

Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi



L'impiego di "early warning systems" per la previsione delle crisi bancarie.
Un'applicazione agli indicatori del
Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi

Giuseppe Vulpes

Collana Working Papers

Numero 3 / 1999

**L'impiego di "early warning systems" per la previsione delle crisi bancarie. Un'applicazione
agli indicatori del
Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi**

Giuseppe Vulpes[§]

Abstract

Since the second half of the '70s, those institutions aimed to grant the banking and financial system stability (Central Banks, Supervisory Authorities, Deposit Insurance Systems, etc.) have been employing monitoring techniques in order to evaluate the situation of banks, some of which makes use of statistical and econometric methodologies. The banking crises of the last twenty years have shown that a need exists to strengthen the tools which are currently used in ascertaining the state of a single bank, so that an intervention could be undertaken before problematic situations degenerate. The present essay, after a survey of the main techniques used for the evaluation of banks' condition, employs one of the said techniques, a *logit*-model, to verify, on the one hand, its capability to predict the crisis state of a set of banks, and, on the other, to test the signaling effectiveness of the balance-sheet indicators of the Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi (FITD), which have been employed as explanatory variables of the banks state. The results obtained with the econometric technique can be considered, on the whole, satisfying: it is able to predict correctly the banks state in the 80% of the cases, showing, at the same time, a good signaling capability for the FITD indicators. Moreover, in addition to this, the exercise has shown that only a sub-set of the FITD indicators are statistically significant to explain the banks' state, and that the statistical model has led to classification results which are significantly more precise than those obtained with the application of the system implied in the criteria of FITD's Statutes.

Sintesi

Sin dalla seconda metà degli anni '70 gli organi che hanno il compito di garantire la stabilità del sistema bancario e finanziario (Banche Centrali, Autorità di Vigilanza, sistemi di assicurazione dei depositi, ecc.) si sono dotati di sistemi di monitoraggio della situazione tecnica delle istituzioni creditizie alcuni dei quali fanno uso di metodologie statistiche ed econometriche. Le crisi bancarie degli ultimi due decenni hanno mostrato l'esigenza che tali strumenti di accertamento dello stato di salute delle singole banche vengano rafforzati, affinché si possa intervenire prima che eventuali situazioni problematiche degenerino. Il presente lavoro, dopo aver portato in rassegna le principali tecniche adottate per la valutazione della condizione delle banche, si è proposto l'obiettivo di impiegare una di queste, un modello di tipo *logit*, al fine di verificarne, da un lato, la capacità di prevedere lo stato di crisi di un insieme di banche e, dall'altro, di testare la bontà segnaletica del set di indicatori dei profili gestionali del Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi, il quale è stato utilizzato come variabile esplicativa dello stato delle banche. I risultati ottenuti con la tecnica econometrica adottata si possono ritenere nel complesso soddisfacenti: essa riesce a prevedere correttamente lo stato della banca in oltre l'80% dei casi, evidenziando una buona capacità segnaletica dell'insieme degli indicatori del Fondo. Peraltro, l'esercizio condotto ha mostrato che non tutti gli indicatori sono statisticamente significativi ma solo un sotto insieme di essi, inoltre il modello statistico ha portato a risultati classificatori decisamente migliori di quelli che si ottengono applicando il sistema implicito nei criteri dello Statuto del Fondo.

[§] *Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi, Funzione Analisi e Studi* (tel.: +39-06-699.86.530 - e-mail: gvulpes@fitd.it)

Desidero ringraziare Paolo Savona cui va il merito di aver ispirato questo lavoro. Ringrazio, inoltre, Paolo Biffis (Università di Venezia), Pierluigi Daddi (Università di Perugia), Luca Di Marco (FITD), Francesco Pistelli (FITD), Claudio Porzio (SDA Bocconi e Istituto Universitario Navale di Napoli), Andrea Sironi (Università Bocconi) e Cristiano Zazzara (FITD), per aver letto una versione preliminare dell'articolo e per gli utili commenti e suggerimenti fornitimi. Rimango, naturalmente, unico responsabile di eventuali errori ed omissioni.

Indice

Introduzione	4
I. Obiettivi dei sistemi di monitoraggio del rischio e le metodologie impiegate	5
<i>1. Obiettivi dei sistemi di monitoraggio del rischio</i>	<i>5</i>
<i>2. Principali tecniche di monitoraggio del rischio e loro impiego</i>	<i>6</i>
2.1 Modelli descrittivi.....	6
2.2 Modelli statistico-matematici (early-warning systems).....	12
II. Un’applicazione degli “early-warning systems” alle crisi bancarie italiane	18
<i>1. I dati utilizzati e la procedura di stima del modello</i>	<i>19</i>
<i>2. I risultati ottenuti</i>	<i>22</i>
2.1 Alcune statistiche descrittive	22
2.2 La stima del modello di EWS	28
2.3 La verifica dei risultati	35
2.4 Un confronto con il rating dello Statuto del FITD.....	38
III. Conclusioni e possibili sviluppi di ricerca	39
Appendice 1: Sistemi di monitoraggio in uso presso gli Organi di Vigilanza e schemi di assicurazione dei depositi	41
Appendice 2: Principali contributi empirici riguardanti la previsione delle insolvenze bancarie.....	47
Appendice 3: Aspetti metodologici	54
A.3.1 - Derivazione della probabilità a posteriori nel modello di Analisi discriminate lineare	55
A.3.2 - Derivazione della regola di assegnazione nel modello di Analisi discriminate lineare	56
Bibliografia	58

Introduzione

Le modifiche strutturali che si sono verificate nel sistema bancario italiano nell'ultimo decennio e che sono tuttora in corso, la fase di crisi congiunturale attraversata dall'economia italiana nei primi anni '90, hanno riproposto all'attenzione sia degli studiosi di economia bancaria che degli operatori la problematica delle crisi bancarie.

Dal 1992 al settembre 1998 47 banche sono state assoggettate al provvedimento di Amministrazione Straordinaria (A.S.), di queste 10 sono state successivamente poste in Liquidazione coatta amministrativa (L.c.a.), mentre per 19 banche si è addivenuti direttamente alla L.c.a.¹. Nel medesimo periodo numerosi istituti di credito in difficoltà sono stati incorporati da altre banche prima che lo stato di crisi si manifestasse.

Solo tra l'ottobre del 1996 e il settembre 1997, quindi in meno di un anno, tre banche aderenti al Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi (FITD) sono state poste in Liquidazione coatta amministrativa e il Fondo è stato chiamato a intervenire in favore di esse. L'ultimo intervento, in particolare, quello relativo alla Sicilcassa S.p.A. è stato particolarmente oneroso richiedendo un esborso per complessivi 1.000 mld. di lire.

Questi segnali indicano che è in corso una fase di profonda ristrutturazione del sistema bancario italiano e che essa è guidata dall'atteggiamento dell'Autorità di Vigilanza la quale punta alla creazione di un sistema bancario più moderno e efficiente.

Tuttavia, affinché tale processo di ristrutturazione dia pienamente i suoi frutti è necessario che avvenga il più possibile senza traumi, il che sta a significare che occorre limitare le possibilità che si verifichino crisi ovvero che i costi a queste associati vengano minimizzati.

Non c'è bisogno di complicati modelli matematici per dimostrare che i costi di una crisi bancaria a livello macroeconomico o di "sistema" sono molto elevati, per via degli effetti di diffusione della stessa², e che quindi diviene economicamente utile cercare di intervenire prima che la situazione di crisi si sviluppi.

Da ciò segue la necessità di dotarsi di strumenti che consentano di individuare dei segnali anticipatori della crisi.

Già da anni la consapevolezza di questa esigenza ha fatto sì che, sia da parte dell'Autorità di Vigilanza che da parte delle singole banche (oltre che a livello accademico), ci sia stato uno sforzo verso la ricerca di idonei strumenti per la previsione delle crisi bancarie.

Nell'ottica del Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi, il D.lgs. 659/96, di recepimento della Direttiva Comunitaria 94/19/CE, introducendo l'obbligatorietà dell'adesione a un sistema di garanzia dei depositanti per le banche operanti in Italia, ha di fatto prodotto come conseguenza l'obbligatorietà dell'intervento da parte del FITD in tutti i

¹ Cfr.: C. Porzio "Un decennio di crisi bancarie: uno sguardo d'insieme", dattiloscritto presentato all'incontro di studio "Le crisi bancarie in Italia: un approccio interdisciplinare", Roma, LUISS G. Carli, 9 dicembre 1998.

² Si è soliti dire che il costo "sociale" della crisi è superiore a quello privato. Si veda a questo proposito V. V. Chari "Banking Without Deposit Insurance or Bank Panics: Lessons From a Model of U.S. National Banking System", in "Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review", num. 2, summer 1989, pp. 3-19, e G. Caprio, Jr. "Banking on Crises: Expensive Lessons from Recent Financial Crises", World Bank Working Paper, Washington, June 1998.

casi in cui sia richiesta la tutela del depositante e ove non vi siano interventi sostitutivi a quello del Fondo (ad es. da parte dello Stato o di altre entità che si fanno carico, attraverso diversi strumenti, di provvedere alla soluzione della stato crisi della banca)³. Questo provvedimento legislativo ha reso ancora più impellente l'esigenza che il Fondo si doti di un efficace sistema di monitoraggio della rischiosità bancaria che permetta, da un lato, di prevenire la possibilità di crisi bancarie, e dall'altro lato di dare indicazione alle banche consorziate dell'eventualità di interventi da parte di esso, ciò al fine di rendere minima la possibilità che il FITD stesso si trasformi, attraverso il proprio meccanismo di intervento, in elemento di diffusione delle crisi.

Il presente lavoro ha lo scopo di mostrare come i modelli di previsione delle crisi bancarie possono fornire un utile supporto per lo svolgimento dell'attività di vigilanza sul sistema finanziario.

Esso si può suddividere concettualmente in due parti. Nella prima parte vengono illustrati gli obiettivi dei sistemi di monitoraggio del rischio e le principali metodologie preposte allo scopo, dando indicazione di come esse vengono concretamente impiegate da parte delle autorità di Vigilanza che le adottano.

Nella seconda parte si applica una delle tecniche descritte nella prima parte al fine di verificare la capacità degli indicatori adottati dal FITD di prevedere lo stato di crisi di un insieme di banche consorziate un certo periodo prima che l'evento si verifichi.

I. Obiettivi dei sistemi di monitoraggio del rischio e le metodologie impiegate

1. Obiettivi dei sistemi di monitoraggio del rischio

La funzione di un sistema di monitoraggio del rischio è quella di individuare le banche che presentano il maggior rischio per l'istituzione che fa uso di tale sistema. In ultima analisi, per mezzo di esso si giunge ad effettuare un vero e proprio "rating" delle banche in relazione al loro grado di rischiosità.

Nell'ambito della funzione di vigilanza svolta dalle Banche Centrali, tali sistemi rientrano nel campo della vigilanza ispettiva ("on-site examinations") e cartolare ("off-site examinations").

Essi svolgono una molteplicità di funzioni:

- conoscenza dell'andamento del sistema bancario: questa costituisce una funzione di carattere macroeconomico connessa all'attuazione della politica monetaria;
- punto di riferimento per la fissazione di regole di sana e prudente gestione (campo di attività della vigilanza regolamentare);
- base per l'effettuazione di scelte di vigilanza strutturale (autorizzazione a fusioni o all'acquisizione di partecipazioni rilevanti);
- prevenzione di situazioni di problematicità o di criticità;
- fondamento per l'adozione di provvedimenti sanzionatori nei confronti delle banche che non rispettano i principi di sana e prudente gestione.

I sistemi di monitoraggio di tipo "off-site" assolvono inoltre un altro tipo di funzione.

Infatti, poiché le ispezioni assorbono risorse comportando dei costi, sia per l'istituzione di vigilanza che per la banca, un meccanismo che consenta di individuare quelle banche che necessitano di controlli più approfonditi può permettere di risparmiare risorse oltretutto rendere più efficace la stessa azione di vigilanza ispettiva concentrando le

³ Nel precedente Statuto il Fondo aveva la facoltà di intervenire a favore di una consorziata.

risorse verso quelle banche e/o aree della banca che necessitano di un esame più severo (“risk-focus examinations”).

Nell’ottica di un meccanismo di assicurazione dei depositi, un sistema di monitoraggio del rischio, oltre che fornire delle linee guida di carattere prudenziale, può assolvere la duplice funzione di individuare le risorse necessarie per far fronte agli interventi (ovvero costituire la cosiddetta “riserva tecnica”) e di determinare dei “premi di assicurazione” correlati alla rischiosità della singola banca.

2. Principali tecniche di monitoraggio del rischio e loro impiego

Come detto, attraverso i sistemi di monitoraggio si giunge ad effettuare un vero e proprio “rating” delle banche in funzione della caratteristica che si intende evidenziare per mezzo del sistema stesso. Nel caso in specie, poiché l’utilizzo che viene fatto di tali meccanismi è quello di vigilanza, la caratteristica che si vuole evidenziare è il rischio che la banca possa diventare insolvente. In tal modo viene effettuata una “classifica” delle banche in relazione alla maggiore o minore possibilità che esse possano divenire insolventi in un certo periodo⁴.

Nella prassi vengono impiegate varie tecniche con le quali si effettua il “rating” delle banche.

In estrema sintesi è possibile raggruppare le diverse metodologie impiegate in due classi:

- i modelli descrittivi (o deduttivi), con i quali si effettua il monitoraggio del rischio e si assegna un “rating” alle banche attraverso un set di indicatori scelti “a priori” sulla base di una valutazione soggettiva circa la capacità di tali indicatori di evidenziare il profilo di rischio delle istituzioni finanziarie;
- i modelli statistico-matematici (o induttivi), con i quali il monitoraggio viene effettuato attraverso l’impiego di quegli indicatori che, sulla base della verifica empirica, risultano essere i più efficaci nell’evidenziare la possibilità di insolvenza della banca. Poiché ad essi si attribuisce anche una valenza prospettica che prescinde dalle valutazioni di carattere soggettivo dell’analista, essi prendono il nome di “early-warning-systems”.

Nel prosieguo del paragrafo si porteranno in rassegna alcuni dei principali modelli di monitoraggio del rischio impiegati dalle istituzioni che svolgono un’azione di vigilanza nei confronti degli intermediari creditizi.

2.1 Modelli descrittivi

Nell’ambito della cosiddetta vigilanza cartolare (“off-site examinations”) e ispettiva (“on-site examinations”), l’insieme di informazioni che le autorità di supervisione e controllo ottengono dalle banche, vengono elaborate sulla base di alcuni modelli predefiniti (“modelli di analisi”) il cui scopo è quello di giungere a un giudizio (talvolta evidenziato da un punteggio) che esprime il grado di rischio dell’istituzione creditizia, ovvero la sua maggiore o minore probabilità di divenire insolvente.

⁴ A ben vedere sono diverse le caratteristiche sui cui si può basare un sistema di “rating”. Ad esempio le banche possono essere classificate sulla base della propria redditività o efficienza piuttosto che rispetto al rischio di insolvenza. In altre parole il sistema di rating è legato alle finalità che ci si propone di raggiungere con esso.

Tali modelli di analisi si basano su informazioni sia di carattere quantitativo, provenienti dal flusso segnalatico che le banche inviano periodicamente alle autorità di vigilanza, ovvero dai bilanci o da altre fonti informative (ad esempio ispezioni), che di carattere qualitativo, rivenienti dal complesso di informazioni (report interni, piani aziendali, etc.) che viene prodotto all'interno della banca o che riguarda la banca (ad esempio rapporti di società di revisione).

Solitamente, nell'ambito dei modelli di analisi, tali informazioni, elaborate sotto forma di "ratios" (o indicatori analoghi) o sotto altra forma, vengono suddivise in profili tecnici. La scelta degli indicatori, dei fattori qualitativi e dei profili tecnici da considerare viene effettuata sulla base di conoscenze "a priori" dell'analista, mutuata dalla pratica ovvero dall'impiego di modelli teorici.

