007			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	24231	7810	
CF<=0	15242	6515	
			57%

2012			
	stimato		
osservato	CF>0	CF<=0	
CF>0	3833	542	
CF<=0	2557	908	
			60%

Figura 28. Tassi di "Corretta classificazione" per anno di riferimento

CONCLUSIONI

L'analisi condotta nell'elaborato individua ed esamina quei fattori critici che determinano l'enfatizzazione della prociclicità del sistema bancario internazionale. In particolare, sono stati analizzati dalla medesima prospettiva differenti aspetti che impattano su uno stesso fenomeno, cioè la prociclicità del sistema bancario, coniugando così elementi fino ad oggi trattati separatamente quali le regole di determinazione dei requisiti patrimoniali e la costruzione dei sistemi di rating. Dalla disamina svolta, analizzando la letteratura presente in materia e considerando le soluzioni fino ad oggi adottate dai Regolamentatori, sono quindi emersi quegli aspetti che attualmente non sono stati ancora affrontati in modo sistematico. In particolare, si evince come, da una parte, le variabili impiegate nei sistemi di rating determinano un'enfatizzazione dei processi prociclici del sistema bancario e, dall'altra, le metodologie statistiche utilizzate per la costruzione degli stessi non siano in grado di sterilizzarne gli effetti.

Per limitare gli effetti prociclici, con il presente lavoro, viene quindi costruito un sistema di rating che impiega un differente approccio metodologico, con l'inedito utilizzo del metodo Monte Carlo, capace di contenere variabili *forward looking*. In particolare, l'utilizzo della simulazione Monte Carlo, metodologia capace di comprendere l'andamento futuro di valori incerti, permette di prevedere l'andamento di una controparte alla luce di scenari futuri, a loro volta determinati in relazione al contesto in cui le stesse aziende operano, quindi, di riuscire a recepire variabili *forward looking* capaci di sintetizzare gli elementi distintivi delle controparti oggetto dell'analisi.

Considerando la struttura del modello di *Credit Rating Forward Looking (CRFL)* realizzato, oggetto della presente proposta di ricerca, ed i risultati ottenuti, quindi alla luce delle performance registrate¹⁴³, si possono apprezzare alcuni importanti contributi del presente elaborato:

- Per quanto a noi noto, il presente lavoro è il primo studio in letteratura con il quale si è costruito un modello di rating con il metodo Monte Carlo ed utilizzando variabili *forward looking*. L'impiego di questa tipologia di variabili, come

¹⁴³ Cfr. il paragrafo precedente, il 3.5.

sostenuto da ampia letteratura e dai Regolamentatori¹⁴⁴, grazie all'originale utilizzo del metodo Monte Carlo, dovrebbe consentire di non enfatizzare gli effetti prociclici del sistema bancario;

- Il prototipo di modello presentato risulta inoltre attendibile in quanto le performance realizzate evidenziano da una parte, con le matrici di transizione, un tasso di corretta classificazione dei *cash flow* analizzati che è sempre al di sopra del 50% e, dall'altra, una media degli scostamenti dei *cash flow* proiettati da quelli storici che risulta al di sotto del livello di confidenza ritenuto accettabile, ad eccezione dei primi anni di analisi. Visto che il modello risulta "conservativo", in quanto le PD assegnate sono elevate, l'eccessivo discostamento negli anni 2003 / 2005 deriva dall'assenza di *default* nel campione osservato;
- La performance molto limitata del modello di *Credit Rating Backward Looking*, ad oggi in uso e applicato al medesimo campione con cui è stato sviluppato il *Cash Flow Model*, con un indice di Gini che si attesta a poco più del 3%, valorizza il presente elaborato, il cui obiettivo primario è di limitare la prociclicità del sistema bancario. Tale limitata performance conferma quindi la corretta direzione intrapresa in relazione alla necessità di costruire appositi modelli di rating per le controparti *Specialised Lending*, quali le aziende *Income Producing Real Estate*, come chiaramente indicato dal Regolamentatore (BCBS), dall'ex Governatore della Banca d'Italia (Draghi, 2009A) e dalla letteratura;
- Un'ulteriore possibile vantaggio, derivante dall'impiego del prototipo di modello *Credit Rating Forward Looking* qui presentato, deriva dal fatto che lo stesso può essere impiegato anche come utile strumento di *business* in quanto valido ausilio per impostare operazioni di finanziamento strutturate, riducendo così anche le tempistiche di valutazione del merito del credito.

E' evidente che il modello di *Credit Rating Forward Looking* presentato è un prototipo ed in quanto tale può essere implementato, ad esempio, con l'impiego di ulteriori variabili, sia "macro" che "specifiche", e proiettandole con un orizzonte temporale anche superiore a quello adottato (cioè 5 anni).

¹⁴⁴ Cfr. il paragrafo 2.1 del presente elaborato.

BIBLIOGRAFIA

Abdou, H. (2009), "Genetic programming for credit scoring: The case of Egyptian public sector banks". *Expert Systems with Applications*, 36 (9): 11402-11417.

Abdou, H., Pointon, J. (2009), "Credit scoring and decision-making in Egyptian public sector banks", *International Journal of Managerial Finance*, 5 (4): 391-406.

Abdou H, Pointon, J. (2011) "Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature". *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 18 (2-3): 59-88.

Acocella N, (2006), *Fondamenti di politica economica*. Roma: Carocci.

Aggarwal, R., (1993), *Capital budgeting under uncertainty*, Prentice Hall, Englewood Cliffs.

Agenzia delle Entrate (2013) *Quaderni dell'osservatorio. Appunti di Economia Immobiliare*. Osservatorio del mercato immobiliare. Roma.

Agenzia delle Entrate (2014) *Rapporto immobiliare 2014*. Osservatorio del mercato immobiliare. Roma: OMI.

Al Amari, A. (2002), *The credit evaluation process and the role of credit scoring: A case study of Qatar* (Ph.D. Thesis). Dublin, University College Dublin.

Albereto, G., Benvenuti M., Mocetti, S., Pagnini, M., Rossi, P. (2008), "L'organizzazione dell'attività creditizia e l'utilizzo di tecniche di scoring nel sistema bancario italiano: i risultati di un'indagine campionaria". Banca d'Italia, *Questioni di Economia e Finanza*, 12.

Allen, L. (2001), "Credit Risk Modeling of middle markets". Zicklin School of Business, Baruch College, CUNY.

Allen, L., Saunders, A. (2003), "A survey of cyclical effects in credit risk measurement models". *BIS Working Paper*, 126, Gennaio.

Allen, L., DeLong, G.L., Saunders, A. (2003), "Issues in the Credit Risk Modeling of Retail Markets". NYU Stern School of Business *Working Paper*, FIN-03-007.

Altman, E. (1968), "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy". *The Journal of Finance*, 13 (4): 589-609.

Altman, E. (1983), "Corporate Financial Distress". Wiley Interscience. New York.

Altman, E. (1984), "International Corporate Failures Model". Special Studies in Banking and Finance. *Journal of Banking and Finance*, 8 (2): 171-198.

Altman, E. (2002), "Revisiting Credit Scoring Models in a Basel 2 Environment". *Working paper, Stern School of business, New York University*.

Altman, E., Haldeman R., Narayanan P. (1977), "ZETATM Analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations". *Journal of Banking and Finance*, June: 29-54.

Altman E., Avery R., Eisenbeis R., Sinkey, J. (1981), "Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance". *Contemporary studies in Economic and Financial analysis*, 3.

Altman E., Kao D., (1992), "The implications of corporate bond rating drift", *New York University Salomon Brothers Center Working Paper*, S: 91-51.

Altman, E., Marco, G., Varetto, F. (1994), "Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)". *Journal of Banking and Finance*, 18 (3): 505–529.

Altman, E.I., Saunders, A. (1998), "Credit Risk Measurement: Developments over the Last 20 Years". *Journal of Banking and Finance*, 21: 1721-1742.

Altman, E.I., Rijken, H.A., (2005), "The impact of rating Agencies' Through-the-Cycle Methodology on Rating Dynamics". *Economic notes by Banca Monte dei Paschi di Siena*, 34: 127-154.