Gli indicatori e i fattori qualitativi di ogni singola banca, appartenenti ad un certo profilo, vengono analizzati considerando il loro "valore" in relazione a:

- i principi di sana e prudente gestione ovvero alle norme di vigilanza prudenziale: in questo senso ciò che rileva è lo scostamento rispetto alle regole stabilite;
- il valore assunto per le altre banche del sistema o per banche aventi caratteristiche simili per dimensione, localizzazione geografica, etc. ("peer-group analysis");
- la loro evoluzione temporale ("trend analysis");

Dall'esame di questo insieme di informazioni si giunge a un giudizio relativo ad ogni singolo profilo e alla situazione complessiva della banca. Tale giudizio viene riassunto sinteticamente in un punteggio tanto più elevato quanto maggiore è il grado di rischio della banca. C'è da dire che, nel momento della valutazione, i vari profili considerati, e i fattori all'interno di ciascun profilo, possono assumere un peso diverso in considerazione dell'importanza ("a priori") attribuita ad essi da colui che compie l'analisi.

Nella tavola riportata nell'appendice 1 si evidenziano sinteticamente le caratteristiche dei modelli di analisi utilizzati dalle autorità di vigilanza di Italia, Stati Uniti e Inghilterra⁵. Per confronto vengono anche illustrate le caratteristiche del sistema degli indicatori dei profili gestionali del Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi attualmente vigente e antecedente alla riforma statutaria del dicembre 1996.

Una prima distinzione che può farsi tra i sistemi di monitoraggio del rischio considerati è legata alle modalità di accesso alle informazioni, le quali possono provenire dalle ispezioni svolte periodicamente (on-site monitoring system) ovvero dal flusso segnalatico che le banche sono tenute a inviare alle autorità di vigilanza (off-site monitoring system), ovvero da entrambe. I sistemi di monitoraggio off-site presentano un livello di analisi meno dettagliato di quelli che si basano sulle ispezioni, e si propongono l'obiettivo di tenere sotto controllo la banca nell'intervallo di tempo che intercorre tra due ispezioni.

Dei modelli illustrati, i primi ad essere introdotti sono stati quelli degli Stati Uniti che risalgono alla seconda metà degli anni '70 e rappresentano un punto di riferimento per tutti i sistemi di monitoraggio del rischio adottati dalle istituzioni che svolgono un'attività di supervisione e controllo.

⁵ Si deve dire che l'esame dei vari modelli di analisi è stato compiuto sulla base della documentazione pubblicamente disponibile. Esso pertanto non tiene conto di eventuali sviluppi la cui implementazione non è stata ancora comunicata al pubblico.

Tra i sistemi che si basano su informazioni on-site rientra il noto CAMELS⁶ rating system il quale è adottato da tutte le istituzioni di vigilanza americane (Federal Reserve System, FDIC, Office of the Comptroller of the Currency, Office of Thrift Supervision) nell'ambito del cosiddetto UFIRS (Uniform Financial Institution Rating System).

Esso prende in esame la situazione tecnica relativa ai profili di patrimonializzazione (Capital adequacy), qualità e composizione dell'attivo (Asset), organizzazione (Management), liquidità (Liquidity), esposizione ai rischi di mercato (Sensitivity). Per ciascuno dei profili considerati e per la situazione complessiva della banca viene espresso un giudizio rappresentato sinteticamente da un punteggio che va da 1 a 5, tanto più alto quanto maggiore è la criticità della banca. Sulla base del rating derivante dal CAMELS derivano azioni ("enforcement actions") nei confronti delle banche con punteggio più elevato, che vanno da lettere informali di richiamo al management della banca, alla sottoscrizione di accordi formali ("written agreements") con i quali si prevedono interventi di rimozione della situazione di problematicità riscontrata, fino alla sanzione estrema di chiusura della banca⁷.

La FDIC, inoltre, ha associato al punteggio riveniente dal CAMELS i premi che le banche assicurate pagano al sistema di garanzia dei depositanti⁸.

Essa, infine, utilizza il CAMELS rating come strumento per prevedere le future "perdite" a cui andranno incontro i due fondi che gestisce (Bank Insurance Fund e Savings Association Insurance Fund)⁹.

Tra i sistemi utilizzati dalle agenzie di supervisione americane e che si basano su informazioni off-site, i quali, come detto, vengono utilizzati per tenere sotto controllo la situazione tecnica della banca nell'intervallo di tempo che intercorre tra due ispezioni, rientrano lo UBSS (Uniform Bank Surveillance Screen), utilizzato fino al 1993 dal Federal Reserve System, e il CAEL (Capital Asset Earning Liquidity) e il GMS (Growth Monitoring System) utilizzati dalla FDIC.

Lo UBSS utilizza le informazioni trimestrali (Call Report) inviate dalle banche del sistema delle banche federali ed evidenzia la situazione tecnica di ciascuna di esse attraverso sei indicatori (riportati nell'appendice 1).

Ciascun indicatore viene misurato rispetto a "peer-groups" determinati sulla base della dimensione (data dall'attivo). Per ciascuna banca si calcola il rango percentile di ciascun indicatore (all'interno del peer-group di appartenenza). La somma dei sei ranghi così ottenuti dà luogo a un punteggio. Questi punteggi vengono utilizzati per calcolare una graduatoria basata sui percentili all'interno di ogni singolo peer-group.

Il giudizio sintetico espresso attraverso lo UBSS viene integrato attraverso l'analisi di informazioni più analitiche contenute nello UBPR (Uniform Bank Performance Report)¹⁰.

Il CAEL e il GMS, facenti parte dell'EMS (Extended Monitoring System) della FDIC sono sistemi, nella logica di base, sostanzialmente simili allo UBSS, anche se

⁶ Il sistema di monitoraggio statunitense è stato recentemente modificato (luglio 1996) attraverso l'inserimento di un ulteriore profilo tecnico, quello relativo alla esposizione ai rischi di mercato, indicato con la lettera S nell'acronimo CAMELS. Si veda al riguardo Federal Financial Institution Examinations Council "Uniform Financial Institutions Rating System", Federal Register, vol. 61 num 139, 18 Luglio 1996, pp. 37472-37478.

⁷ Si veda al riguardo Federal Deposit Insurance Corporation, "Division of Supervision Examinations Manual", Washington D.C.

⁸ Si veda Federal Deposit Insurance Corporation "Insurance Assessments", Financial Institution Letter num 79-95, 27 novembre 1995

⁹ Cfr.: G. E. French "BIF Loss Exposure: a Simple Actuarial Approach", Proceedings of the 29th Annual Conference on Bank Structure and Competition, Federal Reserve Bank of Chicago, May 1993, pp. 98-112.

¹⁰ Cfr.: R.A. Cole "FIMS: A New Monitoring System for Banking Institutions", Federal Reserve Bulletin, 1995, vol. 81.

presentano una maggiore articolazione¹¹. Infatti anche essi utilizzano le informazioni trimestrali del Call Report.

Nel CAEL, come nello UBSS, la performance della banca viene misurata in relazione a “peer-groups” determinati sulla base della dimensione (data dall’attivo).

La valutazione della situazione tecnica della banca, espressa attraverso un punteggio (rating) che varia da 0,50 a 5,49, è il risultato di una procedura che si compone dei seguenti passi:

- 1) generazione degli indicatori: per ciascuno dei 4 profili componenti il CAEL vengono calcolati diversi ratios (illustrati in appendice) primari e secondari (questi ultimi utilizzati per correggere il giudizio che emerge attraverso gli indicatori primari);
- 2) calcolo di una graduatoria delle banche per ciascun indicatore primario: attraverso una procedura di conversione dei percentili della distribuzione di ogni indicatore all’interno di ciascun peer-group, le banche vengono ordinate secondo una graduatoria che varia da -1 (per la banca che presenta il valore “migliore” dell’indicatore) a 150 (per la banca con il valore “peggiore”);
- 3) calcolo di una graduatoria media ponderata per ciascuna componente del CAEL: le graduatorie per gli indicatori primari, ottenute nel passo sub-2, vengono aggregate al fine di ottenere una graduatoria composita riferita a ciascun profilo componente il CAEL. Il peso attribuito all’indicatore riflette l’importanza assegnata ad ogni indicatore all’interno della componente;
- 4) calcolo del rating “primario” per ciascuna componente: la graduatoria ottenuta nel passo sub-3 viene convertita in un rating (variabile tra 0,50 e 5,49) attraverso una tabella di conversione;
- 5) aggiustamento del rating primario attraverso gli indicatori secondari: la correzione del rating primario viene effettuata allorché l’indicatore secondario cade al di sopra o al di sotto di una certa soglia prefissata. In questo modo il rating viene ottenuto principalmente utilizzando gli indicatori primari e si consente la correzione solo in particolari condizioni;
- 6) calcolo di un CAEL rating composito “grezzo”: dall’aggregazione (pesata) dei rating aggiustati di ogni singola componente si giunge a un indice CAEL composito variabile anche esso tra 0,59 e 5,49;
- 7) correzione del CAEL rating grezzo e ottenimento del CAEL rating finale: al CAEL rating ottenuto in sub-7 si applica un ulteriore aggiustamento che tiene conto del confronto tra questo CAEL rating e quello riferito alla data più recente. In ogni caso tale correzione è minima e varia da 0,01 e 0,1;
- 8) calcolo del punteggio CAELDIFF: i CAEL rating di ogni singola componente assegnati nelle due ultime rilevazioni vengono confrontati tra loro e la differenza (positiva o negativa) viene moltiplicata per il peso attribuito alla singola componente. La somma ponderata delle differenze rilevate è il punteggio CAELDIFF.

Il GMS è un modello che misura le variazioni in alcuni indicatori e poste del bilancio e giunge a un giudizio delle istituzioni legato alla dimensione di tali variazioni. Esso si basa su cinque aggregati¹² sulla base dei quali le banche sono suddivise in due gruppi a “bassa” e ad “alta” crescita. Queste ultime sono poi ordinate in percentili. Quelle con il maggior rango percentile (dal 95-esimo al 99-esimo) sono poste sotto un più stretto monitoraggio da parte degli analisti della FDIC.

¹¹ Cfr.: Federal Deposit Insurance Corporation “EMS/CAEL USER Manual”, e “EMS/GMS USER Manual” FDIC Division of Supervision Analysis and Monitoring Section, Washington D.C., Febbraio 1994.

¹² Gli aggregati sono riportati nell’Appendice 1.

Qualora dall'esame della situazione tecnica risultante dall'applicazione dei sistemi off-site sopra descritti dovesse emergere un sensibile peggioramento della condizione della banca rispetto ai risultati dell'ultima ispezione effettuata, vengono tempestivamente prese iniziative rivolte ad approfondire le ragioni delle difformità rilevate e si anticipa il momento dell'ispezione.

Il modello della Financial Services Authority inglese (CAMELB + COM) rientra nell'ambito della nuova struttura di vigilanza che è stata introdotta nel 1998 denominata RATE (Risk Assessment – Tools [of Supervision] – Evaluation), e ricalca nelle sue linee generali il modello statunitense del CAMELS¹³.

Il modello di analisi della Banca d'Italia risale alla seconda metà degli anni '80, anche se è stato recentemente rivisitato per tenere conto delle modifiche strutturali verificatesi nel periodo nel sistema bancario. Esso, sfruttando le informazioni provenienti dai flussi segnaletici inviati dalle banche (principalmente la Matrice dei Conti), integrate dalle risultanze degli accertamenti ispettivi, prende in esame la situazione tecnica della singola banca avendo riguardo all'adeguatezza patrimoniale, alla redditività, alla qualità dell'attivo, alla liquidità e all'organizzazione, giungendo a un giudizio sintetico rappresentato da un punteggio da 1 a 5 crescente in relazione alla maggiore problematicità della banca¹⁴. Il giudizio sulla situazione tecnica dell'istituzione esaminata, con riferimento ai singoli profili considerati e all'attività svolta nel suo complesso, si basa principalmente:

- sulla capacità di rispettare i principi prudenziali fissati dalla normativa di vigilanza e più in generale quelli di sana e prudente gestione;
- sull'evoluzione prospettica degli indicatori.

Viene anche valutata la situazione degli indicatori della singola banca in relazione ai parametri fatti registrare da altre istituzioni creditizie ("peer-group analysis")¹⁵. Ciò vale soprattutto con riferimento al profilo di redditività con il quale si valuta la capacità della banca di "stare" sul mercato e di garantire un rendimento agli azionisti che sia competitivo rispetto a forme alternative di investimento del risparmio.

Tra i sistemi di monitoraggio off-site rientra quello del FITD, il quale si basa su un insieme di 7 indicatori suddivisi in 4 profili (Rischiosità, Solvibilità, Trasformazione delle scadenze, Redditività) che, a grandi linee, riprendono il modello di analisi della Banca d'Italia. Esso considera informazioni di carattere esclusivamente quantitativo tratte dai flussi segnaletici che le banche sono tenute ad inviare alla Banca d'Italia¹⁶.

La ragione della non considerazione da parte del Fondo di un sistema di monitoraggio on-site è legata al fatto che il ruolo e i poteri assegnati a questo nel sistema bancario italiano non sono di vigilanza e controllo, essendo questi attribuiti alla Banca d'Italia.

L'obiettivo principale del sistema degli indicatori del FITD è infatti quello di salvaguardare l'integrità delle risorse del Fondo, attraverso la fissazione di soglie il cui

¹³ Cfr.: "A Risk Based Approach to Supervision (the Rate framework)", Bank of England, Consultative paper, London 1997.

¹⁴ Per una descrizione del modello di analisi della Banca d'Italia si veda "L'analisi delle banche nell'attività di Vigilanza" in Banca d'Italia, Bollettino Economico num. 26 febbraio 1996, pp. 7-13, D. Gammaldi "Il Controllo dei rischi nell'ottica dell'Organo di Vigilanza", in Banche e Banchieri num. 2 1996, pp. 125-129, E. Serata "L'analisi tecnica nell'attività di vigilanza sulle banche. Aspetti metodologici, analitici e informativi" in Il Risparmio num. 1, 1997, pp. 147-176, A. Santomartino "La Vigilanza e le tecniche di controllo sulle situazioni aziendali delle banche: alcune possibili chiavi di lettura" in Mondo Bancario - Nov.-Dic. 1997, pp. 31-38.

¹⁵ A tale valutazione non viene tuttavia assegnato un peso rilevante nell'assegnazione del giudizio alla banca.

¹⁶ Si veda Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi "Il sistema delle segnalazioni statutarie del FITD", dattiloscritto, Roma, Marzo 1998.

mancato rispetto viene prontamente segnalato agli organi della banca e all'autorità di vigilanza, e, quando la violazione si manifesta con particolare gravità, viene opportunamente sanzionato¹⁷. Nell'attuale sistema di monitoraggio il valore assunto dall'indice sintetico, che riassume la situazione della banca in ciascuno degli indicatori e dei profili considerati, assume rilievo al fine del pagamento dei contributi per gli interventi effettuati e per le spese di funzionamento¹⁸. Nella misura in cui tale sistema, attraverso le sanzioni comminate, influisce sui comportamenti delle banche, lo si può considerare un vero e proprio meccanismo di vigilanza regolamentare (di natura prudenziale) che si affianca, rafforzandolo, a quello della Banca d'Italia. In questo senso diviene importante che gli indicatori scelti e le soglie per essi fissate, siano in grado di rappresentare effettivamente la situazione di rischio delle singole banche.

L'obiettivo assegnato al sistema degli indicatori del Fondo richiede peraltro che esso sia in grado di segnalare con un certo anticipo la situazione di difficoltà incorsa da una banca. Questo è ciò che si andrà a verificare nella seconda parte di questo lavoro.

In ogni caso dal confronto emerge come i diversi modelli di analisi considerino profili tecnici sostanzialmente analoghi. Essi sono il frutto di un'evoluzione a seguito della quale accanto agli aspetti tradizionali relativi alla patrimonializzazione, alla redditività o alla liquidità, è stato inserito un esame dell'organizzazione, della qualità del management, dell'esposizione ai rischi di mercato, o ai cosiddetti rischi operativi.

Elementi distintivi di ciascun modello sono rappresentati dalle modalità con le quali vengono esaminati i singoli profili, ad esempio in termini di indicatori e/o elementi qualitativi utilizzati oppure di peso con il quale i profili e gli indicatori entrano nel processo di valutazione della situazione della banca.

Un altro tratto comune è il fatto che la quantità di informazioni che vengono elaborate all'interno di ciascun modello è assai rilevante e in continua crescita. Questo non dovrebbe comportare delle difficoltà grazie alle capacità dei moderni elaboratori elettronici, anche se si potrebbero verificare dei problemi di interpretazione legati alla complessità che assume il modello al crescere degli aspetti considerati all'interno di esso.

Descritte le principali caratteristiche dei modelli descrittivi di monitoraggio del rischio passiamo ad evidenziarne i limiti.

Il limite principale è che essi mancano di una base statistica, oggettiva e verificabile ex-post, su cui emettere il giudizio sulla situazione della banca. Infatti, le informazioni da considerare (profili tecnici e indicatori) e i criteri attraverso i quali si distingue tra le diverse banche, si basano su giudizi "a priori" non verificati da alcun modello. In questo modo si corre il rischio di utilizzare informazioni ridondanti oppure tralasciarne alcune, dare eccessiva (o poca) importanza ad alcune informazioni piuttosto che ad altre.

Inoltre essi, per il modo in cui sono costruiti, rappresentano un giudizio sulla situazione corrente della banca, ma non contengono al loro interno un modello sulla situazione prospettica dell'istituzione sotto esame. Una valutazione di questo genere si può esprimere sulla base di considerazioni di carattere soggettivo che prendono in considerazione come input l'output prodotto da tali modelli.

¹⁷ In realtà questo stesso obiettivo potrebbe giustificare lo svolgimento di un monitoraggio on-site da parte del FITD. In effetti il Fondo di Garanzia dei Depositanti del Credito Cooperativo ha la possibilità di effettuare ispezioni presso le banche aderenti.

¹⁸ Nel vigente Statuto del FITD le banche con un indice sintetico medio ponderato superiore a 3 (Art. 4 Appendice allo Statuto) vedono aumentata la propria quota di contribuzione in misura proporzionale al valore assunto da tale indice (nel caso delle spese di funzionamento l'indice sintetico viene moltiplicato per cinque).

2.2 Modelli statistico-matematici (early-warning systems)

La soggettività¹⁹ che caratterizza i modelli descrittivi e la loro mancanza di una capacità predittiva costituisce la principale ragione dell'impiego dei modelli statistici.

L'obiettivo di tali modelli è pertanto quello di fornire una base oggettiva alla valutazione che viene compiuta della situazione tecnica della banca, utilizzando quell'insieme di variabili che a seguito della verifica empirica sono maggiormente in grado di spiegare lo stato di crisi o la rischiosità della banca. Inoltre per il modo in cui sono costruiti essi cercano di inferire dalla situazione corrente (espressa dagli indicatori) quella prospettiva (stato di crisi o rischiosità). Per questa intrinseca capacità di prevedere lo stato della banca questi modelli vengono denominati "early-warning systems" (EWS).

La logica sottostante la costruzione di un EWS è quella di mettere in relazione una variabile indicativa dello stato di crisi o di rischiosità di un'impresa con un set di indicatori di bilancio (o informazioni analoghe) misurato un certo numero di periodi prima che venga rilevato lo stato dell'impresa.

Più formalmente,

- dato un insieme n di osservazioni suddivise in k gruppi di dimensione n_1, n_2, \dots, n_k tali che $\sum_{i=1}^k n_i = n$ (ove i k gruppi possono rappresentare ad esempio lo stato dell'impresa);
- misurate su di esso q caratteristiche (indicatori di bilancio o informazioni simili) riferite a un certo periodo antecedente la rilevazione dello stato dell'impresa;
- un EWS consiste in una funzione (legata al valore assunto dalle q caratteristiche) con la quale si riesce a prevedere l'appartenenza di ciascuna delle n unità ad ognuno dei k gruppi.

Il primo impiego di EWS risale alla seconda metà anni '60, allorché in campo accademico, si tentò di prevedere la situazione di insolvenza di imprese non finanziarie statunitensi attraverso l'utilizzo di indicatori di bilancio²⁰.

Più di recente anche in Italia sono state svolte analisi sempre per la previsione delle situazioni di insolvenza²¹.

L'applicazione a imprese finanziarie è invece più recente. La letteratura in materia è quasi esclusivamente basata sull'esperienza americana, dal momento che questa presenta la maggiore casistica di crisi bancarie. Per quanto concerne l'Italia, sono state svolte tre applicazioni riguardanti le banche rispettivamente da Forestieri, Colombelli e Cannari e

¹⁹ Si deve precisare che l'elemento soggettivo può costituire un elemento di estrema utilità in quanto introduce aspetti di carattere qualitativo (l'esperienza dell'analista) non facilmente incorporabili all'interno di un modello.

²⁰ Cfr: W. H. Beaver, "Financial Ratios as Predictors of Failures" in *Journal of Accounting Research*, suppl. al vol. 4, 1966 e E. I. Altman "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", in *Journal of Finance*, vol. 23, 1968.

²¹ Si vedano fra gli altri A. Alberici "Analisi dei bilanci e previsione delle insolvenze", ISEDI, Milano 1975, S. Appetiti "L'utilizzo dell'analisi discriminante per la previsione delle insolvenze: ipotesi e test per un'analisi dinamica", *Temi di discussione, Banca d'Italia*, num. 104, Roma 1983, R. Barontini "L'efficacia dei modelli di previsione delle insolvenze: risultati di una verifica empirica", in *Finanza Imprese e Mercati*, vol. 4, 1992, G. Forestieri "La previsione delle insolvenze aziendali", Giuffrè Editore, Milano 1986, S. Laviola - M. Trapanese "Previsione delle insolvenze delle imprese e qualità del credito bancario: un'analisi statistica", *Temi di discussione*, num. 318, Banca d'Italia, Settembre 1997, F. Varetto "Analisi discriminante e previsione delle insolvenze" in *Bancaria*, Roma 1990.

Signorini, in quest'ultimo caso con riferimento all'universo delle ex-Casse Rurali e Artigiane (attuali Banche di Credito Cooperativo)²².

Da un punto di vista metodologico le tecniche statistiche utilizzate sono svariate.

Una delle prime metodologie utilizzate è stata l'analisi discriminante lineare. Essa, come noto, è una tecnica di analisi statistica multivariata che, dati due (o più) gruppi predefiniti di unità e osservate su di esse q caratteristiche, consente di ottenere una regola attraverso la quale le singole unità vengono classificate in uno dei due o più gruppi in funzione dei valori osservati delle q caratteristiche²³.

Tale tecnica presuppone:

- che la distribuzione di probabilità delle q variabili osservate sia normale multivariata;
- che la matrice di varianza e covarianza delle variabili osservate nei diversi gruppi siano eguali.

Indicato con X_j^i il vettore delle q variabili relative all'impresa j -esima appartenente al gruppo i -esimo, le ipotesi su cui si fonda l'analisi discriminante lineare possono esprimersi in termini formali nel seguente modo:

$$X_j^i \sim N(\mathbf{m}^i; \Sigma) \text{ per } i = 1, \dots, n \text{ (dove } n \text{ sono i gruppi predefiniti),}$$

in cui \mathbf{m}^i rappresenta il vettore delle medie delle q variabili osservate nel gruppo i -esimo e Σ la matrice di varianza e covarianza (di dimensione $q \times q$).

Sotto queste condizioni si ottiene la probabilità che una unità appartenga al gruppo i -esimo dato il valore delle q variabili osservate.

Tale valore, che costituisce una probabilità condizionata, si può esprimere nel seguente modo²⁴:

$$P(G = i / X_j) = \frac{\mathbf{p}_i \cdot f_i(X_j)}{\sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i \cdot f_i(X_j)}$$

che poi non è altro che la ben nota formula di Bayes in cui \mathbf{p}_i costituisce la probabilità "a priori" (prima che vengano osservate le q caratteristiche²⁵) di appartenenza al gruppo i -esimo, $f_i(X_j)$ rappresenta la verosimiglianza che l'unità j avente le q caratteristiche sia generata dalla popolazione appartenente al gruppo i -esimo, e $P(G = i / X_j)$ è la probabilità "a posteriori" (ossia dopo, "ex-post", che le q caratteristiche sono state osservate) che l'unità appartenga al gruppo i -esimo dato il valore assunto dalla q caratteristiche osservabili.

Nel caso dell'analisi discriminante lineare e limitandoci a considerare due soli gruppi, tale probabilità a posteriori è esprimibile nel modo che segue²⁶:

²² Cfr.: Forestieri G. "Analisi dei bilanci delle aziende di credito: aspetti teorici e verifica empirica", Giuffrè Editore, Milano 1977, A. Colombelli "Un modello di valutazione della performance bancaria mediante l'analisi discriminante multivariata", in Banche e Banchieri, num. 5, 1993, pp. 369-376 L. Cannari e L.F. Signorini "L'analisi discriminante per la previsione delle insolvenze delle micro-banche", Temi di discussione, Banca d'Italia, Roma 1995.

²³ Per una descrizione dell'analisi discriminante si veda G. Previti-Flesca "Previsione delle insolvenze con l'analisi discriminante: modelli proposti in dottrina", in Rivista Italiana di Ragioneria e di Economia Aziendale, Luglio-Agosto 1996, pp. 356-372.

²⁴ Cfr. Altman E., Avery R., Eisenbeis R., Sinkey J. "Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance", JAI Press Inc. Greenwich Connect., 1981.

²⁵ Per questa ragione essa viene anche detta "probabilità ex-ante".

²⁶ Per la derivazione di tale formula si veda lo sviluppo nell'Appendice 3.

$$P(G = 1 / X_j) = \left[\left(1 + \frac{\mathbf{p}_2}{\mathbf{p}_1} \cdot e^{-X_j' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m} - \mathbf{m}^2) + \frac{1}{2} (\mathbf{m}^1 + \mathbf{m}^2)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m}^1 - \mathbf{m}^2)} \right) \right]^{-1}$$

$$P(G = 2 / X_q) = \left[\left(1 + \frac{\mathbf{p}_1}{\mathbf{p}_2} \cdot e^{X_j' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m}^2 - \mathbf{m}^1) + \frac{1}{2} (\mathbf{m}^1 + \mathbf{m}^2)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m}^2 - \mathbf{m}^1)} \right) \right]^{-1}$$

in cui il termine $X_j' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m} - \mathbf{m}^2)$ rappresenta il cosiddetto “punteggio discriminante” (“Z-score”) ottenuto come combinazione lineare del valore assunto dalle q variabili con pesi (coefficienti) proporzionali alla “distanza” tra le medie delle singole variabili nei due gruppi. Le probabilità a priori possono essere scelte in relazione alla “frequenza” relativa con la quale i due gruppi si presentano nelle popolazioni di origine.

Una volta ottenute le probabilità di appartenenza ai gruppi predefiniti, è necessario fissare una regola decisionale attraverso la quale a seconda del valore assunto dallo Z-score (e quindi dalle probabilità di appartenenza ai gruppi) ciascuna unità viene assegnata a uno dei gruppi. Ciò viene fatto fissando dei valori soglia (“cut-off points”) dello Z score tali per cui dal confronto tra il punteggio discriminante ottenuto da ciascuna unità e tali valori si è in grado di attribuire l’unità a uno dei gruppi prestabiliti.

La fissazione delle soglie dovrebbe essere fatta in modo da minimizzare i costi associati a una errata classificazione delle unità osservate (errori di I e di II specie²⁷).

Nel caso dell’analisi discriminante lineare, limitandoci a considerare due soli gruppi, la regola di assegnazione di un’unità al gruppo 1 si può esprimere come

$$X_j' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m} - \mathbf{m}^2) \geq \frac{1}{2} \cdot (\mathbf{m}^1 + \mathbf{m}^2)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m} - \mathbf{m}^2) + \ln \left[\frac{C(1/2) \cdot \mathbf{p}_2}{C(2/1) \cdot \mathbf{p}_1} \right]$$

in cui il termine di sinistra rappresenta lo Z-score e $C(1/2)$ e $C(2/1)$ sono i costi dell’errata classificazione delle unità osservate.

Nel caso in cui si fissino eguali probabilità a priori e costi di classificazione, il “cut-off value” si semplifica divenendo pari alla semisomma dei valori medi degli Z-score osservati nei due gruppi.

Come si è detto l’analisi discriminante lineare è stata una delle prime metodologie statistiche ad essere impiegate per problemi legati all’assegnazione delle imprese in classi, che potremmo definire, di rating e per prevedere lo stato di insolvenza come funzione di un set di variabili osservate.

Il limite di tale tecnica è che molto spesso le ipotesi su cui essa si basa (normalità della distribuzione delle q caratteristiche osservate e eguaglianza delle matrici di varianza e covarianza tra i gruppi) vengono violate, determinando problemi per ciò che concerne la verifica dei risultati²⁸.

Nel caso di matrici di varianza e covarianza diverse tra i gruppi una soluzione è quella di utilizzare l’analisi discriminante quadratica.

Per far fronte al problema delle non normalità delle variabili osservate, nella prassi si fa uso di altre metodologie sotto questo aspetto meno “vincolanti” ma che comunque presentano anche esse dei limiti.

²⁷ Nel caso di due soli gruppi, ad esempio banche sane e andate in crisi, l’errore di I° specie si ha quando una banca “in crisi” viene considerata “sana”, mentre quello di II° specie si ha quando una banca “sana” viene classificata come “in crisi”.

²⁸ Nel caso di violazione delle ipotesi di base del modello di Analisi discriminante i test di significatività dei parametri e gli errori di classificazione possono essere distorti. Si veda a tal proposito Altman E., Avery R., Eisenbeis R., Sinkey J. “Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance”, JAI Press Inc. Greenwich Connect., 1981.

La più semplice di queste è legata alla tecnica della regressione lineare in cui si ha una variabile dipendente di tipo discreto che può essere rappresentativa dello stato in cui si trova l'unità osservata (ad esempio in crisi o sana), e un set di variabili indipendenti per le quali non si fa alcuna ipotesi circa la distribuzione probabilistica che le ha generate²⁹.

In termini formali

$$y_j = X_j' \cdot \mathbf{b} + \mathbf{e}_j$$

Il termine y_j costituisce una variabile casuale discreta indicativa dello stato in cui si trova l'unità j -esima che può essere rappresentato attraverso un numero finito di valori a seconda degli stati possibili. Nel caso in cui gli stati siano solo due (ad esempio imprese in crisi/sane) la y_j è una variabile binaria discreta (che assume valore 1 nel caso di crisi e 0 nel caso di impresa rimasta sana). La X_j è un vettore di dimensione q . La \mathbf{e}_j rappresenta infine il termine di errore stocastico.

Le ipotesi su cui tale modello si basa sono, come noto,:

- 1) il valore atteso del termine di errore \mathbf{e}_j , date le X_j , è zero;
- 2) la varianza delle \mathbf{e}_j è costante per ogni i (omoschedasticità);
- 3) i termini di errore per le diverse osservazioni sono tra loro incorrelati.

Sotto le ipotesi sopra riportate e nel caso di variabile dipendente binaria, il modello di regressione fornisce una stima diretta della probabilità del verificarsi dello stato y_j condizionata al valore assunto dall'insieme di variabili X_j . Per questo esso è noto come modello probabilistico lineare.

Infatti poiché la distribuzione di probabilità della variabile casuale binaria y_j è

$$y_j \begin{cases} 1 & p \\ 0 & 1-p \end{cases}$$

il suo valore atteso è

$$E(y_j / X_j) = 1 \cdot p + 0 \cdot (1-p) = p = X_j' \cdot \mathbf{b}$$

Il limite del modello probabilistico lineare è che esso può fornire stime della probabilità di verificarsi dello stato y_j al di fuori dell'intervallo 0-1.

Al fine di far fronte a questo inconveniente si adottano alcune soluzioni quali quelle di vincolare il valore delle probabilità nell'intervallo 0-1, ovvero di utilizzare una trasformazione nella funzione di regressione stimata.

Le trasformazioni maggiormente utilizzate sono quelle che danno luogo ai modelli di regressione di tipo "Probit" (o "Normit") e "Logit".

In tali modelli la probabilità dell'evento y_j viene espressa nel seguente modo

$$p = F(X_j' \cdot \mathbf{b})$$

in cui la $F(\)$ è la funzione cumulata di probabilità.

Nel caso in cui la $F(\)$ assuma la forma

$$F(X_j) = \int_{-\infty}^{X_j' \cdot \mathbf{b}} \frac{1}{\sqrt{2ps}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{y_j - X_j' \cdot \mathbf{b}}{s} \right)^2} d\mathbf{e}$$

²⁹ Sotto questo aspetto si è soliti dire che nel modello di regressione lineare le variabili indipendenti sono dei dati ossia variabili di tipo deterministico.

ossia nel caso in cui la funzione di densità di probabilità di y_j (e quindi del termine di errore e_j) è di tipo normale si ha il modello Probit.