Altman, E.I., Sabato G., Wilson N. (2010), "The value of non-financial information in SME Risk Management". *The Journal of Credit Risk*, 6 (2): 1-33.

Amato, J. D., Furfine, C. H. (2003), "Are Credit Ratings procyclical?". *BIS Working Paper*, 129, Febbraio.

Associazione Nazionale Costruttori Edile (2011) *Le tendenze del mercato residenziale in Italia*. Direzione Affari Economici e Centro Studi.

Andersen, H. (2011), "Procyclical implications of Basel II: Can the cyclicity of capital requirements be contained?". *Journal of Financial Stability*, 7: 138-154.

Anderson, T. W. (2003), "An Introduction to Multivariate Statistical Analysis". 3rd ed. New York: Wiley-Interscience.

Ansell, J., Wharton, F. (1992), *Risk: analysis assessment and management*, John Wiley & Sons, Chichester.

Aoki, K., Proudman, J., Vlieghe, J. (2004), "House prices, consumption, and monetary policy: A financial accelerator approach". *Journal of Financial Intermediation*, 13: 414-435.

Arminger, G., Enache, D., Bonne, T. (1997), "Analyzing Credit Risk Data: A Comparison of Logistic Discriminant, Classification Tree Analysis and Feedforward Networks". *Computational Statistics*, 12 (2): 293-310.

Ashcraft, A., Goldsmith-Pinkham, P., Vickery, J. (2010), "MBS ratings and the mortgage credit boom". *European Banking Center*, 2010-24S

Baestaens, D-E. (1999), "Credit risk modeling strategies: the road to serfdom?". *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 8(4): 225-235.

Balcaen, S., Ooghe, H. (2004), "35 Years of studies on Business Failure: An Overview of the Classic Statistical Methodologies and their Related Problems". *Vlerick Leuven Gent Working Paper Series* 2004/15.

Banasik, J., Crook, J. (2010), "Reject inference in survival analysis by augmentation". *Journal of Operational Research Society* 61, (3): 473-458.

Banca d'Italia. *Nuove disposizioni di vigilanza prudenziale per le banche*. Circolare n. 263. Roma: 2006.

Banca d'Italia. *Bollettino Statistico I trimestre 2014*.

Banca Centrale Europea (2005) *Il nuovo Accordo di Basilea sui requisiti patrimoniali: principali caratteristiche e implicazioni*. Bollettino mensile, Gennaio.

Bangia, A., Diebold, F. X., Schuermann, T. (2002), "Ratings Migration and the Business Cycle, With Application to Credit Portfolio Stress Testing". *Journal of Banking and Finance*, 26: 445-474.

BCBS (2001) *The Internal Ratings-Based Approach*. Consultative Document, January.

BCBS (2001) Working paper on the Internal Ratings-Based Approach to Specialised Lending Exposures, October.

BCBS (2004) *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*, June.

BCBS (2005), *Studies of validation of internal rating systems*. Working Paper 14 (May).

BCBS (2009), "Guiding principles for the revision of accounting standards for financial instruments issued by the Basel Committee". Comunicato stampa. www.bis.org/press/p090827.htm.

BCBS (2010), *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems*. December, rev June 2011.

Beaver, W. H. (1966), "Financial ratios as predictors of failure". Empirical Research in Accounting: Selected Studies, *Journal of Accounting Research*, supplement to vol.5: 71-111.

Beaver, W. H. (1968A), "Alternative accounting measures as predictors of failure". The Accounting Review, January, XLIII (1): 113-122.

Beaver, W. H. (1968B), "Market prices, financial ratios and the prediction of failure". *Journal of Accounting Research*, Autumn: 179-192.

Behrman, M., Linder, R., Assadi, A. H., Stacey, B. R., Backonja, M. M. (2007). "Classification of patients with pain based on neuropathic pain symptoms: Comparison of an artificial neural network against an established scoring system". *European Journal of Pain*, 11 (4): 370–376.

Beynon, M. J. (2005), "Optimizing object classification under ambiguity/ignorance: application to the credit rating problem". *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 13(2): 113-130.

Benford, J., Nier, E. (2007), "Monitoring cyclicity of Basel II capital requirements". Bank of England, *Financial Stability Paper*, 3.

Blum, J., Hellwig, M. (1995), "The macroeconomic implications of capital adequacy requirements for banks". *European Economic Review*, 39: 739-749.

Blum, M. (1974), "Failing company discriminant analysis", *Journal of Accounting Research*, Spring: 1-25.

Boyle, P. (1977), "Options: a Monte Carlo approach", *Journal of Financial Economics*, 4: 323-338.

Bolisani, E., Galvan, R. (2003), "La simulazione Monte Carlo: appunti integrativi". Corso di Economia applicata all'ingegneria.

Borio, C., Furfine, C. e Lowe, P. (2001), "Procyclicality of the financial system and financial stability: issues and policy options", in *Marrying the macro- and micro-prudential dimensions of financial stability*, BIS paper, 1: 1-57.

Brealey, R.A., Myers, S.C., Sandri, S. (1999), *Capital Budgeting*, Milano: McGraw-Hill Italia.

Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., Stone, C. J. (1984), "Classification and Regression Trees". Belmont: The Wadsworth.

Brunnermeier, M.K., Julliard, C. (2006), "Money illusion and housing frenzies", *NBER Working Paper*, No. 12810.

Cannata, F. (2006), "Gli effetti di Basilea 2 sulle banche italiane: i risultati della quinta simulazione quantitativa". Banca d'Italia, *Questioni di economia e Finanza*, 3.

Cannata, F., Laviola S. (2004), "Il nuovo Accordo sulle banche: le principali caratteristiche e il trattamento dei crediti alle imprese". *Argomenti* (11).

Cannata, F., Casellina, S. e Quagliariello, M. (2011), "The myths and truths about basel II cyclicity". *Risk*, March.

Caouette, J. B., Altman, E. I., Narayanan, P. (1998), "Managing Credit Risk: The Next Great Financial Challenge". New York: John Wiley & Sons Inc.

Carpinelli, L. (2009), "Effetti delle crisi bancarie: una rassegna della letteratura". Banca d'Italia, *Questioni di Economia e Finanza*, 55.

Case, K.E. (2000), "Real estate and the macroeconomy", *Brookings Papers on Economic Activity*, 2: 119-162.

Case, K.E., Shiller, R.J. (2004), "Is there a bubble in the housing market?" *Brookings Papers on Economic Activity*, 1: 299-362.

Casey, C., Bartczak N. (1985), "Using operating cash flow data to predict financial distress: some extensions". *Journal of Accounting Research* 23 (1), Spring: 384-401.

Catarineu-Rabell, E., Jackson, P., Tsomocos, D. (2003), "Procyclicality and the new basel accord-Bank's choice of loan rating system". *Economic theory*, 26 (3).

Cattaneo, C., Bassani, G., Merisio, F. (2012), "Business Failure Prevention: una prima mappatura delle variabili rilevanti". *Sinergie: rapporti di ricerca*, 36: 185-243

Cerved Group Spa – Rating Validation. Disponibile su: https://area.cervedgroup.com/group/approfondimento/ECAI_Performances.pdf

Chen, Y., Guo, R-J., Huang, R-L. (2009), "Two stages credit evaluation in bank loan appraisal". *Economic Modelling*, 26 (1): 63-70.

Chen, K. H., Shimerda, T. A. (1981), "An empirical analysis of useful financial ratios". *Financial Management* 10 (1), Spring: 51-60.

Cherubini, C., Dalla Lunga, G. (2001), *Il rischio finanziario*. Milano: McGraw-Hill.

Chiang, W. K., Zhang, D., Zhou, L. (2006), "Predicting and explaining patronage behavior toward web and traditional stores using neural networks: A comparative analysis with logistic regression". *Decision Support Systems*, 41 (2): 514–531.

Cipollini, F., Giunta, F., Dainelli, F. (2013), "Determinants of SME Credit Worthiness Under Basel Rules: The Value of Credit History Information". *PSL Quarterly Review*, 66 (264): 21-47.