Nel caso in cui la funzione di densità cumulata assuma la forma

$$F(X_n) = \frac{1}{[1 + e^{-X'_n b}]}$$

e quindi la funzione di densità di probabilità di y_j (e del termine di errore e_j) sia di tipo logistico si ha il modello di tipo Logit.

Le differenze tra i due modelli Probit e Logit sono minime, tuttavia la funzione di densità di probabilità logistica presenta dei vantaggi computazionali rispetto alla normale per cui nelle applicazioni il modello Logit viene preferito a quello Probit.

Il limite di questi modelli è costituito dal fatto che, essendo la funzione stimata non lineare, i coefficienti non rappresentano più la derivata parziale della variabile dipendente su quella indipendente, per cui essi non sono in grado di dire quanto varia la probabilità di crisi al variare del valore della variabile indipendente.

Un limite comune a tutti i modelli sopra esposti è rappresentato dal fatto che essi ignorano l'aspetto temporale della manifestazione dell'evento di cui si vuole effettuare la previsione (nel nostro caso la crisi dell'impresa). In altre parole, sia con l'analisi discriminante che con i modelli di regressione (lineare, Logit e Probit), si effettua una scelta in qualche modo arbitraria del momento in cui osservare le caratteristiche delle unità di cui si intende prevedere lo stato, tralasciando di considerare la dinamica della situazione dell'unità sotto osservazione. In effetti, nel caso in cui l'evento sia l'insolvenza, le imprese andate in crisi si considerano come se fossero sempre state nella situazione di insolvenza, mentre in realtà tale stato è il risultato di un processo dinamico che ha fatto sì che l'impresa appartenesse dapprima alla popolazione delle imprese sane per poi passare a quella delle imprese in crisi.

Per rappresentare questo tipo di situazioni sono stati proposti in letteratura modelli ("Hazards Models") in cui la variabile dipendente è il periodo di tempo (numero di mesi o anni) che intercorre fino all'accertamento dello stato di insolvenza dell'impresa, ossia il tempo speso dall'impresa nel gruppo delle sane, e le variabili indipendenti sono un insieme di indicatori che misurano la situazione economico-patrimoniale e finanziaria dell'impresa nell'arco di tempo considerato. In questo modo si ottiene una stima della probabilità che l'impresa rimanga in vita fino al tempo t ("Survivor Function"), così come la probabilità che l'impresa divenga insolvente al tempo t condizionata alla sua sopravvivenza fino a quel momento ("Hazards Function")³⁰.

Di recente, con lo sviluppo dei sistemi di intelligenza artificiale, sono state effettuate delle applicazioni delle reti neurali o neuronali ("neural networks") alla diagnosi precoce delle insolvenze³¹.

Come noto, una rete neurale è un sistema che cerca di riprodurre in maniera artificiale il funzionamento del cervello umano. Essa si compone di una serie di unità elaborative elementari (i neuroni) tra loro connesse in modo parallelo e in grado di apprendere dall'esperienza. Nella fase di apprendimento, ciascuna unità riceve input dall'esterno e dalle altre unità, li elabora, e produce un output. Questo output viene poi

³⁰ A tal fine si vedano T. Shumway 'Forecasting Bankruptcy More Efficiently: A Simple Hazard Model', dattiloscritto, University of Michigan Business School, Settembre 1996, e K. L. Henebry "A Test of the Temporal Stability of Proportional Hazards Models for Predicting Bank Failure", Journal of Financial and Strategic Decisions, Vol. 10 Num. 3, Autunno 1997

³¹ Un ulteriore sviluppo di sistemi di calcolo numerico alla previsione delle insolvenze è rappresentato dai "Genetic Algorithms". Si veda F. Varetto "Genetic Algorithms applications in the analysis of insolvency risk"

confrontato con il risultato desiderato (o effettivo) e lo scostamento viene utilizzato per correggere il modo in cui le singole unità elaborano gli input che ricevono. Il processo di apprendimento si arresta quando la differenza tra output del sistema e il valore obiettivo è al di sotto di una soglia di tolleranza, ovvero dopo un certo numero massimo di cicli di apprendimento.

Come detto le reti neurali sono state impiegate per la previsione delle insolvenze³². Esse rispetto alle altre tecniche sopra descritte presentano dei vantaggi così come dei limiti.

I vantaggi delle reti neurali possono riassumersi nei seguenti³³:

1. il rappresentare un modello non parametrico e quindi non vincolato alle limitazioni di carattere statistico-metodologico delle funzioni discriminanti e dei modelli di regressione;
2. la capacità di segmentare lo spazio dei casi in regioni di qualsiasi forma, con potenzialità descrittive significativamente superiori ai modelli di analisi discriminante;
3. l'alleggerimento del lavoro dell'analista finanziario nella messa a punto di efficaci modelli classificatori.

Dall'altro lato i limiti risiedono nei tempi lunghi di elaborazione per completare l'addestramento, nella necessità di effettuare parecchie prove per l'individuazione delle architetture e delle combinazioni di parametri di addestramento più utili, nella possibilità di incontrare comportamenti non plausibili delle reti in risposta a variazioni non concordi dei valori di ingresso³⁴.

Come si è detto sono state diverse le applicazioni delle metodologie sopra illustrate per lo sviluppo di EWS.

Nell'appendice 2 al presente lavoro si riporta una lista di alcuni dei principali lavori riguardanti l'utilizzo di Early Warning Systems per la previsione dello stato di salute di un'impresa bancaria, con l'indicazione della metodologia statistica e degli indicatori impiegati quali variabili predittive dello stato della banca.

Ciò che interessa ai fini del presente lavoro è, tuttavia, l'utilizzo di Early Warning Systems da parte delle autorità di vigilanza.

In questo ambito è interessante illustrare l'utilizzo che viene fatto dal sistema delle banche federali degli Stati Uniti di un sistema di Early Warning denominato Financial Institution Monitoring System (FIMS)³⁵, noto anche con il nome di System to Estimate Examination Ratings (SEER).

Tale sistema, che è stato introdotto nel 1993, consta di due modelli: il FIMS Rating, il cui obiettivo è quello di prevedere, nel breve termine, il CAMEL rating delle banche sotto la vigilanza della Federal Reserve, e il FIMS Risk Rank, che fornisce una stima della probabilità di fallimento nei due anni successivi.

Entrambi i modelli sono stimati attraverso una regressione di tipo logistico. La lista delle variabili esplicative, selezionate attraverso una procedura di tipo step-wise, è riportata nell'Appendice 2.

I risultati di classificazione che si ottengono con entrambi i modelli sono significativamente superiori a quelli ottenuti utilizzando qualsiasi altro sistema off-site di

³² Si veda al riguardo F. Varetto - G. Marco "Diagnosi delle insolvenze e reti neurali", Bancaria Editrice, Roma 1994 e AA.VV. "Neural Networks in Finance and Investing", Edited by R.R. Trippi and E. Turban, Irwin Professional Publishing, Chicago 1996.

³³ Cfr: F. Varetto - G. Marco op. cit. .

³⁴ Cfr: F. Varetto - G. Marco op. cit. .

³⁵ Cfr.: R.A. Cole "FIMS: A New Monitoring System for Banking Institutions", Federal Reserve Bulletin, 1995, vol. 81.

carattere descrittivo (quale lo UBSS o il CAEL). Il FIMS Rating presenta un errore di I^a specie (classificare una banca problematica come non problematica) del 17,1%, contro il 32,7% dello UBSS, e uno di II^a specie (classificare una banca non problematica come problematica) del 7,4 contro il 12,2 dello UBSS. Il FIMS Risk Rank dimostra una capacità ex-post di classificare in modo accurato le banche più elevata sia dello UBSS che del CAMEL Rating il quale si basa, come noto, su informazioni di tipo on-site.

Il FIMS viene utilizzato dal Federal Reserve System al fine di selezionare le banche per le quali è necessario programmare un ispezione in tempi rapidi.

Come si è visto ciascuna delle metodologie sopra descritte presenta dei limiti peculiari che devono essere tenuti ben presenti nel momento del loro utilizzo. A questi limiti occorre poi aggiungere altri, di carattere più generale, riconducibili:

- alla rigidità connessa alla considerazione di aspetti solo quantitativi;
- al fatto che tali modelli fanno riferimento a dati passati per cui si basano sull'ipotesi "forte" che il futuro si comporti in modo eguale al passato, cosa che non necessariamente è vera dal momento che un certo modello (e i parametri su di essi stimati) può essere valido in una particolare condizione storica (ad esempio una determinata fase del ciclo economico). Ciò fa sì che essi abbiano una vita breve o comunque limitata alla eguaglianza delle condizioni nelle quali essi sono stati stimati;
- alla validità delle ipotesi circa la distribuzione di probabilità delle variabili dipendenti (e/o di quelle indipendenti come nell'analisi discriminante) e dei termini di errore.

In ogni caso, si può dire che tali metodologie, tenuti presenti i limiti che le caratterizzano e che fanno sì che esse vengano utilizzate *cum grano salis*, possono rappresentare un utile strumento in grado di integrare le tecniche di monitoraggio del rischio già in uso presso le organizzazioni di vigilanza (o organismi similari).

II. Un'applicazione degli "early-warning systems" alle crisi bancarie italiane

Nella seconda parte di questo lavoro verrà svolto un esercizio consistente nell'impiego di un sistema di early-warning al fine di valutarne la sua capacità di "prevedere" le crisi bancarie che si sono verificate in Italia nel periodo che va dal 1990 al 1997.

Il sistema in questione si basa sul "set" di indicatori utilizzato dal Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi (quello vigente prima della riforma del dicembre 1996), dei quali si valuta la capacità di prevedere la crisi un certo numero di periodi prima che essa si manifesti.

L'esercizio in questione, oltre che fornire uno spunto per l'introduzione di modelli di previsione delle crisi bancarie che si affianchino a quelli attualmente impiegati, si propone l'obiettivo più limitato di verificare la valenza previsiva del sistema di monitoraggio del Fondo nel suo complesso, individuare gli indicatori che maggiormente sono in grado di "discriminare" tra le banche sane e quelle fallite, confrontare il sistema di rating attualmente in uso presso il Fondo con quello implicito nella tecnica qui impiegata.

1. I dati utilizzati e la procedura di stima del modello

Come detto, un EWS è un modello attraverso il quale, per mezzo di una tecnica statistico-econometrica che impiega un “set” di variabili osservate in due (o più) popolazioni, si riesce a attribuire gli elementi appartenenti alle popolazioni a “classi” prestabilite. Nel caso qui preso in esame vengono considerati i sette indicatori del Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi per “discriminare” tra due classi di banche aderenti al Fondo: quelle che sono andate in crisi e quelle “sane”.

Un primo passo necessario all’implementazione del modello è quello di giungere a una definizione di crisi bancaria.

Al riguardo è possibile distinguere due situazioni in cui una banca può essere considerata in crisi: la prima è la cosiddetta “crisi manifesta” che si sostanzia nei provvedimenti di Amministrazione Straordinaria e Liquidazione Coatta Amministrativa; la seconda è, invece, quella in cui, pur essendo la banca in una situazione tecnica di insolvenza (o di estrema problematicità), si verifica un intervento da parte di un’istituzione esterna (generalmente un’altra banca) che provvede a rimuovere la situazione di crisi attraverso la ricapitalizzazione ovvero incorporando la banca in difficoltà. In questo caso la situazione di crisi non si manifesta all’esterno.

In Italia l’atteggiamento dell’Organo di Vigilanza, anche al fine di preservare la stabilità del sistema bancario, è stato quello di cercare il più possibile soluzioni alle crisi bancarie che ne evitassero la manifestazione all’esterno. Per cui molto spesso banche in una situazione di difficoltà sono state ricapitalizzate ovvero sono state incorporate da altre banche, prima che fossero necessari i provvedimenti di Amministrazione Straordinaria o Liquidazione Coatta Amministrativa.

Per questa ragione nel presente lavoro, al fine di avere a disposizione una casistica sufficientemente ampia di crisi bancarie, è stata adottata una definizione “estensiva” di crisi considerando nell’insieme delle banche in crisi oltre quelle assoggettate a provvedimento di Amministrazione Straordinaria e Liquidazione Coatta Amministrativa anche quelle incorporate da altre banche prima che la crisi si manifestasse (cosiddetta crisi latente)³⁶.

In questo modo sono state individuate 35 banche andate in crisi nel periodo che va dal 27/11/1990 al 31/12/1997.

Nella tav. 1 è riportata la distribuzione di queste banche con indicazione dell’area geografica di appartenenza e della classe dimensionale (misurata dal totale delle attività in miliardi di lire).

³⁶ Allo scopo di individuare lo stato di crisi latente si è fatto riferimento alla posizione statutaria immediatamente precedente alla data di incorporazione della banca. Sulla base dello Statuto del Fondo vigente fino al dicembre 1996, le posizioni statutarie nelle quali le banche potevano ricadere erano le seguenti: In regola, In osservazione, In Penalizzazione, Escludibilità. Sono state, quindi, considerate in crisi latente le banche incorporate che alla data di incorporazione si trovavano nelle classi statutarie di In penalizzazione o Escludibilità.

Tav. 1: distribuzione delle banche in crisi per area geografica e classe dimensionale						
	fino a 100	100-500	500-2000	2000-5000	5000-10000	Totale
Nord-ovest	0	0	1	0	0	1
Nord-est	2	1	1	0	0	4
Centro	1	0	0	0	0	1
Mezzogiorno e Isole	9	9	10	0	1	29
Totale	12	10	12	0	1	35

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Il modello di EWS richiede, poi, che accanto alle banche andate in crisi venga considerato un insieme di banche sane.

Quello della costruzione dell'insieme delle banche sane costituisce probabilmente uno degli aspetti più delicati nella definizione di un EWS.

Al riguardo uno dei problemi più rilevanti è costituito dalle opposte esigenze di garantire una certa rappresentatività al campione di banche considerato con quella dell'omogeneità tra i due gruppi di banche sane e in crisi.

La prima esigenza richiede che si considerino campioni "sbilanciati", per quanto concerne la numerosità, a favore delle banche sane, dal momento che la crisi costituisce un evento raro o poco probabile. Sotto questo punto di vista, in linea teorica, sarebbe opportuno considerare tutte le unità appartenenti al gruppo delle banche sane.

Tuttavia, nella misura in cui le unità del gruppo delle banche in crisi sono sufficientemente omogenee tra loro in termini di dimensione e localizzazione territoriale, la considerazione nel gruppo delle banche sane di unità tra loro molto dissimili potrebbe introdurre elementi spuri nella determinazione dei risultati. In altre parole, poiché, come si vede anche nel caso qui preso in esame, il gruppo delle banche in crisi è costituito per lo più da unità di piccola dimensione e localizzate nell'area meridionale del paese, la considerazione di tutte le banche nel gruppo delle sane potrebbe portare a classificare un'unità in uno dei due insiemi non tanto per il valore assunto dagli indicatori (e quindi per la capacità discriminatoria di questi) quanto per il fatto che la banca si collochi o meno nell'area meridionale del paese o abbia una dimensione piccola o grande³⁷.

Nel presente lavoro al fine di tenere conto di entrambe queste esigenze si è operato dapprima con campioni "bilanciati" di banche. Pertanto dalla popolazione complessiva delle banche sane è stato estratto un campione di queste della stessa numerosità di quello delle banche andate in crisi ("paired-sample"). Le banche sane sono state estratte in modo da avere una corrispondenza in termini di dimensioni con il gruppo delle banche in crisi. Sono state create, quindi, cinque classi dimensionali³⁸ e da ciascuna di queste è stato estratto casualmente un numero di banche sane pari al corrispondente numero di banche in crisi. Al fine di ridurre l'incidenza della componente casuale sulle stime e sui risultati di classificazione ottenuti, dovuta all'estrazione di un numero ridotto di osservazioni (35) da una popolazione molto più grande (3.341), e valutare quindi la stabilità dei risultati, si è proceduto a ripetere cinque volte il processo di estrazione.

L'area geografica di appartenenza della banca è stata considerata introducendo una "dummy" tra le variabili esplicative e, come verrà spiegato più avanti, attraverso le modalità con le quali sono stati calcolati gli indicatori.

³⁷ Per questa ragione la popolazione delle banche sane è costituita da quelle con un attivo inferiore o uguale a 10.000 mld. di lire.

³⁸ Le classi in questione si riferiscono al totale dell'attivo (in mld. di lire) e sono costituite dalle seguenti: 0-100, 100-500, 500-2.000, 2.000-5.000, 5.000-10.000.

In questo modo si riduce l'effetto di elementi spuri e si può valutare la capacità discriminativa degli indicatori utilizzati come variabili esplicative.

Nella tavola che segue è riportata la composizione in termini di area geografica dei cinque campioni selezionati di banche sane.

Tav. 2: Distribuzione per area geografica dei campioni "paired" di banche sane					
	Campione 1	Campione 2	Campione 3	Campione 4	Campione 5
Nord-ovest	11	8	6	4	12
Nord-est	2	4	10	9	11
Centro	5	4	6	6	2
Mezzogiorno e Isole	17	19	13	16	10
Totale	35	35	35	35	35

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Al fine di tenere conto dell'esigenza della rappresentatività si sono costruiti due insiemi "sbilanciati", in termini di numerosità, a favore delle banche sane. Per cui per ogni banca andata in crisi sono state estratte cinque banche sane³⁹ appartenenti alla medesima categoria dimensionale. Anche in questo caso l'operazione di estrazione è stata ripetuta cinque volte.

Tav. 3: Distribuzione per area geografica dei campioni "unpaired" di banche sane					
	Campione 1	Campione 2	Campione 3	Campione 4	Campione 5
Nord-ovest	35	39	40	39	36
Nord-est	46	43	34	29	36
Centro	31	31	38	38	36
Mezzogiorno e Isole	63	62	63	69	67
Totale	175	175	175	175	175

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

L'insieme di caratteristiche utilizzate come variabili discriminanti tra banche sane e in crisi è rappresentato dai sette indicatori del Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi vigenti prima della riforma del dicembre 1996⁴⁰. Poiché l'intento del modello è quello di valutarne la capacità predittiva, esse sono state misurate un numero di periodi prima che venisse rilevato lo stato della banca. Nella fattispecie in esame si sono considerati tre anni, due anni e un anno prima dell'evento.

In merito agli indicatori c'è da evidenziare un ulteriore aspetto. Poiché lo studio qui presentato abbraccia un periodo di circa sette anni, gli indicatori utilizzati come variabili esplicative risentono necessariamente del ciclo economico. Inoltre, è un dato di fatto che gli indicatori delle banche localizzate nell'area meridionale del paese siano peggiori di quelli delle banche che operano nelle altre aree e risentano in modo maggiore delle fasi negative del ciclo economico. Questo fatto crea certamente distorsioni significative nella stima del modello e nei risultati di classificazione ottenuti.

³⁹ Naturalmente questo richiede che si correggano le probabilità a priori in relazione alla diversa numerosità dei due gruppi.

⁴⁰ Gli indicatori sono riportati nell'Appendice 1 al presente lavoro.

Per questa ragione si è apportata una correzione (normalizzazione) agli indici riferiti a ciascuna data delle singole banche rapportandoli alle corrispondenti medie delle rispettive aree geografiche di appartenenza. In questo modo si ha una depurazione dell'effetto del ciclo economico (regionale) e si tiene conto delle differenze “strutturali” tra banche che operano in aree geografiche diverse.

Una volta costruiti i due gruppi di banche in crisi e sane, il modello di EWS richiede che si creino un campione di stima e uno di verifica dei risultati. Il campione di verifica (o di controllo) viene impiegato per effettuare una previsione “out-of-sample”, utilizzando i parametri stimati attraverso il campione di stima, al fine di valutare la capacità discriminatoria del modello eliminando il “selection-bias” che si verificherebbe qualora si utilizzassero le stesse unità impiegate per la stima nella verifica del modello.

A tal fine, da ciascuno dei due gruppi di banche in crisi e sane è stato estratto un campione di stima pari al 57,14% del numero complessivo di unità costituenti i due insiemi e uno di verifica rappresentato dalle restanti unità⁴¹. Al fine di ridurre l'effetto di componenti casuali sulla stima e sui risultati di classificazione ottenuti e valutarne la stabilità, la procedura di estrazione è stata effettuata cinque volte⁴². Pertanto si hanno cinque campioni di stima e cinque di verifica.

Infine, per la stima del modello è stata utilizzata una regressione di tipo “logit”, in quanto, nel caso qui in esame, è stata ritenuta più valida rispetto al modello classico di analisi discriminate lineare.

2. I risultati ottenuti

2.1 Alcune statistiche descrittive

Prima di riportare i risultati delle stime del modello di EWS qui proposto, può essere utile fornire alcune statistiche descrittive delle popolazioni considerate.

A tale fine si sono calcolati i valori medi e le deviazioni standard degli indicatori per i due gruppi di banche in crisi e sane.

I risultati sono riportati nelle tavole che seguono.

⁴¹ Pertanto nel caso di gruppi bilanciati per numerosità il campione di stima è costituito da 20 unità in crisi e 20 sane e quello di verifica dalle restanti 30 unità. Nel caso di gruppi sbilanciati il campione di stima è costituito da 20 banche in crisi e da 100 banche sane e quello di verifica da 15 banche in crisi e 75 banche sane.

⁴² Si sono creati quindi cinque gruppi di stima di banche in crisi per ciascuno dei quali sono stati estratti casualmente cinque gruppi di banche sane, per un totale, pertanto di venticinque gruppi di sane. Per ciascuno di questi cinque gruppi di banche sane è stata poi effettuata una “media orizzontale” (ossia per riga) dei valori degli indicatori.

	t-3		t-2		t-1	
	media	deviazione standard	media	deviazione standard	media	deviazione standard
A1	142,96	86,48	166,93	105,33	174,32	120,28
A2	170,35	123,47	192,25	132,05	184,87	126,10
A3	144,22	72,15	147,27	70,27	147,79	74,70
B	97,25	96,52	86,68	73,62	81,89	43,35
C	89,32	25,82	95,33	28,41	92,03	25,88
D1	110,31	25,53	107,82	25,06	116,49	30,90
D2	127,88	45,25	129,37	53,52	136,36	75,72

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Come si può notare, i valori medi degli indicatori del gruppo delle banche in crisi tendono a mostrare, salvo alcune eccezioni⁴³, un peggioramento rispetto al valore rilevato nel periodo precedente, mano a mano che ci si avvicina alla data di accertamento dello stato di crisi della banca. Inoltre, la deviazione standard dell'indicatore B (Patrimonio di Vigilanza / Massa Fiduciaria) si riduce significativamente dal periodo t-3 al t-1, il che dimostra la significatività di tale rapporto nell'indicare lo stato di crisi di una banca.

		A1	A2	A3	B	C	D1	D2
Gruppo 1	Media	87,05	65,96	170,37	140,75	127,33	87,66	100,81
	d. standard	54,73	46,78	113,83	101,66	43,20	23,75	37,83
Gruppo 2	Media	102,16	98,11	159,91	107,57	117,59	100,39	115,44
	d. standard	66,51	95,14	75,02	52,54	53,76	22,41	33,41
Gruppo 3	Media	102,83	87,78	161,14	119,24	118,33	100,21	113,19
	d. standard	57,42	52,45	82,67	60,95	38,15	26,36	39,86
Gruppo 4	Media	106,23	92,86	166,94	101,41	122,80	102,16	108,22
	d. standard	56,11	49,31	82,23	36,34	36,97	25,36	39,31
Gruppo 5	Media	110,24	99,19	170,17	107,45	111,60	104,67	112,88
	d. standard	66,40	70,40	74,94	41,11	30,34	21,61	40,68

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

⁴³ L'indicatore C di liquidità dal periodo t-3 al t-2, l'A2 di rischiosità dal t-2 al t-1, e il D1 di redditività dal t-3 al t-2.

Tav. 6: valori medi e deviazione standard degli indicatori dei 5 gruppi “unpaired” di banche sane

		A1	A2	A3	B	C	D1	D2
Gruppo 1	Media	102,66	89,12	162,25	116,65	116,22	97,53	109,11
	d. standard	65,55	69,85	74,07	56,11	37,50	23,52	38,73
Gruppo 2	Media	94,66	81,92	157,13	120,68	120,71	95,63	109,20
	d. standard	60,73	71,27	83,08	64,37	39,52	22,51	34,76
Gruppo 3	Media	97,95	86,50	149,81	121,62	115,81	97,30	115,15
	d. standard	54,32	58,98	64,49	76,75	45,82	22,97	37,97
Gruppo 4	Media	95,28	84,19	160,66	111,91	123,67	96,93	109,62
	d. standard	53,48	59,25	79,34	43,35	39,40	22,05	40,41
Gruppo 5	Media	88,46	76,21	151,44	120,69	120,51	96,61	109,96
	d. standard	53,10	50,89	65,01	67,52	48,11	22,53	37,87

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Da un primo esame dei dati emerge anche una differenza tra i valori medi degli indicatori dei due gruppi delle banche in crisi e sane.

La significatività statistica di questa differenza può essere verificata attraverso un classico test “t” sulla differenza tra due medie⁴⁴ i cui risultati sono riportati nelle tavole successive.

Come si può notare differenze significative tra le medie degli indicatori dei due gruppi di banche emergono in particolare per gli indicatori A2 di rischiosità (Sofferenze / Patrimonio di Vigilanza) e C di liquidità (Riserve liquide nette / Provvista complessiva netta).

Per gli altri indicatori si hanno differenze significative, che risultano rilevanti dal periodo t-2, per il rapporto di rischiosità A1 (Sofferenze / Impieghi) e per quello B di solvibilità (Patrimonio di Vigilanza / Massa Fiducaria).

Per gli indici di conto economico D1 (Costi di struttura / Margine di Intermediazione) e D2 (Costi di Struttura - Saldo Servizi / Totale Attivo) si notano differenze significative tra le medie dei due gruppi di banche anche se di ordine inferiore rispetto agli altri rapporti.

Le differenze tra le medie dei gruppi di banche in crisi e sane per l'indicatore A3 di concentrazione (Impieghi ai primi 10 clienti / Totale impieghi) non risultano invece mai significative.

⁴⁴ Come noto la differenza tra due medie si distribuisce secondo una statistica t di Student. In questo modo si può sottoporre a verifica l'ipotesi nulla che le medie degli indicatori delle due popolazioni di banche sia eguale, contro l'ipotesi alternativa che esse differiscano. Posto un livello di significatività del 95% l'ipotesi nulla viene accettata se il valore della statistica $|t| < 1,96$.

Infine come era da aspettarsi la significatività delle differenze tra le medie degli indicatori aumenta con l'avvicinarsi della data di accertamento dello stato di crisi⁴⁵.

Tav. 7: test t sulla differenza tra le medie del gruppo delle banche in crisi e i cinque gruppi estratti di banche sane (campioni paired)

		Gruppo 1	Gruppo 2	Gruppo 3	Gruppo 4	Gruppo 5
t-3	A1	-3,198	-1,96	-2,259	-2,086	-1,759 ^a
	A2	-4,618	-4,048	-4,105	-3,405	-2,93
	A3	1,143 ^a	3,698	2,714	1,221 ^a	1,466 ^a
	B	1,823 ^a	1,108 ^a	1,109 ^a	0,236 ^a	0,568 ^a
	C	4,451	6,439	5,184	4,37	3,288
	D1	-3,812	-2,675	-2,194	-1,33 ^a	-0,988 ^a
	D2	-2,692	-2,019	-1,253 ^a	-1,924 ^a	-1,447 ^a
t-2	A1	-3,936	-2,814	-3,131	-2,975	-2,666
	A2	-5,265	-4,702	-4,781	-4,119	-3,638
	A3	1,017 ^a	3,575	2,583	1,069 ^a	1,31 ^a
	B	2,536	2,031	2,042	1,049 ^a	1,441 ^a
	C	3,645	5,473	4,247	3,466	2,299
	D1	-3,427	-2,272	-1,809 ^a	-0,933 ^a	-0,558 ^a
	D2	-2,553	-1,927 ^a	-1,254 ^a	-1,867 ^a	-1,438 ^a
t-1	A1	-3,86	-2,871	-3,135	-2,999	-2,729
	A2	-5,164	-4,574	-4,66	-3,97	-3,471
	A3	0,977 ^a	3,452	2,493	1,013 ^a	1,242 ^a
	B	3,144	3,113	3,154	2,025	2,512
	C	4,131	6,083	4,825	4,013	2,885
	D1	-4,336	-3,325	-2,876	-2,104	-1,837 ^a
	D2	-2,456	-1,95 ^a	-1,447 ^a	-1,929 ^a	-1,598 ^a

^a Differenze non significative al 95%

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Questo primo esame di tipo descrittivo dei dati mostra pertanto che già a partire da tre anni prima dell'accertamento dello stato di crisi si denotano delle differenze significative tra gli indicatori delle banche in crisi e quelli delle banche sane e che la significatività di tali differenze, e quindi la capacità discriminativa, risulta più elevata per alcuni indicatori piuttosto che per altri.

⁴⁵ Per l'indicatore C tuttavia questa significatività cala nel periodo t-2 per poi crescere nuovamente a t-1. Poiché comunque questo indicatore costituirà quello maggiormente selezionato nel modello di EWS, questo risultato spiega il peggioramento della capacità di classificazione del modello riscontrata nel periodo t-2.

Tav. 8: test t sulla differenza tra le medie del gruppo delle banche in crisi e i cinque gruppi estratti di banche sane (campioni unpaired)

		Gruppo 1	Gruppo 2	Gruppo 3	Gruppo 4	Gruppo 5
t-3	A1	1,035 ^a	-3,111	-2,924	-3,102	-3,547
	A2	-3,722	-4,047	-3,875	-3,981	-4,374
	A3	1,328 ^a	0,93 ^a	0,421 ^a	1,196 ^a	0,543 ^a
	B	1,135 ^a	1,358 ^a	1,389 ^a	0,869 ^a	1,353 ^a
	C	5,115	5,876	4,711	6,437	5,442
	D1	-2,704	-3,125	-2,761	-2,857	-2,916
	D2	-2,263	-2,279	-1,539 ^a	-2,189	-2,166
t-2	A1	-3,431	-3,877	-3,724	-3,871	-4,241
	A2	-4,435	-4,74	-4,581	-4,681	-5,051
	A3	1,128 ^a	0,725 ^a	0,196 ^a	0,995 ^a	0,32 ^a
	B	2,25	2,513	2,515	1,934 ^a	2,497
	C	3,705	4,44	3,425	4,963	4,141
	D1	-2,212	-2,638	-2,269	-2,364	-2,425
	D2	-2,104	-2,113	-1,479 ^a	-2,042	-2,019
t-1	A1	-3,378	-3,769	-3,631	-3,76	-4,085
	A2	-4,301	-4,619	-4,455	-4,559	-4,947
	A3	1,035 ^a	0,655 ^a	0,148 ^a	0,91 ^a	0,266 ^a
	B	4,062	4,366	4,214	3,695	4,303
	C	4,592	5,36	4,223	5,919	4,962
	D1	-3,393	-3,749	-3,441	-3,522	-3,572
	D2	-2,048	-2,05	-1,595 ^a	-2,005	-1,985

^a Differenze non significative al 95%

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Ulteriori elaborazioni di tipo descrittivo possono compiersi sui campioni di stima estratti dalle “popolazioni” di banche in crisi e sane.

Per questi si riportano, nelle due tavole seguenti, le medie degli indicatori, per ciascuno dei periodi considerati, dei due gruppi di banche in crisi e sane.

Le differenze tra le medie dei due gruppi danno un’indicazione della direzione dei risultati che si otterranno nella stima del modello di EWS di cui si darà illustrazione nel paragrafo successivo.