Clark, J., Hindelang, T., Pritchard, R. (1989), *Capital budgeting: planning and control of capital Expenditures*. Londra: Prentice-Hall International.

Collins, R. A., Green, R. (1982), "Statistical methods for bankruptcy forecasting". *Journal of Economics and Business*, 34: 349-354.

Commission Services Staff (2010), *Possible further changes to the capital requirements directive*.

Corcóstegui, C., González-Mosquera, L., Marcelo, A., Trucharte, C. (2003), "Analysis of procyclical effects on capital requirements derived from a rating system". *BIS Working Paper*. Disponibile da: <http://www.bis.org/bcbs/events/wkshop0303/p01truch.pdf>.

Cornee, S. (2012), "On the Relevance of Soft Information in Credit Rating: The Case of a Social Bank Financing Small Businesses". Center for Research in Economics and Management, *Economic Working Paper Archive* 201226.

Cowan, C.D., Cowan, A.M. (2006), "A survey based approach of financial institutions use of credit scoring for small business lending". *Working Papers Office of Advocacy*, United States Small Business Administration, SBAH-04-Q-0021.

Cuneo, S., e Maino, R. (2010), "Internal rating and economic cycle: a structural approach towards Basel 3 regulation". *Bancaria*, 12: 43-58.

Dambolena I G., Khoury S. J. (1980), "Ratio stability and corporate failure". *The Journal of Finance*, September, 35 (4): 1017-1026.

Danielsson, J., Embrechts, P., Goodhart, C., Keating, C., Muennich, F., Renault, O., Shin, H.S. (2001), "An Academic Response to Basel II". *Special Paper - LSE Financial Markets Group*, 130.

Dasgupta, C. G., Dispensa, G. S., Ghose, S. (1994), "Comparing the predictive performance of a neural network model with some traditional market response models". *International Journal of Forecasting*, 10 (2): 235–244.

Deakin, E. (1972), "A discriminant analysis of predictors of business failure". *Journal of Accounting Research*, Spring: 167-179.

Deakin, E. (1976), "Distributions of financial accounting ratios: some empirical evidence". *The Accounting Review*, January, (1): 90-96.

Degryse H., Ongena S. (2005), "Distance, Lending Relationships, and Competition". *The Journal of Finance*, XL (1).

De Grauwe, P. (2006) *Economia dell'unione monetaria*. Sesta edizione. Bologna: Il Mulino.

De Laurentis G., Maino R., (2010), "I rating interni durante e dopo la crisi: rapporti banca-impresa, vincoli regolamentari e modelli di business". *Bancaria*, 1/2010.

De Laurentis, G. (2011), "Evoluzione degli strumenti e delle competenze di rating". *Economia & Management*, 2: 62 – 63.

Degennaro, E. (2008) *La finanziarizzazione del mercato immobiliare*. Cacucci.

Desai, V. S., Crook, J. N., Overstreet, G. A. (1996), "A Comparison of Neural Networks and Linear Scoring Models in the Credit Union Environment". *European Journal of Operational Research*, 95 (1): 24-37.

Difonzo, P., Piu, P., Quinti, A., Sani, L. (2002), "Sviluppi metodologici per sistemi di early warning sul rischio di credito". *Bancaria*, 3: 37-41.

Dimitras, A.I., Zanakis, S.H., Zopounidis, C. (1996), "A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications, Theory and methodology". *European Journal of Operational Research*, 90: 487-513.

Dixit, A., Pindyck, R. (1994), *Investment under uncertainty*. Princeton: Princeton university press.

Di Fonzo, T., Lisi, F. (2005) *Serie storiche economiche*. Roma: Carocci.

Di Bartolomeo, G. (2008) *L'impatto dell'edilizia sulle dinamiche e politiche macroeconomiche*. In: Trio, O. *Innovazione e risparmio energetico*. Milano: FrancoAngeli, 59-69.

Di Fabio G. (2011) *Applicazioni dei modelli di gestione del rischio di credito*. [dissertation]. Roma: Luiss Guido Carli.

Dowd, K. (2002), *An introduction to market risk measurement*. New York: John Wiley & Sons.

Draghi, M. (2009A), "Relazione annuale sul 2008". Banca d'Italia.

Draghi, M. (2009B), "Intervento del Governatore della Banca d'Italia", Roma, 8 Luglio.

Draghi, M. (2010), "Intervento del Governatore della Banca d'Italia", Convegno AIAF, ASSIOM, ATIC FOREX, Napoli, 13 Febbraio.

Drumond, I. (2008), "Bank Capital Requirements, Business cycle Fluctuations and the Basel Accords: a synthesis". *FEP Working Paper*, 277.

Drumond, I., Jorge, J. (2009), "Basel II Capital requirements, Firms' Heterogeneity, and the Business Cycle". *FEP Working Paper*, 307.

Duffie, D., K. Singleton (1997), "An Econometric Model of the Term Structure of Interest- Rate Swap Yields". *The Journal of Finance*, 52(4): 1287-1322.

Duffie, D., K. Singleton (1999), "Modeling Term Structures of Defaultable Bonds". *Review of Financial Studies*, 12: 687-720.

Duliba, K. (1991), "Contrasting neural nets with regression in predicting performance". *Proceedings of the Twenty-Fourth Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, IEEE Press, Alamitos, CA, 4: 163-170.

Dvir, D., Ben-Davidb, A., Sadehb, A., Shenhar, A. J. (2006), "Critical managerial factors affecting defense projects success: A comparison between neural network and regression analysis". *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 19 (5): 535-543.

Eckhardt, R. (1987), "Stan Ulam, John von Neumann, and the Monte Carlo Method", *Los Alamos Science*: 131-137.

Edmister, R. O. (1972), "An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, March: 1477- 1493.

Eisembeis, R. A. (1977), "Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics". *The Journal of Finance*, June, 32 (3): 875-900.

Elam, R. (1975), "The effect of lease data on the predictive ability of financial ratios". *The Accounting Review*, January: 25-43.

Elishakoff, I. (2003), "Notes on philosophy of Monte Carlo method". *International Applied Mechanics*, 39: 3-14.

Emel, A., Oral, M., Reisman, A., Yolalan, R. (2003), "A credit scoring approach for the commercial banking sector". *Socio-Economic Planning Sciences*, 37 (2): 103-123.

Feng, C. X., Wang, X. (2002), "Digitizing uncertainty modeling for reverse engineering applications: Regression versus neural networks". *Journal of Intelligent Manufacturing*, 13 (3): 189-199.

Fisher, R. A. (1936), "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems". *Annals of Eugenics*, 7 (2): 179-188.

Fletcher, D., Goss, E. (1993), "Forecasting with neural networks: An application using bankruptcy data". *Information and Management*, 24 (3): 159–167.

Foglia, A., Laviola, S., Reedtz, P. (1998), "Multiple banking relationships and the fragility of corporate borrowers". *Journal of Banking and Finance*, 22 (10-11): 1441-1456.

Francis, W., Osborne, M. (2009), "Bank Regulation, Capital and Credit Supply: Measuring the Impact of Prudential Standards". *UK FSA Occasional Paper*, 36.

Frecka T., Hopwood W. (1983), "The effects of outliers on the cross-sectional distributional properties of financial ratios". *The Accounting Review*, January , LVIII (1): 115-128.

Frydman, H., Altman E.I., Duen-Li, K. (1985), "Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress". *The Journal of Finance*, March, XL (1): 269-291.

Gentry, J. A., Newbold, P., Whitford, D. (1985A), "Classifying bankrupt firms with funds flow components", *Journal of Accounting Research*, Spring, 23 (1): 146-160.

Gentry, J. A., Newbold, P., Whitford, D. (1985B), "Predicting bankruptcy: if cash flow's not the bottom line, what is?". *Financial Analysts Journal*, September- October: 47-56.

Gentry, J. A., Newbold P., Whitford D.T. (1987), "Funds Flow Components". *Financial Ratios and Bankruptcy*, 14 (4): 595-606.

Giannotti, C. (2004) *La cartolarizzazione dei crediti: rischi e regolamentazione*. Milano: Franco Angeli.

Gilbert, A. (1990), "Market Discipline of bank risk: Theory and evidence". *Federal Reserve of St. Louise Economic Review*, 72: 3-17.

Godbillon-Camus, B., Godlewski, C. (2005). "Credit risk management in banks: Hard information, soft Information and manipulation". *Working Paper LaRGE*.

Goodhart, C., Hofmann, B., Segoviano, M. (2004), "Bank regulation and macroeconomic fluctuations". *Oxford Review of Economic Policy*, 20 (4): 591-615.

Gordy, M. B. (2003), "A risk-factor model foundation for ratings-based bank capital rules". *Journal of Financial Intermediation*, 12: 199-232.

Gordy, M. B., Howells, B. (2006), "Procyclical in Basel II: Can we treat the disease without killing the patient?". *Journal of Financial Intermediation*, 15: 395-417.

Gottardi, G. (1990), *Incertezza e rischio nella strategia tecnologica*. Padova: Cleup.

Greene, W. (1998). "Sample Selection in Credit-Scoring Models". *Japan and the World Economy*, 10 (3): 299-316.

Gottardi, G. (1990), *Incertezza e rischio nella strategia tecnologica*. Padova: CLEUP.

Haas, C.N. (1999), "On Modelling Correlated Random Variables in Risk Assessment". *Risk Analysis*, 19: 6.

Halton, J.H. (1979), "A Retrospective and Prospective Survey of the Monte Carlo Method", *Society for Industrial and Applied Mathematics Review*, 12 (1970): 1-63.

Hamilton, D.T. (2004), "Rating Transitions and Defaults Conditional on Watchlist, Outlook and rating history". *Moody's Investors Service, Special Comment, Report # 81068*.

Hand, D. J., Henley, W. E. (1997). "Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: A Review". *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 160 (3): 523-541.

Hand D. J., Sohn, S. Y., Kim, Y. (2005). "Optimal bipartite scorecards". *Expert Systems with Applications*, 29(3): 684-690

Hand, D.J., Jacka, S.D. (1998) "Statistics in finance". Arnold Applications of statistics: London

Hand, D. J., Oliver, J. J., Lunn, A. D. (1998), "Discriminant analysis when the classes arise from a continuum". *Pattern Recognition*, 31 (5): 641-650.

Hardgrave, B. C., Wilson, R. L., Walstrom, K. A. (1994), "Predicting graduate student success: A comparison of neural networks and traditional techniques". *Computers and Operations Research*, 29 (30): 49–263.

Heid, F. (2007), "The cyclical effects of the Basel II capital requirements". *Journal of Banking and Finance*, 31: 3885-3900.

Hertz, D. (1964), "Risk Analysis in Capital Investment". *Harvard Business Review*, 42: 95-106.

Hertz, D.B, Thomas, H. (1983), *Risk analysis and its applications*, John Wiley and Sons. Chichester, New York.

Iacoviello, M., Neri, S. (2008), "Housing market spillovers: Evidence from an estimated DSGE model", *National Bank of Belgium*, paper research145.

Iacoviello, M. (2005), "House prices, borrowing constraints, and monetary policy in the business cycle", *American Economic Review*, 95: 739-764.

International Accounting Standards Board (2009) *Financial instruments amortised cost and impairment exposure draft 12*.

ISTAT (2007) *L'Italia in cifre*. Roma: ISTAT.

Jackel, P., (2002), *Monte Carlo methods in finance*, Chichester: John Wiley & Sons.

Jacques, K. T. (2010), "Procyclicality, Bank Lending, and the Macroeconomic Implications of a Revised Basel Accord in Finance". *The Financial Review* 45(4): 915–930.

Jarrow, R., Lando, D., Turnbull, S. (1997) "A markov model for the term structure of credit spreads". *Review of Financial Studies*, 10: 481-523.

Jarrow, R.S., Turnbull, S. (1995), "Pricing Derivatives on Financial Securities Subject to Credit Risk". *The Journal of Finance*, 50: 53-85.

Jiménez, G., Saurina, J. (2004), "Collateral type of lender and relationship banking as determinants of credit risk". *Journal of Banking and Finance*, 28: 2192-2212.

Jo, H., Han, I., Lee, H. (1997), "Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural network and discriminant analysis". *Expert Systems with Applications*, 13 (2): 97–108.

Jones, F. J. (1987), "Current techniques in bankruptcy prediction". *Journal of Accounting Literature*, 6: 131-164.

Kashyap, A., Stein, J. (2004), "Cyclical implications of Basel II capital standards", *Federal Reserve Bank of Chicago Economic Perspectives*, 1st quarter: 18-31.

Kauki, K. (2010), "The feasibility of through-the-cycle ratings", *Bank of Finland Research*, 14.

Kelliher, C. (2000), "Using Monte Carlo Simulation to Improve Long-Term Investment Decisions". *Appraisal Journal*, 68 (1): 44-57.

Kilb, T. (2002) *Credit Rating in Banken: Interne Verfahren im Vergleich*. [Dissertation Nr. 2582], Universität St. Gallen.

Kofoed-Phil, T. (2009), *Macroeconomic Determinants of Real Estate Returns* [dissertation]. Copenhagen: Copenhagen Business School.

Krahn, J.P., Weber, M. (2001), "Generally Accepted Rating Principles: A Primer". *Journal of Banking and Finance*, 25: 3-23.

Kumar, A., Rao, V. R., Soni, H. (1995), "An empirical comparison of neural network and logistic regression models". *Marketing Letters*, 6 (4): 251–263.

Landajo, M., Andres, J. D., Lorca, P. (2007), "Robust neural modelling for the cross-sectional analysis of accounting information". *European Journal of Operational Research* 177 (2): 1232–1252.

Lando, D., Skoderberg T. (2002), "Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observations", *Journal of Banking and Finance*, 26: 423-444.

Lee, T., Chiu, C. Lu, C., Chen, I. (2002), "Credit Scoring Using the Hybrid Neural Discriminant Technique". *Expert Systems with Applications*, 23 (3): 245-254.

Lehmann, B. (2003). "Is it Worth the While? The Relevance of Qualitative Information in Credit Rating". University of Konstanz, *Working paper* presented at the EFMA meetings. Helsinki, Finland.

Lehmann, B. (2008) *How good is good? Making Better Use of Subjective Information in Bank Internal Credit Scoring Systems*. [dissertation]. Konstanz: Fachbereich Wirtschaftswissenschaften.

Lewis, E.M. (1992) Credit Scoring and Credit Control from Four Points of View. In: L.C. Thomas, J.N. Crook and D.B. Edelman (Eds). Oxford: Credit Scoring and Credit Control, Clarendon Press, 3-17.

Libby, R. (1975A), "The use of simulated decision makers in information evaluation". *The Accounting Review*, July: 475-489.

Libby, R. (1975B), "Accounting ratios and the prediction of failure: some behavioural evidence". *Journal of Accounting Research*, July: 150-161.

Lim, M. K., Sohn, S. Y. (2007), "Cluster-Based Dynamic Scoring Model". *Expert Systems with Applications*, 32 (2): 427-431.

Long, M. S. (1973), "Credit Scoring Development for Optimal Credit Extension and Management Control". College on Industrial Management, Georgia Institute of Technology. Atlanta Georgia: Purdue University.