Tav. 9: valori medi degli indicatori dei 5 campioni di stima “paired” estratti											
		Campione 1		Campione 2		Campione 3		Campione 4		Campione 5	
		In Crisi	Sane	In Crisi	Sane	In Crisi	Sane	In Crisi	Sane	In Crisi	Sane
t-3	A1	142,53	89,81	147,59	101,58	160,84	104,19	156,68	104,51	121,82	110,34
	A2	177,27	68,10	177,90	96,12	198,33	88,55	161,46	88,72	166,45	101,01
	A3	147,88	179,13	149,28	156,49	155,02	164,88	158,82	163,15	142,84	168,10
	B	103,74	127,17	108,14	104,81	109,09	121,13	115,72	104,40	103,56	104,96
	C	89,15	125,90	87,89	115,91	93,05	117,79	88,57	124,27	85,35	112,12
	D1	115,06	91,50	113,28	99,51	111,15	99,99	108,60	101,92	113,29	104,90
	D2	129,76	104,17	130,19	115,23	136,23	114,66	136,96	108,61	126,95	108,78
t-2	A1	162,69	89,81	189,01	101,58	186,27	104,19	185,88	104,51	153,75	110,34
	A2	194,17	68,10	210,33	96,12	214,79	88,55	189,00	88,72	192,07	101,01
	A3	144,79	179,13	151,47	156,49	154,17	164,88	157,41	163,15	147,02	168,10
	B	90,20	127,17	95,55	104,81	93,30	121,13	101,88	104,40	91,38	104,96
	C	97,36	125,90	91,47	115,91	95,08	117,79	92,72	124,27	91,99	112,12
	D1	109,69	91,50	110,77	99,51	110,24	99,99	105,59	101,92	111,40	104,90
	D2	130,09	104,17	136,14	115,23	141,45	114,66	141,26	108,61	130,06	108,78
t-1	A1	183,13	89,81	200,04	101,58	203,09	104,19	191,60	104,51	169,12	110,34
	A2	204,42	68,10	201,98	96,12	206,85	88,55	179,03	88,72	184,18	101,01
	A3	151,06	179,13	155,91	156,49	143,75	164,88	157,78	163,15	141,06	168,10
	B	76,80	127,17	85,90	104,81	81,92	121,13	94,64	104,40	82,51	104,96
	C	93,27	125,90	89,15	115,91	93,61	117,79	88,22	124,27	93,07	112,12
	D1	121,67	91,50	114,66	99,51	122,65	99,99	115,68	101,92	115,87	104,90
	D2	137,26	104,17	137,91	115,23	153,14	114,66	150,40	108,61	138,55	108,78

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 10: valori medi degli indicatori dei 5 campioni di stima “unpaired” estratti

		Campione 1		Campione 2		Campione 3		Campione 4		Campione 5	
		In Crisi	Sane	In Crisi	Sane	In Crisi	Sane	In Crisi	Sane	In Crisi	Sane
t-3	A1	142,53	105,21	147,59	95,92	160,84	96,94	156,68	96,55	121,82	88,29
	A2	177,27	88,25	177,90	87,01	198,33	84,49	161,46	82,60	166,45	74,82
	A3	147,88	167,20	149,28	151,77	155,02	158,31	158,82	165,55	142,84	154,72
	B	103,74	117,26	108,14	118,55	109,09	123,18	115,72	113,23	103,56	121,70
	C	89,15	119,41	87,89	117,38	93,05	118,82	88,57	125,51	85,35	120,58
	D1	115,06	97,09	113,28	96,68	111,15	97,04	108,60	95,42	113,29	97,69
	D2	129,76	108,43	130,19	108,86	136,23	116,92	136,96	109,04	126,95	110,48
t-2	A1	162,69	105,21	189,01	95,92	186,27	96,94	185,88	96,55	153,75	88,29
	A2	194,17	88,25	210,33	87,01	214,79	84,49	189,00	82,60	192,07	74,82
	A3	144,79	167,20	151,47	151,77	154,17	158,31	157,41	165,55	147,02	154,72
	B	90,20	117,26	95,55	118,55	93,30	123,18	101,88	113,23	91,38	121,70
	C	97,36	119,41	91,47	117,38	95,08	118,82	92,72	125,51	91,99	120,58
	D1	109,69	97,09	110,77	96,68	110,24	97,04	105,59	95,42	111,40	97,69
	D2	130,09	108,43	136,14	108,86	141,45	116,92	141,26	109,04	130,06	110,48
t-1	A1	183,13	105,21	200,04	95,92	203,09	96,94	191,60	96,55	169,12	88,29
	A2	204,42	88,25	201,98	87,01	206,85	84,49	179,03	82,60	184,18	74,82
	A3	151,06	167,20	155,91	151,77	143,75	158,31	157,78	165,55	141,06	154,72
	B	76,80	117,26	85,90	118,55	81,92	123,18	94,64	113,23	82,51	121,70
	C	93,27	119,41	89,15	117,38	93,61	118,82	88,22	125,51	93,07	120,58
	D1	121,67	97,09	114,66	96,68	122,65	97,04	115,68	95,42	115,87	97,69
	D2	137,26	108,43	137,91	108,86	153,14	116,92	150,40	109,04	138,55	110,48

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

2.2 La stima del modello di EWS

Nel corso di questo paragrafo si illustreranno i risultati del modello di EWS stimato.

Come detto, per la stima si è utilizzata una regressione di tipo “logit” dal momento che essa presenta dei vantaggi, ben evidenziati in letteratura⁴⁶, rispetto alle altre specificazioni possibili di un modello di EWS.

La funzione è pertanto

⁴⁶ Cfr.: D. Martin “Early Warning of Bank Failure”, Journal of Banking and Finance, 1977, vol. 1, num. 4, pp. 249-276.

$$\text{Prob}(Y_j = 1) = \frac{1}{1 + e^{-x_j'b}}$$

la quale viene stimata con il metodo della Massima Verosimiglianza.

Alla funzione è stata applicata una procedura di tipo “stepwise” al fine di selezionare le variabili che permettono di spiegare la maggior parte della varianza del fenomeno⁴⁷.

Nelle tavole che seguono si riportano i risultati per i cinque campioni di banche “paired” e “unpaired” utilizzati nella stima del modello

In ciascuna di queste sono riportate le variabili selezionate nella stima del modello, il coefficiente di regressione, l'errore standard di questo, la statistica di Wald i suoi gradi di libertà e significatività, il coefficiente di correlazione parziale R e l'effetto, indicato con Exp(B) e denominato “odds-ratio”, che l'incremento di una unità nella variabile indipendente produce sul rapporto tra la probabilità che si verifichi lo stato crisi e la probabilità che la banca rimanga sana.

Inoltre vengono indicate, per ciascuna delle regressioni stimate, delle statistiche che mostrano la capacità esplicativa del modello stimato. Tali statistiche sono rappresentate dall'inverso del logaritmo della verosimiglianza, da un coefficiente di bontà di adattamento, e dai coefficienti R² di Cox & Snell e Nagelkerke⁴⁸.

Tav. 11: Risultati di stima del modello - campione 1 di banche “paired”

	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A2	0,0372	0,0175	4,4967	1	0,034	0,2122	1,0379
	AREAG	3,1509	1,5547	4,1077	1	0,0427	0,195	23,3578
	C	-0,122	0,0554	4,8506	1	0,0276	-0,2267	0,8852
t-2	AREAG	1,9987	0,8274	5,8351	1	0,0157	0,263	7,3796
	A2	0,0228	0,0102	4,9518	1	0,0261	0,2307	1,023
	C	-0,0763	0,0256	8,8703	1	0,0029	-0,352	0,9265
t-1	AREAG	1,9112	0,8627	4,9079	1	0,0267	0,229	6,7614
	A2	0,0303	0,0158	3,6903	1	0,0547	0,1746	1,0308
	C	-0,0846	0,0301	7,9078	1	0,0049	-0,3264	0,9189
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	14,604	12,197	0,64	0,853				
t-2	20,412	35,031	0,584	0,778				
t-1	15,704	25,662	0,63	0,84				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

⁴⁷ La selezione delle variabili da includere nel modello viene effettuata attraverso un Wald-test, si veda a tal fine M. Norušis “SPSS Professional Statistics 7.5”, SPSS Inc, 1997 Chicago.

⁴⁸ Si veda M. Norušis op. cit. .

Tav. 12: Risultati di stima del modello - campione 2 di banche "paired"

	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A2	0,0084	0,0048	3,0684	1	0,0798	0,1388	1,0084
	AREAG	1,4366	0,521	7,6017	1	0,0058	0,3178	4,2062
	C	-0,0563	0,0181	9,6833	1	0,0019	-0,3722	0,9453
t-2	AREAG	1,4544	0,5728	6,448	1	0,0111	0,2832	4,2821
	A1	0,0113	0,0055	4,1438	1	0,0418	0,1966	1,0113
	C	-0,0599	0,0202	8,8252	1	0,003	-0,3508	0,9419
t-1	A2	0,0212	0,008	6,997	1	0,0082	0,3002	1,0214
	AREAG	2,4243	0,8387	8,3551	1	0,0038	0,3385	11,2948
	C	-0,106	0,0342	9,6076	1	0,0019	-0,3704	0,8995
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	34,03	42,719	0,415	0,553				
t-2	33,264	57,647	0,426	0,568				
t-1	23,381	33,678	0,551	0,735				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 13: Risultati di stima del modello - campione 3 di banche "paired"

	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A2	0,0209	0,0113	3,4085	1	0,0649	0,1594	1,0211
	AREAG	1,6337	0,6374	6,5697	1	0,0104	0,2871	5,1228
	C	-0,0676	0,0216	9,7438	1	0,0018	-0,3737	0,9347
t-2	A2	0,0207	0,0113	3,3583	1	0,0669	0,225	1,0209
	AREAG	1,3804	0,5872	5,5269	1	0,0187	0,3626	3,9763
	C	-0,061	0,0194	9,9375	1	0,0016	-0,544	0,9408
t-1	AREAG	1,4021	0,625	5,0319	1	0,0249	0,411	4,0635
	A2	0,0608	0,0272	5,0044	1	0,0253	0,4091	1,0627
	C	-0,1007	0,0336	9,0042	1	0,0027	-0,6246	0,9042
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	26,292	32,267	0,518	0,69				
t-2	26,821	43,466	0,511	0,682				
t-1	17,951	26,174	0,608	0,811				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 14: Risultati di stima del modello - campione 4 di banche "paired"

	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A1	0,0441	0,0215	4,226	1	0,0398	0,2905	1,0451
	AREAG	1,6884	0,7025	5,7765	1	0,0162	0,3784	5,411
	C	-0,097	0,0345	7,8774	1	0,005	-0,4721	0,9076
t-2	AREAG	1,7129	0,735	5,4317	1	0,0198	0,2488	5,5453
	A2	0,0259	0,0136	3,6421	1	0,0563	0,1721	1,0263
	C	-0,0794	0,0276	8,2984	1	0,004	-0,337	0,9237
t-1	AREAG	1,4781	0,7054	4,3903	1	0,0361	0,3311	4,3844
	A2	0,0451	0,0236	3,6489	1	0,0561	0,275	1,0461
	C	-0,0912	0,0375	5,9066	1	0,0151	-0,4233	0,9128
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	22,457	22,462	0,562	0,749				
t-2	23,864	23,353	0,546	0,728				
t-1	21,803	25,368	0,569	0,758				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 15: Risultati di stima del modello - campione 5 di banche "paired"

	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A2	0,0208	0,0106	3,8198	1	0,0507	0,1812	1,021
	AREAG	2,1489	0,7286	8,6981	1	0,0032	0,3475	8,5757
	C	-0,0891	0,0276	10,3939	1	0,0013	-0,3891	0,9148
t-2	A1	0,0136	0,0083	2,6824	1	0,1015	0,1109	1,0137
	AREAG	2,1116	0,6768	9,7353	1	0,0018	0,3735	8,2615
	C	-0,0767	0,0243	9,9777	1	0,0016	-0,3793	0,9262
t-1	AREAG	2,51	0,8234	9,2922	1	0,0023	0,5282	12,3051
	C	-0,0658	0,0237	7,7058	1	0,0055	-0,4672	0,9363
	A1	0,0347	0,0187	3,4536	1	0,0631	0,2358	1,0353
	B	-0,0588	0,0305	3,7035	1	0,0543	-0,2553	0,9429
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	21,437	22,106	0,573	0,764				
t-2	26,412	38,798	0,516	0,688				
t-1	18,396	33,462	0,604	0,805				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 16: Risultati di stima del modello - campione 1 di banche “unpaired”

	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A2	0,0185	0,0066	7,8066	1	0,0052	0,1868	1,0187
	AREAG	1,84	0,49	14,1037	1	0,0002	0,2697	6,2966
	C	-0,0905	0,0187	23,4328	1	0	-0,3589	0,9135
t-2	AREAG	1,6832	0,4868	11,9556	1	0,0005	0,2446	5,3825
	A2	0,0175	0,0053	10,7853	1	0,001	0,2298	1,0177
	C	-0,0825	0,0179	21,1165	1	0	-0,339	0,9208
t-1	AREAG	2,6834	0,7403	13,138	1	0,0003	0,2588	14,6352
	A2	0,0189	0,0074	6,5258	1	0,0106	0,1649	1,0191
	B	-0,0664	0,0233	8,0827	1	0,0045	-0,1912	0,9358
	C	-0,0849	0,0236	12,98	1	0,0003	-0,2569	0,9186
	D2	0,0248	0,0119	4,3233	1	0,0376	0,1182	1,0251
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	49,069	86,186	0,624	0,832				
t-2	57,359	388,669	0,597	0,796				
t-1	30,388	193,027	0,678	0,904				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 17: Risultati di stima del modello - campione 2 di banche “unpaired”

	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A1	0,0126	0,0051	6,0292	1	0,0141	0,1556	1,0127
	AREAG	1,7069	0,4181	16,6661	1	0	0,2969	5,5119
	C	-0,0818	0,0159	26,5441	1	0	-0,3841	0,9215
t-2	A1	0,0173	0,006	8,335	1	0,0039	0,1951	1,0175
	AREAG	1,6961	0,475	12,7524	1	0,0004	0,2542	5,4527
	B	-0,0066	0,0051	1,6309	1	0,2016	0	0,9935
	C	-0,0796	0,0174	20,9114	1	0	-0,3372	0,9234
t-1	AREAG	5,5595	1,854	8,9922	1	0,0027	0,205	259,697
	A1	0,0481	0,0156	9,5199	1	0,002	0,2126	1,0493
	B	-0,074	0,0277	7,1066	1	0,0077	-0,1752	0,9287
	C	-0,193	0,0627	9,4737	1	0,0021	-0,212	0,8245
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	54,155	221,029	0,607	0,81				
t-2	52,063	506,639	0,614	0,819				
t-1	18,563	19,845	0,708	0,944				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 18: Risultati di stima del modello - campione 3 di banche “unpaired”

	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A1	0,0098	0,0045	4,8275	1	0,028	0,1304	1,0098
	AREAG	1,1681	0,3402	11,7882	1	0,0006	0,2426	3,2159
	C	-0,0606	0,0118	26,5251	1	0	-0,384	0,9412
t-2	AREAG	0,9235	0,3545	6,7861	1	0,0092	0,1696	2,518
	A2	0,01	0,0039	6,5892	1	0,0103	0,1661	1,01
	C	-0,0537	0,0113	22,7213	1	0	-0,3529	0,9477
t-1	AREAG	1,4759	0,4655	10,0537	1	0,0015	0,22	4,3749
	A1	0,0188	0,0061	9,5053	1	0,002	0,2124	1,019
	B	-0,0322	0,0107	9,0246	1	0,0027	-0,2055	0,9683
	C	-0,052	0,016	10,5613	1	0,0012	-0,2269	0,9494
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	68,306	117,343	0,558	0,744				
t-2	68,226	165,861	0,559	0,745				
t-1	49,032	105,44	0,624	0,832				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 19: Risultati di stima del modello - campione 4 di banche “unpaired”