- Löffler, G. (2004), "An anatomy of rating through the cycle". *Journal of Banking and Finance*, 28: 695-720.
- Lowe, P. (2002), "Credit risk measurement and procyclicality". *BIS Working Papers*, Settembre 116.
- Maino, R. (2012), "Il rating 2.0: verso un social network rating?". *Sinergie: Rapporti di ricerca*, 36: 19-38.
- Maino, R., Modina, M. (2012), "L'impatto dei sistemi di rating interno sulla politica di finanziamento delle imprese". *Banca Impresa Società*, 1.
- Marizza, P. (2010), *Le nuove regole di Basilea 3: contenuti e impatti*. Financial Innovations SIM, Milano.
- Masinelli, F., Giovanelli, D. (2013) Guida alla tesoreria aziendale – procedure e tecniche operative. Assago (MI): IPSOA.
- Mason, F. (1992), *Metodi quantitativi per le decisioni*. Torino: Giappichelli Editore.
- Mensah, W.H. (1983), "The differential bankruptcy predictive ability of specific price level adjustments: some empirical evidence", *The Accounting Review*, April, LVIII (2): 228-246.
- Merton, R.C. (1973), "Theory of Rational Option Pricing". *Bell Journal of Economics*, 4 (1).
- Merton, R.C. (1974), "On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates". *The Journal of Finance*, 29: 449-470.
- Mester, L. (1997), "What's the point of credit scoring?". *Federal Reserve Bank of Philadelphia Business Review*, September/October: 3-16.
- Metropolis, N., (1987), "The beginning of the Monte Carlo method", *Los Alamos Science*, 15: 125-130.
- Metropolis, N., Ulam, S. (1949), "The Monte Carlo Method", *Journal of American Statistical Association*, 44: 335-341.
- Micalizzi, A. (1997), *Opzioni Reali: logiche e casi di valutazione degli investimenti in contesti di incertezza*. Milano: EGEA.
- Modina, M. (2012A), "Il rating tra impresa, banca e territorio". *Sinergie: Rapporti di ricerca*, 36: 11-18.
- Modina M. (2012B), "I credit rating tra scenari in evoluzione e nuova relazione banca-impresa". *Bancaria*, 12: 62-67.
- Modina, M. (2012C), "Rating e struttura finanziaria delle imprese". *Sinergie: Rapporti di ricerca*, 36: 255-258.

Modina, M. (2012D), "Creazione di valore, struttura del capitale e rating". *Sinergie: Rapporti di ricerca*, 36: 259-278.

Modina, M., Maino, R. (2012A). "L'impatto dei sistemi di rating interno sulla politica di finanziamento delle imprese". *Banca Impresa Società*: 89-106.

Modina, M., Maino, R. (2012B). "Le implicazioni del rating sulla politica finanziaria delle imprese: alcune riflessioni conclusive". *Sinergie: Rapporti di ricerca*, 36: 349-357.

Modina, M., Quattrococchi, B., Quintiliani, A. (2012), "Impresa, rating e territorio". *Sinergie: Rapporti di ricerca*, 36: 149-158.

Modina, M., Birindelli, G., Cattaneo, C., Formisano, V., Quattrococchi, B., Ferretti, P, Porretta, P., Bassani, G., Gibilaro, L., Piatti, F., Faggioni, G., Gennaro, A. (2012) *Il rating 2.0 per una nuova relazione tra impresa e banca*. Padova: CEDAM.

Moretti, D. (2011) *La prociclicità della regolamentazione sul capital: Le soluzioni nell'agenda dei regulators* [Tesi di laurea specialistica in Economia e gestione degli intermediari finanziari]. Siena: Università degli studi di Siena.

Nanda,S., Pendharkar, P. (2001), "Linear Models for minimizing Misclassification Costs in Bankruptcy Prediction". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. 10: 155 – 168.

Nawrocki, D. (2001), "The Problems with Monte Carlo Simulation". *Journal of Financial Planning*, 14 (11): 92-108.

Nguyen, T., Malley, R., Inkelis, S. H., Kuppermann, N. (2002). "Comparison of prediction models for adverse outcome in pediatric meningococcal disease using artificial neural 35 network and logistic regression analyses". *Journal of Clinical Epidemiology*, 55 (7): 687–695.

Nickell,P., Perraudin, W., Varotto, S. (2000), "Stability of rating transitions". *Journal of Banking and Finance*, 24: 203-227.

Nier, E., Zicchino, L. (2005), "Bank weakness and bank loan supply". *Financial Stability Review*, Dicembre: 85-93.

Nikolopoulos, K., Goodwin, P., Patelis, A., Assimakopoulos, V. (2007). "Forecasting with cue information: A comparison of multiple regression with alternative forecasting approaches". *European Journal of Operational Research*, 180 (1): 354–368.

Ohlson, J.A. (1980), "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, Spring, 18 (1): 109-131.

Paliwal, M., Kumar, U.A. (2009), "Neural networks and statistical techniques: A review of applications". *Expert Systems with Applications*, 36: 2-17.

Panetta, F., Angelini P. et al. (2009A), "Financial sector pro-cyclicality – lessons from the crisis". Banca d'Italia, *Questioni di Economia e Finanza*, 44.

Panetta, F., Sabbatini, R. et al. (2009B), "L'andamento del mercato immobiliare italiano e i riflessi sul sistema finanziario". Banca d'Italia, *Questioni di Economia e Finanza*, 59.

Pederzoli, C., Torricelli, C. (2005), "Capital Requirements and Business cycle regimes: Forward looking modelling of default probabilities". *Journal of Banking and Finance*, 29: 3121-3140.

Pendharkar, P.C. (2005). "A threshold-varying artificial neural network approach for classification and its application to bankruptcy prediction problem". *Computers and Operations Research*, 32 (10): 2561–2582.

Petersen, M. A. (2004), "Information: Hard and Soft". *Working Paper*, Kellogg School of Management, Northwestern University.

Piatti, D., Gibilaro, L. (2012), "Il ruolo delle variabili hard finanziarie e non finanziarie nella Business Failure Prediction". *Sinergie: rapporti di ricerca*, 30: 135-184.

Piazzesi, M., Schneider, M. (2006), "Inflation and the price of real assets". *University of Chicago e New York University*, working paper.

Piazzesi, M., Schneider, M. (2007), Inflation illusion, credit, and asset prices. In: Campbell J.Y. (ed.). *Asset prices and monetary policy*. Chicago: University of Chicago Press.

Pignalosa, A., Birindelli, G., Ferretti, P., La Ganga, P., Porretta, P. (2012), "Il rating nel processo di credit risk management". *Sinergie: rapporti di ricerca*, 36: 41-125.

Pinches, G.E., Mingo, K.A., Caruthers, K.J. (1973), "The stability of financial patterns in industrial organizations". *The Journal of Finance*, May, 2: 389-397.

Putnam, B., Handzy, D. (2002), "Gambling on Monte Carlo". *Global Investor*, 154: 49-52.

Repullo, R., Suarez, J. (2012), "The procyclical effects of bank capital regulation". *CEMFI Working Paper*, 1202.

Resti, A. (2002), "The new basel capital accord: structure, possible changes and micro- and macroeconomic effects". *CEPS Research report*, 30.

Resti, A., Sironi A. (2007) *Risk Management and Shareholders Value in Banking*. New York: Wiley.

Reuter, A. (1994), "Unternehmens-, Konto- und Bilanzanalyse". *Betriebswirtschaftliche Blätter*, 7: 347-354.

Ridders, F., Thibault, A. E. (2007), "The optimal rating philosophy for rating of SMEs". *electronic copy available: <http://ssrn.com/abstract=966322>*.

Ruozi, R. (1974), "Sull'attendibilità dei bilanci e sulla loro validità ai fini di previsione delle insolvenze". *Bancaria*, 1: 7-18.

Salchenberger, L. M., Cinar, E. M., Lash, N. A. (1992), "Neural networks: A new tool for predicting thrift failures". *Decision Sciences*, 23 (4): 899–916.

Sarlija, N., Bensic, M., Bohacek, Z. (2004), "Multinomial Model in Consumer Credit Scoring". *10th International Conference on Operational Research*. Croatia:Trogir.

Saulnier, R.J. (1968) *Federal Lending and Loan Insurance*. New York: Princeton.

Saurina, J., Trucharte, C. (2007), "An assessment of Basel II procyclicality in mortgage portfolios". Banco de Espana, *Documento de Trabajo*, 0712.

Schlüter, B. (2005), *Empirische Analyse der Bedeutung interner Informationen von Kreditinstituten für die Bonitätsprüfung* [dissertation]. Aachen: Berichte aus der Betriebswirtschaft, Shaker Verlag.

Segoviano, M.A., Lowe, P. (2002), "Internal ratings, the business cycle and capital requirements: some evidence from emerging market economy". *BIS Working Papers*, Settembre 117.