	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A1	0,0221	0,0094	5,4913	1	0,0191	0,1449	1,0224
	AREAG	1,8961	0,5416	12,2559	1	0,0005	0,2483	6,6599
	C	-0,0933	0,0188	24,5628	1	0	-0,3683	0,911
t-2	AREAG	2,1493	0,6161	12,1684	1	0,0005	0,2472	8,5785
	A1	0,0189	0,0071	7,0817	1	0,0078	0,1748	1,0191
	C	-0,0985	0,021	22,0159	1	0	-0,3469	0,9062
t-1	A1	0,0243	0,0101	5,7937	1	0,0161	0,151	1,0246
	AREAG	2,6993	0,7438	13,1721	1	0,0003	0,2591	14,8699
	B	-0,0283	0,0152	3,4427	1	0,0635	-0,0931	0,9721
	C	-0,097	0,0233	17,3401	1	0	-0,3037	0,9076
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	41,37	109,971	0,647	0,863				
t-2	38,907	173,501	0,654	0,872				
t-1	30,976	543,71	0,676	0,902				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 20: Risultati di stima del modello - campione 5 di banche “unpaired”								
	Variabile	Coefficiente	Errore standard	Wald	Gradi di libertà	Significatività	R	Exp(B)
t-3	A2	0,0391	0,0104	13,9861	1	0,0002	0,2684	1,0398
	AREAG	1,1578	0,3802	9,2764	1	0,0023	0,2091	3,183
	C	-0,0945	0,0204	21,3618	1	0	-0,3412	0,9099
t-2	AREAG	1,0043	0,4007	6,2822	1	0,0122	0,1604	2,73
	A2	0,0364	0,0099	13,4244	1	0,0002	0,2621	1,037
	C	-0,0855	0,0178	22,9333	1	0	-0,3547	0,9181
t-1	AREAG	2,3033	0,7474	9,4985	1	0,0021	0,2123	10,0075
	A1	0,0414	0,0184	5,0779	1	0,0242	0,136	1,0423
	B	-0,1293	0,0368	12,3239	1	0,0004	-0,2491	0,8787
	C	-0,0523	0,021	6,2161	1	0,0127	-0,1592	0,9491
	D2	0,0331	0,0174	3,6228	1	0,057	0,0988	1,0337
	-2 Log Likelihood	Goodness of Fit	Cox & Snell - R²	Nagelkerke - R²				
t-3	41,331	148,369	0,647	0,863				
t-2	42,378	63,394	0,644	0,859				
t-1	21,182	23,262	0,702	0,936				

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Dalle tavole sopra riportate si possono trarre le seguenti considerazioni di sintesi:

1. dei sette indicatori del sistema di monitoraggio del FITD, nella maggior parte dei casi solo due o tre (in pochi casi quattro), risultano significativi per la previsione dello stato di salute delle banche considerate nell'esercizio. Si noti che nei campioni di stima di banche “unpaired”, probabilmente per la maggiore numerosità la quale può avere effetto sulla varianza tra i gruppi, un maggior numero di indicatori risulta significativo. Inoltre la variabile dummy rappresentativa dell'area geografica di appartenenza della banca (AREAG) è significativa in tutte le regressioni stimate;
2. la capacità esplicativa del modello stimato risulta nel complesso molto soddisfacente (così come evidenziato dalle statistiche R² di Cox & Snell e Nagelkerke) e crescente, come era logico attendersi, con l'avvicinarsi dell'accertamento della situazione della banca. In alcuni casi, soprattutto per i campioni di stima “paired”, si verifica un peggioramento della bontà di adattamento del modello dal tempo t-3 al t-2, probabilmente per il calo nella differenza tra i valori medi dei due gruppi di banche per l'indicatore C;
3. per quanto concerne, infine, eventuali differenze nelle stime tra i diversi campioni selezionati esse sembrano determinate per lo più da fattori di ordine stocastico. Si rileva, inoltre, un miglioramento della bontà di adattamento con i campioni di stima di banche “unpaired”.

2.3 La verifica dei risultati

Al fine di verificare la capacità previsiva del modello stimato, un primo passo è costituito dal confronto tra le probabilità medie stimate nei due gruppi di banche.

Come si può notare dalle due tavole che seguono, nelle quali si riportano le medie di tali probabilità stimate nei campioni di stima e di verifica dei gruppi di banche “paired” e “unpaired”, il valore medio stimato della probabilità che si verifichi l’evento crisi è ben più alto per le banche effettivamente andate in crisi che per quelle rimaste sane. Ciò fornisce una prima indicazione della buona capacità del modello di distinguere le banche in crisi da quelle sane.

Tav. 21: Valori medi delle probabilità stimate nei campioni di stima			
	Paired		
	t-3	t-2	t-1
<i>In Crisi</i>	0,82	0,81	0,86
<i>Sane</i>	0,20	0,22	0,16
	Unpaired		
<i>In Crisi</i>	0,67	0,66	0,79
<i>Sane</i>	0,09	0,07	0,03

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 22: Valori medi delle probabilità stimate nei campioni di verifica			
	Paired		
	t-3	t-2	t-1
<i>In Crisi</i>	0,81	0,79	0,82
<i>Sane</i>	0,24	0,24	0,22
	Unpaired		
<i>In Crisi</i>	0,64	0,59	0,68
<i>Sane</i>	0,11	0,08	0,03

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Un passo ulteriore per la verifica della capacità previsiva del modello di EWS stimato è quello di confrontare la classificazione delle banche nei due gruppi in crisi / sane ottenuta attraverso il modello con quella effettivamente osservata.

A tal fine si è effettuato il confronto tra i “valori” previsti e quelli osservati sia per gli insiemi di banche (“paired” e “unpaired”) utilizzati per stimare il modello (verifica “in-sample”), che per quelli, invece, “tenuti fuori” (hold-out sample) ai quali si sono applicati i parametri stimati ai valori degli indicatori, al fine di verificare (out-of-sample) la capacità previsiva del modello.

I risultati di classificazione sono riportati nella quattro tavole che seguono.

Come si può notare, nella previsione “in-sample” il modello riesce a classificare correttamente una percentuale di banche compresa tra l’80 e il 95% (tavv. 23 e 24). Come ci si poteva attendere la bontà previsiva cresce con l’avvicinarsi del momento in cui viene accertato lo stato della banca, tuttavia, già dal periodo t-3, il modello riesce a classificare correttamente una percentuale di banche superiore all’80 %.

Risultati leggermente peggiori si ottengono nella previsione “out-of-sample”, tuttavia anche in questo caso la percentuale di banche classificate correttamente è molto soddisfacente variando dal 75 all’85% (tavv. 25 e 26).

Tav. 23: Risultati di classificazione del modello - campione di stima banche “paired”								
- %-ali di banche -								
			Previsto t-3		Previsto t-2		Previsto t-1	
			<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>	<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>	<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>
Campione 1	Osservato	<i>Sane</i>	90,00	10,00	90,00	10,00	95,00	5,00
		<i>In crisi</i>	15,00	85,00	10,00	90,00	5,00	95,00
Campione 2	Osservato	<i>Sane</i>	85,00	15,00	85,00	15,00	85,00	15,00
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	20,00	80,00	10,00	90,00
Campione 3	Osservato	<i>Sane</i>	90,00	10,00	90,00	10,00	90,00	10,00
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	15,00	85,00	10,00	90,00
Campione 4	Osservato	<i>Sane</i>	90,00	10,00	90,00	10,00	90,00	10,00
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	15,00	85,00	15,00	85,00
Campione 5	Osservato	<i>Sane</i>	90,00	10,00	90,00	10,00	90,00	10,00
		<i>In crisi</i>	15,00	85,00	15,00	85,00	5,00	95,00
Totale	Osservato	<i>Sane</i>	89,00	11,00	89,00	11,00	90,00	10,00
		<i>In crisi</i>	18,00	82,00	15,00	85,00	9,00	91,00

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 24: Risultati di classificazione del modello - campione di stima banche “unpaired”								
- %-ali di banche -								
			Previsto t-3		Previsto t-2		Previsto t-1	
			<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>	<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>	<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>
Campione 1	Osservato	<i>Sane</i>	89,00	11,00	87,00	13,00	95,00	5,00
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	15,00	85,00	10,00	90,00
Campione 2	Osservato	<i>Sane</i>	89,00	11,00	90,00	10,00	96,00	4,00
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	20,00	80,00	5,00	95,00
Campione 3	Osservato	<i>Sane</i>	85,00	15,00	86,00	14,00	90,00	10,00
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	20,00	80,00	10,00	90,00
Campione 4	Osservato	<i>Sane</i>	93,00	7,00	93,00	7,00	96,00	4,00
		<i>In crisi</i>	15,00	85,00	15,00	85,00	10,00	90,00
Campione 5	Osservato	<i>Sane</i>	94,00	6,00	93,00	7,00	97,00	3,00
		<i>In crisi</i>	5,00	95,00	15,00	85,00	5,00	95,00
Totale	Osservato	<i>Sane</i>	90,00	10,00	89,80	10,20	94,80	5,20
		<i>In crisi</i>	16,00	84,00	17,00	83,00	8,00	92,00

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 25: Risultati di classificazione del modello - campione di verifica banche “paired”								
- %-ali di banche -								
			Previsto t-3		Previsto t-2		Previsto t-1	
			<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>	<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>	<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>
Campione 1	Osservato	<i>Sane</i>	73,33	26,67	80,00	20,00	86,67	13,33
		<i>In crisi</i>	6,67	93,33	13,33	86,67	6,67	93,33
Campione 2	Osservato	<i>Sane</i>	66,67	33,33	66,67	33,33	66,67	33,33
		<i>In crisi</i>	13,33	86,67	20,00	80,00	20,00	80,00
Campione 3	Osservato	<i>Sane</i>	80,00	20,00	80,00	20,00	86,67	13,33
		<i>In crisi</i>	13,33	86,67	13,33	86,67	20,00	80,00
Campione 4	Osservato	<i>Sane</i>	93,33	6,67	80,00	20,00	60,00	40,00
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	20,00	80,00	13,33	86,67
Campione 5	Osservato	<i>Sane</i>	93,33	6,67	93,33	6,67	93,33	6,67
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	20,00	80,00	13,33	86,67
Totale	Osservato	<i>Sane</i>	81,33	18,67	80,00	20,00	78,67	21,33
		<i>In crisi</i>	14,67	85,33	17,33	82,67	14,67	85,33

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

Tav. 26: Risultati di classificazione del modello - campione di verifica banche "unpaired"								
- %-ali di banche -								
			Previsto t-3		Previsto t-2		Previsto t-1	
			<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>	<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>	<i>Sane</i>	<i>In crisi</i>
Campione 1	Osservato	<i>Sane</i>	20,00	80,00	13,33	86,67	66,67	33,33
		<i>In crisi</i>	13,33	86,67	20,00	80,00	20,00	80,00
Campione 2	Osservato	<i>Sane</i>	88,00	12,00	92,00	8,00	98,67	1,33
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	20,00	80,00	26,67	73,33
Campione 3	Osservato	<i>Sane</i>	82,67	17,33	82,67	17,33	96,00	4,00
		<i>In crisi</i>	13,33	86,67	20,00	80,00	20,00	80,00
Campione 4	Osservato	<i>Sane</i>	90,67	9,33	90,67	9,33	90,67	9,33
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	26,67	73,33	6,67	93,33
Campione 5	Osservato	<i>Sane</i>	98,67	1,33	96,00	4,00	98,67	1,33
		<i>In crisi</i>	33,33	66,67	40,00	60,00	40,00	60,00
Totale	Osservato	<i>Sane</i>	88,80	11,20	88,80	11,20	95,47	4,53
		<i>In crisi</i>	20,00	80,00	25,33	74,67	22,67	77,33

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

I risultati ottenuti permettono di affermare che l'insieme degli indicatori del FITD ha buone doti di previsione dello stato di salute delle banche, anche se, come si è detto, non tutti gli indicatori risultano efficaci nel prevedere le crisi bancarie, ma solo un sottoinsieme di essi.

2.4 Un confronto con il rating dello Statuto del FITD

L'ultimo passo dell'esercizio svolto è quello di verificare la capacità di prevedere lo stato di crisi che deriva dall'applicazione dei criteri dello Statuto (ossia di un modello descrittivo) e di confrontare la classificazione così ottenuta con quella del modello di EWS.

A tal fine si sono considerate le posizioni statutarie delle banche considerate come in crisi 3 anni, 2 anni e 1 anno prima dell'evento⁴⁹.

Allo scopo di avere un parametro di riferimento con il quale effettuare il confronto con il modello di EWS qui stimato, si sono considerate come "sane" le banche che risultavano "In Regola" o "In Osservazione" sulla base dei criteri statutari, e "in crisi" quelle che ricadevano nelle classi di "In Penalizzazione" e "Escludibilità".

I risultati dell'esercizio, riportati nella tav. 25, mostrano come i criteri statutari tre anni prima della crisi classifichino correttamente il 40% delle banche considerate come in crisi, mentre il modello di EWS riesce a individuare correttamente lo stato di crisi in oltre l'83% dei casi.

Due anni prima della crisi la capacità di classificazione ex-Statuto migliora passando al 51%, mentre quella dell'EWS sale all'87%.

⁴⁹ Come noto lo Statuto del Fondo in vigore prima della riforma del dicembre 1996 prevedeva quattro classi statutarie (In Regola, In Osservazione, In Penalizzazione e Escludibilità) le quali risultavano dall'applicazione di un insieme di soglie al set di indicatori dei profili gestionali illustrato in Appendice 1. Per una descrizione del sistema si veda lo Statuto del FITD (Roma 1989) e G. Bernagozzi "La valutazione della rischiosità delle aziende di credito nell'ottica del Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi" in *Redditività e rischiosità in banca nella prospettiva dell'integrazione europea*, Franco Angeli, Milano, 1990.

Un anno prima le percentuali sono del 71% e del 90%, rispettivamente con lo Statuto e l'EWS.

Tav. 25: Previsione dello stato delle banche andate in crisi sulla base dei criteri statutari e dell'EWS			
		Situazioni previste - %-ali di banche	
		Sane	In crisi
t-3	Statuto	60,00	40,00
	EWS	16,57	83,43
t-2	Statuto	48,57	51,43
	EWS	12,57	87,43
t-1	Statuto	28,57	71,43
	EWS	10,29	89,71

Fonte: ns. elaborazioni su dati FITD

La ragione della peggiore performance previsiva del modello ex-Statuto rispetto a quello di EWS, deriva presumibilmente da una non corretta fissazione delle soglie per gli indicatori. In questo caso specifico le soglie stabilite risulterebbero troppo “permissive”, e quindi non in grado di segnalare con un certo grado di anticipo lo stato di crisi della banca.

Quest'ultimo risultato mostra il limite dei modelli descrittivi i quali, rispetto a un modello statistico, non hanno una base “oggettiva” sulla quale fondarsi, presentando pertanto risultati “ex-post” considerevolmente insoddisfacenti rispetto all'obiettivo che loro si assegna.

III. Conclusioni e possibili sviluppi di ricerca

Gli obiettivi che ci si è prefissi con il presente lavoro sono stati quelli di:

1. proporre, all'attenzione degli operatori che si occupano di problematiche bancarie e in più in particolare a quelli interessati al fenomeno delle crisi delle istituzioni creditizie, modelli che possono servire da supporto per la previsione della crisi o per la valutazione dello stato di salute di un'azienda bancaria;
2. valutare la capacità segnaletica degli indicatori del Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi;
3. confrontare il modello di valutazione della rischiosità delle banche aderenti al FITD che deriva dall'applicazione dei principi dello Statuto del Fondo con quello implicito nella tecnica qui proposta.

In merito al primo obiettivo, dopo aver descritto sinteticamente le principali tecniche che possono essere utilizzate per la previsione dello stato di salute di un'azienda, si è svolto un esercizio applicativo di una delle tecniche descritte. L'esercizio in questione ha fornito risultati piuttosto incoraggianti, mostrando come si possa giungere a un giudizio, esatto in più dell'80% dei casi, sullo stato di salute di una banca facendo uso di un set limitato di variabili osservate un certo numero di anni prima. Questo primo risultato porta a affermare che tali modelli, tenuto conto dei loro limiti, possano fornire un utile supporto

alla valutazione dello stato di salute di un'impresa bancaria e incoraggia ad approfondire la sperimentazione di tali tecniche al fine di giungere ad una loro implementazione a fini operativi.

Con riferimento al secondo obiettivo, l'esercizio svolto ha mostrato che gli indicatori utilizzati dal FITD nel proprio sistema di monitoraggio hanno in sé una buona capacità di prevedere lo stato di crisi di una banca. Esso ha mostrato anche che non tutti gli indicatori utilizzati hanno la stessa valenza esplicativa: dei sette indicatori utilizzati dal FITD, nella maggior parte dei casi solo tre (e in alcuni casi quattro) sono stati considerati significativi nello spiegare lo stato di salute delle banche aderenti al Fondo⁵⁰. A tali indicatori inoltre è stata aggiunta una variabile dummy rappresentativa dell'area geografica di appartenenza della banca (AREAG), la quale è risultata significativa in tutte le regressioni stimate. Si deve tenere conto, inoltre, che agli indicatori originari sono state apportate delle correzioni per tenere in considerazione l'effetto del ciclo economico (regionale). Questi risultati confermano l'effetto delle "condizioni di ambiente" sulla situazione delle banche e indicano la necessità di valutarne lo stato di salute in relazione non solo a parametri di riferimento come un valore medio calcolato sull'intera popolazione, ma anche con riguardo a valori riferiti a "peer-groups" territoriali e dimensionali.