Shiller, R.J. (2000) *Irrational exuberance*. Princeton: Princeton University Press.

Sinha, AP, Richardson, M. A. (1996). "A Case-Based Reasoning System for Indirect Bank Lending". *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 5 (4): 229-240.

Sironi, A. (2005). *Rischio e Valore nelle Banche*. *Risk Management e Capital Allocation*. Milano: Egea.

Sironi, A. (2008). "Addio Basilea 2". Disponibile da: <http://www.lavoce.info/archives/25216/addio-basilea-2/>.

Smith, A. E., Mason, A. K. (1997), "Cost estimation predictive modeling: regression versus neural network". *The Engineering Economist*, 42 (2): 137–161.

Somoza, L. A., Vallverdù C. J. (2008). "40 years of models of business insolvency: a proposal for its taxonomy". Disponibile da: <http://ssrn.com/abstract=1298955>.

Stanghellini, E. (2009), "Introduzione ai metodi statistici per il credit scoring". Milano: Springer-Verlag Italia.

Suarez, J., Repullo, R. (2008), "The procyclical effects of Basel II". *CEPR Discussion Paper*.

Thanh Dinh, T-H., Kleimeier, S., (2007), "A credit scoring model for Vietnam's retail banking market". *International Review of Financial Analysis*, 16 (5): 471-495.

Thanner, W. (1991), *Die Analyse der Kontokorrentverbindung als Instrument zur Risikofrüherkennung im Firmenkundengeschäft der Banken*. [dissertation]. Hohenheim: Schriftenreihe der Stiftung Kreditwirtschaft an der Universität Hohenheim.

Thieme, R. J., Song, M., Calantone, R. J. (2000), "Artificial neural network decision support systems for new product development project selection". *Journal of Marketing research*, 37 (4): 499–507.

Thomas, L. C., Edelman, D. B., Crook, L. N. (2002). *Credit Scoring and Its Applications*. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics.

Usha, A. K. (2005), "Comparison of neural networks and regression analysis: A new insight". *Expert Systems with Applications*, 29 (2): 424–430.

Varetto, F. (1998), "Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk". *Journal of Banking and Finance*, 22: 1421-1439.

Varetto, F. (1999) Metodi di previsione delle insolvenze: un'analisi comparata. In: Szego, G., Varetto, F., *Il rischio Creditizio: misura e controllo*: Utet, 3° Capitolo.

Vose, D. (1996), *Risk analysis: a quantitative guide to Monte carlo simulation modeling*. Amsterdam: Elsevier.

Wagner, H. (2004), "The use of credit scoring in the mortgage industry". *Journal of Financial Services Marketing*, Volume 9 (2): 179-183.

Walczak, S., Sincich, T. (1999), "A comparative analysis of regression and neural networks for university admissions". *Information Sciences*, 119 (1-2): 1–20.

Warner, B., Misra, M. (1996), "Understanding neural networks as statistical tools". *The American Statistician*, 50 (4): 284–293.

Westgaard, S., Wijst, N. (2001), "Default probabilities in a corporate bank portfolio: a logistic model approach". *European Journal of Operational Research*, 135: 338-349.

Zavgren, C. (1983), "The prediction of corporate failure: the state of the art". *Journal of Accounting Literature*, 2: 1-37.

Zavgren, C. (1985), "Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis". *Journal of Business Finance and Accounting*, Spring, 12 (1): 19-45.

Zekic-Susac, M., Sarlija, N., Bencic, M. (2004), "Small Business Credit Scoring: A Comparison of Logistic Regression, Neural Networks, and Decision Tree Models". *26th International Conference on Information Technology Interfaces*: Croatia.

Zhang, Y., Bhattacharyya, S. (2004), "Genetic programming in classifying large-scale data: an ensemble method". *Information Sciences*, 163 (1-3): 85-101.

Zmijewski, M. E. (1983) *Essays on Corporate Bankruptcy* [dissertation]. Buffalo: Faculty of the Graduate School of University of New York.

Zmijewski M. E. (1984), "Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models". *Journal of Accounting Research*, supplement, 22: 59-82.

APPENDICE

SEZIONE A: QUESTIONARIO UTILIZZATO PER INDIVIDUARE I POTENZIALI CLIENTI IPRE

Nel portafoglio clienti, che risulta in carico sulla sua matricola, risultano alcune controparti potenzialmente *Income Producing Real Estate*. Le controparti sono definite *Income Producing Real Estate* (IPRE) quando per questa tipologia di esposizioni il rimborso e la garanzia sono assicurati dai flussi generati dall'immobile(i) acquistato(i) o costruito(i), quindi tramite l'affitto o la vendita dello stesso(i).

A tal proposito la preghiamo di compilare il seguente questionario per ogni cliente indicato nel file allegato:

- La facilitazione è stata concessa per la costruzione/acquisizione di uno o più "oggetti" *Real Estate*?
- Il *cash flow* generato dall'oggetto(i) finanziato(i), sia dall'affitto che dalla vendita, è al servizio del debito?
- Il *cash flow* derivante dalla transazione è direttamente canalizzato sul nostro Istituto?
- L'oggetto(i) finanziato(i) è utilizzato(i) come *collateral*?

SEZIONE B: PESI VARIABILI “MACRO” NEL DETERMINARE LE VARIABILI “SPECIFICHE”

Come evidenziato nel paragrafo 3.4, sono state effettuate le regressioni lineari alle serie storiche di tutte le variabili “specifiche” per individuare il peso delle variabili “macro” ed i relativi residui (ni) in ragione della loro capacità di determinare la distribuzione delle variabili “specifiche”.

La regressione lineare denominata “PVR” individua i pesi delle variabili che incidono nella variabile specifica “Prezzi di Vendita Residenziale” (figura 29).

PVR								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	68,35018	1,20081	56,92	<.0001	0	
GDP	GDP	1	0,08015	0,00193	41,42	<.0001	0,47137	36%
Inf	Inf	1	-0,69683	0,0127	-54,88	<.0001	-0,70807	54%
Un	Un	1	0,60399	0,06253	9,66	<.0001	0,12022	9%

Root MSE	2,18241	R-Square	0,8692
Dependent Mean	-1,66055	Adj R-Sq	0,8689
Coeff Var	-131,42689		

Figura 29. Pesi delle variabili “macro” per la variabile “PVR”

La regressione lineare denominata “PCR” individua i pesi delle variabili che incidono nella variabile specifica “Canoni Residenziali” (figura 30).

PCR								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	123,78825	2,484	49,83	<.0001	0	
GDP	GDP	1	0,14539	0,004	36,32	<.0001	0,45825	29%
Inf	Inf	1	-1,44033	0,02627	-54,84	<.0001	-0,78434	49%
Un	Un	1	3,22276	0,12936	24,91	<.0001	0,34376	22%

Root MSE	4,51452	R-Square	0,8393
Dependent Mean	-5,40367	Adj R-Sq	0,8388
Coeff Var	-83,54552		

Figura 30. Pesi delle variabili “macro” per la variabile “PCR”

La regressione lineare denominata “PVN” individua i pesi delle variabili che incidono nella variabile specifica “Prezzi di Vendita Negozi” (figura 31).

PVN								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	58,9344	0,57046	103,31	<.0001	0	
GDP	GDP	1	0,0047	0,00091924	5,11	<.0001	0,04513	4%
Inf	Inf	1	-0,52461	0,00603	-86,97	<.0001	-0,87109	84%
Un	Un	1	-0,3719	0,02971	-12,52	<.0001	-0,12096	12%

Root MSE	1,03678	R-Square	0,9212
Dependent Mean	-0,06255	Adj R-Sq	0,921
Coeff Var	-1657,46141		

Figura 31. Pesi delle variabili "macro" per la variabile "PVN"

La regressione lineare denominata "PCN" individua i pesi delle variabili che incidono nella variabile specifica "Canoni Negozi" (figura 32).

PCN								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	69,04718	1,11479	61,94	<.0001	0	
GDP	GDP	1	0,00848	0,0018	4,72	<.0001	0,06703	6%
Inf	Inf	1	-0,69759	0,01179	-59,18	<.0001	-0,95241	79%
Un	Un	1	0,70607	0,05805	12,16	<.0001	0,18882	16%

Root MSE	2,02607	R-Square	0,7965
Dependent Mean	-0,01334	Adj R-Sq	0,796
Coeff Var	-15183		

Figura 32. Pesi delle variabili "macro" per la variabile "PCN"

La regressione lineare denominata "PVU" individua i pesi delle variabili che incidono nella variabile specifica "Prezzi di Vendita Uffici" (figura 33).

PVU								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	44,10769	0,51387	85,83	<.0001	0	
GDP	GDP	1	0,01842	0,00082805	22,24	<.0001	0,20231	18%
Inf	Inf	1	-0,3836	0,00543	-70,6	<.0001	-0,72792	64%
Un	Un	1	-0,56818	0,02676	-21,23	<.0001	-0,21119	19%

Root MSE	0,93393	R-Square	0,9165
Dependent Mean	-1,39867	Adj R-Sq	0,9163
Coeff Var	-66,773		

Figura 33. Pesi delle variabili "macro" per la variabile "PVU"

La regressione lineare denominata "PCU" individua i pesi delle variabili che incidono nella variabile specifica "Canoni Uffici" (figura 34).

PCU								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	36,20509	1,01015	35,84	<.0001	0	
GDP	GDP	1	0,00451	0,00163	2,77	0,0057	0,05635	5%
Inf	Inf	1	-0,3776	0,01068	-35,35	<.0001	-0,81516	79%
Un	Un	1	0,38465	0,05261	7,31	<.0001	0,16266	16%

Root MSE	1,8359	R-Square	0,5822
Dependent Mean	-1,1568	Adj R-Sq	0,5812
Coeff Var	-158,70517		

Figura 34. Pesi delle variabili “macro” per la variabile "PCU"

La regressione lineare denominata “NTN” individua i pesi delle variabili che incidono nella variabile specifica “Numero Transazioni Normalizzate” (figura 35).

NTN								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	504,18272	22,89463	22,02	<.0001	0	
GDP	GDP	1	0,85454	0,03689	23,16	<.0001	0,46575	35%
Inf	Inf	1	-6,18186	0,24209	-25,54	<.0001	-0,58211	44%
Un	Un	1	15,26449	1,19227	12,8	<.0001	0,28155	21%

Root MSE	41,60966	R-Square	0,5917
Dependent Mean	-39,84153	Adj R-Sq	0,5907
Coeff Var	-104,4379		

Figura 35. Pesi delle variabili “macro” per la variabile "NTN"

La regressione lineare denominata “CDL” individua i pesi delle variabili che incidono nella variabile specifica “Costo del Lavoro *Costruction*” (figura 36).

CDL								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	11,45288	0,78162	14,65	<.0001	0	
GDP	GDP	1	-0,09414	0,00126	-74,75	<.0001	-0,90313	58%
Inf	Inf	1	0,06668	0,00826	8,07	<.0001	0,11052	7%
Un	Un	1	-1,66082	0,0407	-40,8	<.0001	-0,53919	35%

Root MSE	1,42055	R-Square	0,8526
Dependent Mean	5,88641	Adj R-Sq	0,8522
Coeff Var	24,13269		

Figura 36. Pesi delle variabili “macro” per la variabile "CDL"

La regressione lineare denominata “CDC” individua i pesi delle variabili che incidono nella variabile specifica “Costo di Costruzione Residenziale” (figura 37).

CDC								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	3,99884	0,41168	9,71	<.0001	0	
GDP	GDP	1	0,0116	0,00066338	17,48	<.0001	0,45586	67%
Inf	Inf	1	-0,00115	0,00435	-0,26	0,7916	-0,00781	1%
Un	Un	1	-0,16042	0,02144	-7,48	<.0001	-0,21337	32%

Root MSE	0,74821	R-Square	0,3135
Dependent Mean	2,58272	Adj R-Sq	0,3118
Coeff Var	28,96972		

Figura 37. Pesì delle variabili “macro” per la variabile "CDC"

La regressione lineare denominata “PF” individua i pesì delle variabili che incidono nella variabile specifica “Pressione Fiscale” (figura 38).

PF								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	30,29572	0,22703	133,44	<.0001	0	
GDP	GDP	1	-0,00634	0,00036584	-17,34	<.0001	-0,24241	14%
Inf	Inf	1	0,14369	0,0024	59,86	<.0001	0,94887	53%
Un	Un	1	-0,45637	0,01182	-38,6	<.0001	-0,5903	33%

Root MSE	0,41262	R-Square	0,8025
Dependent Mean	42,10259	Adj R-Sq	0,802
Coeff Var	0,98004		

Figura 38. Pesì delle variabili “macro” per la variabile "PF"

La regressione lineare denominata “EUR” individua i pesì delle variabili che incidono nella variabile specifica “Euribor 3 mesi” (figura 39).

EUR								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	0,10185	0,00331	30,8	<.0001	0	
GDP	GDP	1	0,00012598	0,00000533	23,64	<.0001	0,3042	28%
Inf	Inf	1	-0,00005447	0,00003497	-1,56	0,1196	-0,02272	2%
Un	Un	1	-0,00934	0,00017221	-54,26	<.0001	-0,76361	70%

Root MSE	0,00601	R-Square	0,8328
Dependent Mean	0,02248	Adj R-Sq	0,8324
Coeff Var	26,73007		

Figura 39. Pesì delle variabili “macro” per la variabile "EUR"

SEZIONE C: PESI VARIABILI “MACRO” E “SPECIFICHE” NEL DETERMINARE LE COMPONENTI DEL *CASH FLOW*

Come evidenziato nel paragrafo 3.4, sono state effettuate le regressioni lineari alle componenti che generano il *cash flow* per individuare il peso delle variabili sia “macro” che “specifiche” ed i relativi residui (ni) in ragione della loro capacità di determinare le componenti che generano i *cash flow* storici.

La regressione lineare denominata “IND A” individua i pesi delle variabili che incidono nella componente del *cash flow* denominata “a” (Ricavi Netti – Ricavi Export) (cfr. figura 40).

IND A								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	19485	12940	1,51	0,1324	0	
GDP	GDP	1	14,05971	17,17494	0,82	0,4132	0,02941	11%
Inf	Inf	1	-151,92195	134,291	-1,13	0,2582	-0,05491	21%
Un	Un	1	229,69106	499,45508	0,46	0,6457	0,01626	6%
PVR		1	-103,57874	159,94664	-0,65	0,5174	-0,02806	11%
PCR		1	-196,98524	94,82683	-2,08	0,038	-0,06804	26%
PVN		1	16,10938	371,99024	0,04	0,9655	0,00169	1%
PCN		1	-49,71804	303,14497	-0,16	0,8698	-0,00617	2%
PVU		1	-929,8829	507,76345	-1,83	0,0673	-0,06604	25%
PCU		1	-907,4845	529,17879	-1,71	0,0866	-0,06101	23%
NTN		1	-8,27285	11,7369	-0,7	0,481	-0,02568	10%

Root MSE	16898	R-Square	0,0136
Dependent Mean	5919,4412	Adj R-Sq	0,0053
Coeff Var	285,47064		

Figura 40. Pesi delle variabili “macro” e “specifiche” per la componente “IND A”

La voce “IND B” si riferisce alla componente del *cash flow* denominata “b”, cioè alle variabili che impattano sul flusso di *Equity*. Tale flusso è calcolato partendo dall'ammontare del patrimonio netto all'anno t nettato dell'utile d'esercizio dell'anno t e del patrimonio netto dell'anno t-1 (cfr. figura 41).

IND B								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	7759,59166	4928,7306	1,57	0,1157	0	
GDP	GDP	1	-6,81938	7,94217	-0,86	0,3907	-0,027	34%
Inf	Inf	1	-62,46669	52,11581	-1,2	0,2309	-0,04273	54%
Un	Un	1	75,31056	256,66976	0,29	0,7693	0,01009	13%

Root MSE	8957,68371	R-Square	0,0015
Dependent Mean	1694,6372	Adj R-Sq	-0,001
Coeff Var	528,59006		

Figura 41. Pesi delle variabili “macro” per la componente "IND B"

Le regressioni “IND C1” e “IND C2” si riferiscono alle variazioni dei finanziamenti soci a breve termine (C1) e a medio/lungo termine (C2), variazioni calcolate partendo dall'ammontare dei finanziamenti soci dell'anno t nettati dei finanziamenti soci all'anno t – 1 (cfr. figura 42).

IND C1								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	-629,64758	3927,89992	-0,16	0,8727	0	
GDP	GDP	1	12,86605	6,32943	2,03	0,0423	0,06384	71%
Inf	Inf	1	-1,27269	41,53315	-0,03	0,9756	-0,00109	1%
Un	Un	1	151,77095	204,55026	0,74	0,4582	0,02549	28%

Root MSE	7138,73164	R-Square	0,0038
Dependent Mean	380,46455	Adj R-Sq	0,0013
Coeff Var	1876,31977		

IND C2								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	-5854,1763	5689,11913	-1,03	0,3037	0	
GDP	GDP	1	-14,1046	9,16746	-1,54	0,1242	-0,04829	32%
Inf	Inf	1	87,64859	60,15607	1,46	0,1454	0,05184	34%
Un	Un	1	-443,0442	296,26794	-1,5	0,1351	-0,05133	34%

Root MSE	10340	R-Square	0,0053
Dependent Mean	91,96914	Adj R-Sq	0,0028
Coeff Var	11243		

Figura 42. Pesi delle variabili “macro” per le componenti "IND C1" e "IND C2"

Le voci “IND D” (Acquisti Netti) (cfr. figura 43) e “IND E” (Costi per Servizi) (cfr. figura 44) derivano direttamente dalle voci di costo espese in Conto Economico, contengono le relative variabili di pertinenza.

IND D								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	26086	11152	2,34	0,0195	0	
GDP	GDP	1	-1,6358	17,97064	-0,09	0,9275	-0,00285	3%
Inf	Inf	1	-152,76094	117,92178	-1,3	0,1954	-0,04606	47%
Un	Un	1	-839,09505	580,76339	-1,44	0,1488	-0,04955	50%

Root MSE	20268	R-Square	0,0068
Dependent Mean	3196,66389	Adj R-Sq	0,0043
Coeff Var	634,04965		

Figura 43. Pesì delle variabili “macro” per la componente “IND D”

IND E								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	-8010,68308	4765,05672	-1,68	0,093	0	
GDP	GDP	1	1,75095	7,67842	0,23	0,8197	0,00716	5%
Inf	Inf	1	127,2145	50,38514	2,52	0,0117	0,08982	64%
Un	Un	1	-306,09941	248,14624	-1,23	0,2176	-0,04233	30%

Root MSE	8660,21586	R-Square	0,0055
Dependent Mean	3184,70809	Adj R-Sq	0,003
Coeff Var	271,93123		

Figura 44. Pesì delle variabili “macro” per la componente "IND E"

La voce “IND F” (Costo del lavoro), deriva direttamente dalla voce di Conto Economico e per le controparti “*Construction*” e “*Construction Residenziale*” è influenzata anche dalle relative variabili “specifiche” (cfr. figura 45).

IND F								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	74,14962	313,43659	0,24	0,813	0	
GDP	GDP	1	-0,98194	0,67128	-1,46	0,1438	-0,06185	23%
Inf	Inf	1	2,70137	3,28091	0,82	0,4105	0,0294	11%
Un	Un	1	-19,43472	17,71123	-1,1	0,2727	-0,04143	16%
CDL_new		1	-13,87534	5,66761	-2,45	0,0145	-0,09958	38%
CDC_new		1	-12,27119	11,8794	-1,03	0,3018	-0,03104	12%

Root MSE	561,73566	R-Square	0,0077
Dependent Mean	132,76897	Adj R-Sq	0,0035
Coeff Var	423,09257		

Figura 45. Pesì delle variabili “macro” e “specifiche” per la componente “IND F”

“IND G” individua i pesì delle variabili che influenzano il flusso degli investimenti materiali, che sono calcolati partendo dall'ammontare delle Immobilizzazioni Materiali più gli ammortamenti all'anno t, il tutto al netto delle Immobilizzazioni Materiali anno t- 1 (cfr. figura 46).

IND G								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	12729	8685,8504	1,47	0,143	0	
GDP	GDP	1	-14,20846	13,9964	-1,02	0,3102	-0,03178	21%
Inf	Inf	1	20,72184	91,84315	0,23	0,8215	0,00801	5%
Un	Un	1	-1445,92333	452,32644	-3,2	0,0014	-0,10944	73%

Root MSE	15786	R-Square	0,0103
Dependent Mean	3673,34445	Adj R-Sq	0,0078
Coeff Var	429,7455		

Figura 46. Pesi delle variabili “macro” per la componente "IND G"

La regressione “IND H” analizza le variabili che impattano sul livello di imposte pagate dall’azienda (cfr. figura 47).

IND H								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	3171,18652	1505,13364	2,11	0,0353	0	
GDP	GDP	1	-0,21193	0,68043	-0,31	0,7555	-0,01095	4%
Inf	Inf	1	11,39226	7,98049	1,43	0,1537	0,10167	34%
Un	Un	1	-33,99003	29,46368	-1,15	0,2489	-0,05942	20%
PF	PF	1	-94,10072	48,09382	-1,96	0,0506	-0,12717	43%

Root MSE	685,99969	R-Square	0,004
Dependent Mean	161,57715	Adj R-Sq	0,0007
Coeff Var	424,5648		

Figura 47. Pesi delle variabili “macro” e “specifiche” per la componente "IND H"

“IND I” rappresenta la regressione che analizza ed individua i pesi delle variabili che impattano sugli Oneri Finanziari pagati dalla controparte al netto di Oneri Commerciali (cfr. figura 48).

IND I								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	-9032,01359	2484,12557	-3,64	0,0003	0	
GDP	GDP	1	-4,57976	3,62085	-1,26	0,2062	-0,0477	15%
Inf	Inf	1	91,33672	19,63171	4,65	<.0001	0,16437	50%
Un	Un	1	10,77713	179,76731	0,06	0,9522	0,0038	1%
Eur	Eur	1	25940	16224	1,6	0,1101	0,1119	34%

Root MSE	3370,88459	R-Square	0,0221
Dependent Mean	1412,58966	Adj R-Sq	0,0188
Coeff Var	238,63155		

Figura 48. Pesi delle variabili “macro” e “specifiche” per le componente "IND I"

Le voci “IND L1” e “IND L2” si riferiscono alle variabili che interagiscono con il flusso dell’indebitamento a breve termine (L1) ed a medio lungo (L2) (figure 49 - 50).

IND L1								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	-6956,48699	10649	-0,65	0,5137	0	
GDP	GDP	1	-13,71723	17,16011	-0,8	0,4242	-0,02512	37%
Inf	Inf	1	41,81474	112,60311	0,37	0,7104	0,01323	19%
Un	Un	1	485,94993	554,56904	0,88	0,3811	0,03011	44%

Root MSE	19354	R-Square	0,0028
Dependent Mean	1360,55379	Adj R-Sq	0,0003
Coeff Var	1422,5283		

Figura 49. Pesi delle variabili "macro" per la componente "IND L1"

IND L2								
Variable	Label	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Standardized Estimate	peso
Intercept	Intercept	1	40013	15368	2,6	0,0093	0	
GDP	GDP	1	19,99116	24,76327	0,81	0,4197	0,02508	14%
Inf	Inf	1	-108,147	162,49437	-0,67	0,5058	-0,02344	13%
Un	Un	1	-3190,31783	800,28289	-3,99	<.0001	-0,13545	74%

Root MSE	27930	R-Square	0,0253
Dependent Mean	3419,9975	Adj R-Sq	0,0229
Coeff Var	816,65525		

Figura 50. Pesi delle variabili "macro" per la componente "IND L2"