Poiché, come è noto, con la riforma dello Statuto del dicembre 1996 l'insieme degli indicatori facenti parte del sistema di monitoraggio del FITD è stato modificato, sarebbe, inoltre, utile verificare la capacità previsiva dello stato di salute delle banche degli indicatori attualmente vigenti attraverso un esercizio del tipo di quello qui svolto, così come sperimentare l'uso di indicatori alternativi.

Con riferimento al terzo obiettivo si è mostrato che il modello di valutazione della rischiosità bancaria che deriva dall'applicazione dei criteri dello Statuto del FITD antecedente alla riforma statutaria del 1996, presenta notevoli limiti in merito alla capacità di prevedere lo stato di crisi di una banca aderente. Tali limiti derivano probabilmente dal modo, soggettivo, in cui sono state stabilite le soglie per i singoli indicatori. Il modello di EWS, i cui coefficienti stimati rappresentano implicitamente delle soglie, presenta una capacità previsiva notevolmente superiore.

⁵⁰ Gli indicatori maggiormente selezionati sono l'indicatore A2 Sofferenze / Patrimonio di Vigilanza (o in alternativa l'A1 Sofferenze / Impieghi), quello di liquidità C (Riserve liquide nette / Provvista complessiva) e quello di solvibilità B (Patrimonio di Vigilanza / Massa Fiduciaria). In due casi è stato considerato significativo anche l'indicatore D2 (Costi di struttura - saldo servizi / Totale attivo netto).

**Appendice 1: Sistemi di monitoraggio in uso presso gli Organi di Vigilanza e
schemi di assicurazione dei depositi**

Istituzione (paese)	Modello di analisi	Profili tecnici	Indicatori e/o aspetti considerati per ciascun profilo ⁵¹	Rating
- Federal Reserve - FDIC - Office of the Comptroller of the Currency -Office of Thrift Supervision (USA)	UFIRS – CAMELS (Capital - Assets - Management – Earnings - Liquidity - Sensitivity) On site	A) Adeguatezza patrimoniale (C) B) Qualità dell’attivo (A) C) Qualità del management (M) D) Redditività (E) E) Liquidità (L) F) Esposizione ai rischi di mercato (S)	A) Adeguatezza e qualità del capitale, modalità di accesso al mercato dei capitali, volume tipologia e andamento dell’attivo “problematico”, adeguatezza degli accantonamenti prudenziali delle riserve e dei fondi rischi, composizione del bilancio in termini di rischio, esposizione al rischio derivante da operazioni fuori bilancio, qualità e solidità dei proventi di gestione B) Adeguatezza delle pratiche di affidamento, livello distribuzione e andamento dell’attivo “problematico”, adeguatezza degli accantonamenti prudenziali delle riserve e dei fondi rischi, rischio di credito riveniente da operazioni fuori bilancio, grado di diversificazione del portafoglio crediti e titoli, estensione dell’attività di sottoscrizione di titoli, esposizione al rischio di controparte nell’attività di negoziazione, C) Composizione del portafoglio di negoziazione, Profilo Rischio / Rendimento del portafoglio titoli, Esposizione al diversi rischi e copertura degli stessi D) Redditività complessiva, fonti produttrici del reddito, livello e struttura dei costi E) Composizione delle passività, Concentrazione, Struttura per scadenza F) Ambiente esterno in cui opera la banca, prodotti e mercati chiave, considerazioni circa il gruppo di appartenenza, politiche di selezione formazione e retribuzione del personale, esposizione a rischi operativi, analisi della clientela, analisi delle prospettive di reddito future in relazione ai piani d’impresa redatti G) Chiarezza e trasparenza del processo decisionale, struttura della gestione del rischio, controllo dei rischi operativi, adeguatezza accuratezza e tempestività del “reporting” gestionale, valutazione dell’auditing interno e esterno H) Struttura societaria, posizione della banca all’interno del gruppo, composizione degli organi della banca, suddivisione delle responsabilità I) Struttura del processo decisionale, integrità qualità e capacità del management, adeguatezza e rispondenza del management ai compiti assegnati, attitudini culturali (propensione al rischio, controllo) del management, valutazione del processo di pianificazione strategica (chiarezza, trasparenza, attuabilità)	1) istituzione fondamentalmente sana sotto ogni profilo 2) istituzione fondamentalmente sana ma con alcune modeste debolezze 3) istituzione con segnali di debolezza finanziaria, operativa e regolamentare che necessita pertanto di una più attenta supervisione 4) istituzione con una seria debolezza finanziaria che potrebbe inficiarne le condizioni di sopravvivenza 5) istituzione con una critica debolezza finanziaria che ne rende altamente probabile il fallimento in un breve arco di tempo

⁵¹ Gli indicatori riportati sono solo alcuni di quelli che compongono i modelli di analisi delle istituzioni considerate.

Istituzione	Modello di analisi	Profili tecnici	Indicatori e/o aspetti considerati per ciascun profilo	Rating
- Federal Reserve	Uniform Bank Surveillance Screen (UBSS) - off- site	A) Patrimonializzazione B) Redditività C) Liquidità D) Qualità dell'attivo	<ul style="list-style-type: none"> • Indicatori primari A) Patrimonio di base / Totale Attivo B) ROA C) Attività liquide nette / Totale Attivo D) (Impieghi scaduti + Impieghi che non capitalizzano interessi) / Totale attivo • Indicatori secondari 1) Crescita degli assets 2) Interessi pagati su passività "volatili" / totale passività "volatili" 	
- FDIC	CAEL - off-site	A) Patrimonializzazione (C) B) Qualità dell'attivo (A) C) Redditività (E) D) Liquidità (L)	<ul style="list-style-type: none"> • A1) Patrimonio di bilancio / Totale attivo • A2) Patrimonio di bilancio *(1 + tasso di crescita "interno" del patrimonio) / Totale Attivo *(1 + tasso di crescita dell'attivo) • A3) Impatto sul patrimonio di una variazione (avversa) di 200 punti base dei tassi di interesse (Indicatore secondario) • A4) Attività ad alto rischio ponderate / Patrimonio di bilancio + Fdi rischi su crediti (Indicatore secondario) • A5) Patrimonio di base / Totale Attivo - (tier 1 Leverage Capital) (Indicatore secondario) • B1) Attività ad alto rischio ponderate / Totale dell'attivo • B2) Perdite nette su crediti / Totale crediti (media) • B3) Perdite potenziali nette su crediti / Totale dell'attivo • B4) Crescita dei crediti netti (Indicatore secondario) • C1) Risultato di Gestione ante imposte / Attivo medio • C2) Risultato di Gestione normalizzato ante accantonamenti ai fdi / Attivo medio • C3) Risultato di Gestione ante accantonamenti ai fdi aggiustato per il rischio / Attivo medio • C4) Impatto sul margine di interesse di una variazione (avversa) di 200 punti base dei tassi di interesse (Indicatore secondario) • D1) Provvista "volatile" (con scadenza o periodo di revisione del tasso < 1 anno) / Totale provvista • D2) Provvista "volatile" (con scadenza o periodo di revsione del tasso < 90 giorni) / Totale provvista • D3) Impieghi netti / Depositi non volatili (Core deposits) • D4) Brokered Deposits / Depositi (Indicatore secondario) • D5) CAEL Rating per componente Asset e Earnings (Indicatore secondario) 	Stesso del CAMEL rating
- FDIC	Growth Monitoring System (GMS) - off-site	1) Crescita degli asset e dei prestiti 2) Livello e andamento di ratios dello UBPR	- Prestiti e titoli > 5 anni / Totale Attivo; Passività "volatili" / Totale Attivo; Patrimonio / Totale Attivo	

Istituzione	Modello di analisi	Profili tecnici	Indicatori e/o aspetti considerati per ciascun profilo	
- Financial Services Authority (Regno Unito)	RATE – CAMELB (Capital - Assets - Market risk – Earnings - Liabilities - Business) + COM (Internal Controls - Organisation - Management) - on site e off site	E) Adeguatezza patrimoniale (C) F) Qualità dell'attivo (A) G) Esposizione ai rischi di mercato (M) H) Redditività (E) I) Indebitamento (L) J) Analisi del posizionamento competitivo della banca (B) K) Controlli interni (C) L) Organizzazione (O) M) Qualità del management (M)	A) Composizione e qualità del capitale, adeguatezza, modalità di accesso al mercato dei capitali B) Composizione dell'attivo, Concentrazione E) Composizione del portafoglio di negoziazione, Profilo Rischio / Rendimento del portafoglio titoli, Esposizione ai diversi rischi e copertura degli stessi F) Redditività complessiva, fonti produttrici del reddito, livello e struttura dei costi G) Composizione delle passività, Concentrazione, Struttura per scadenza H) Ambiente esterno in cui opera la banca, prodotti e mercati chiave, considerazioni circa il gruppo di appartenenza, politiche di selezione formazione e retribuzione del personale, esposizione a rischi operativi, analisi della clientela, analisi delle prospettive di reddito future in relazione ai piani d'impresa redatti I) Chiarezza e trasparenza del processo decisionale, struttura della gestione del rischio, controllo dei rischi operativi, adeguatezza accuratezza e tempestività del "reporting" gestionale, valutazione dell'auditing interno e esterno J) Struttura societaria, posizione della banca all'interno del gruppo, composizione degli organi della banca, suddivisione delle responsabilità K) Struttura del processo decisionale, integrità qualità e capacità del management, adeguatezza e rispondenza del management ai compiti assegnati, attitudini culturali (propensione al rischio, controllo) del management, valutazione del processo di pianificazione strategica (chiarezza, trasparenza, attuabilità)	
- Banca d'Italia	Modello di analisi - off site	A) Adeguatezza patrimoniale B) Redditività C) Rischiosità D) Liquidità E) Organizzazione	<ul style="list-style-type: none"> • A1) Patrimonio di Vigilanza / Totale requisiti patrimoniali; • A2) Patrimonio di Vigilanza t+1 (stima) / Totale requisiti patrimoniali t+1 (stima); • A3) Patrimonio di Vigilanza / Immobili + Partecipazioni; • A4) Patrimonio di bilancio / Immobilizzazioni Finanziarie; • B1) Risultato Lordo di Gestione / Perdite nette su crediti; • B2) Risultato netto di gestione (al netto delle imposte e delle perdite normalizzate) / Costo del capitale • B3) Risultato netto di gestione (al netto delle imposte e delle perdite normalizzate) / Totale requisiti patrimoniali • C1) Qualità degli impieghi (sofferenze o partite anomale al lordo delle svalutazioni / Impieghi) • C2) Concentrazione degli impieghi; • D1) Trasformazione delle scadenze; • D2) Scenari di crisi • D3) Concentrazione delle passività 	da 1 a 5 in relazione alla crescente problematicità della banca

Istituzione (paese)	Modello di analisi	Profili tecnici	Indicatori e/o aspetti considerati per ciascun profilo	Rating
- FITD precedente (fino a dicembre 1996)	Sistema degli indicatori dei profili gestionali - off site	A) Rischiosità B) Solvibilità C) Liquidità D) Redditività / Efficienza	<ul style="list-style-type: none"> • A1 Sofferenze / Impieghi • A2 Sofferenze / Patrimonio • A3 Impieghi primi 10 clienti / Impieghi • B Patrimonio / Massa Fiduciaria • C Riserve liquide / Provvista Complessiva • D1 Costi di Struttura / Margine di Intermediazione • D2 (Costi di struttura – saldo servizi) / Totale Attivo 	<ol style="list-style-type: none"> 1) In Regola 2) In Osservazione 3) In Penalizzazione 4) Escludibile
- FITD attuale	Sistema degli indicatori dei profili gestionali - off site	A) Rischiosità B) Solvibilità C) Trasformazione delle scadenze D) Redditività / Efficienza	<ul style="list-style-type: none"> • A1 Sofferenze nette / Patrimonio di bilancio • A2 Sofferenze nette vs. clientela / Impieghi netti vs. cl. • B1 Requisiti Patrimoniali / Patrimonio di Vigilanza • B2 Patrimonio di bilancio / Provvista da clientela • C Rispetto regole di Vigilanza di trasformazione delle scadenze • D1 Costi di Struttura / Margine di Intermediazione • D2 Perdite su crediti / Risultato lordo di gestione 	<ol style="list-style-type: none"> 1) In Regola 2) In Attenzione 3) In Osservazione 4) In Penalizzazione 5) In Grave Squilibrio 6) Escludibile

**Appendice 2: Principali contributi empirici riguardanti la previsione
delle insolvenze bancarie**

Autore/i	Anno	Metodologia utilizzata	Variabile dipendente	Variabili esplicative
Henebry	1997	Proportional Hazards Model	In Crisi / Sane	<p>Aspetto della gestione</p> <p>a) Cash Flow</p> <ul style="list-style-type: none"> - Flusso di cassa netto dopo i costi operativi / Flussi totali - Variazione nel reddito contabilizzato ma non incassato / Flussi totali - Flusso di cassa netto da investimenti / Flussi totali - Variazione netta nelle fonti di finanziamento / Flussi totali - Altre attività e passività nette / Flussi totali - Interessi netti pagati su passività diverse da depositi / Flussi totali - Dividendi / Flussi totali - Flusso di cassa totale / Attivo <p>b) Patrimonio</p> <ul style="list-style-type: none"> - Patrimonio di base / Attivo medio - Patrimonio di base - impieghi anomali / Attivo medio <p>c) Qualità dell'attivo</p> <ul style="list-style-type: none"> - Impieghi anomali / Impieghi - Svalutazioni nette / Impieghi <p>d) Management</p> <ul style="list-style-type: none"> - Impieghi commerciali nel settore immobiliare / Attivo - Impieghi commerciali e industriali / Attivo <p>e) Redditività</p> <ul style="list-style-type: none"> - Costi operativi / Attivo medio - ROA <p>f) Liquidità</p> <ul style="list-style-type: none"> - Impieghi / Attivo - Depositi > a US \$ 100.000 / Attivo
Etheridge - Siram	1996	Reti neurali	In Crisi / Sane	<ul style="list-style-type: none"> - Fdi rischi su crediti / Crediti netti - Margine di interesse / Attivo - Impieghi netti / Attivo - Impieghi anomali / Attivo - Costi Operativi / Margine di intermediazione - Margine di intermediazione / Attivo - Patrimonio di base / Attivo - Accantonamenti ai fdi rischi su crediti / Crediti netti - Accantonamenti ai fdi rischi su crediti / Risultato di gestione - ROA

Autore/i	Anno	Metodologia utilizzata	Variabile dipendente	Variabili esplicative
Sarkar - Siram	1996	Modello Probabilistico Bayesiano	In Crisi / Sane	<ul style="list-style-type: none"> - Svalutazioni su impieghi / Impieghi lordi - Impieghi anomali / Attivo - Attivo anomalo / Attivo - Impieghi scaduti / Impieghi lordi - ROE - ROA - Reddito non da interessi / Costi operativi - Costi Operativi / Margine di intermediazione - Impieghi anomali / Patrimonio
Cole - Cornyn - Gunther (FIMS Rating Model)	1995	Logit	CAMELS Rating	<ul style="list-style-type: none"> - Crediti scaduti da 30-89 giorni / Attivo - Crediti scaduti da almeno 90 giorni / Attivo - Crediti che non capitalizzano interessi (non-accrual loans) / Attivo - Impieghi immobiliari senza ipoteca / Attivo - Patrimonio al netto dell'avviamento / Attivo - Risultato di gestione al netto delle componenti straordinarie di reddito e dei guadagni o perdite derivanti dalla vendita di titoli / Attivo - Valore contabile dei titoli in portafoglio (non di negoziazione) / Attivo - Rango percentile della crescita dell'attivo derivante dallo UBSS - Graduatoria percentile derivante dallo UBSS - Management Rating periodo (trimestre) precedente - CAMEL Rating periodo precedente
Cole - Cornyn - Gunther (FIMS Risk Rank)	1995	Logit	In Crisi / Sane	<ul style="list-style-type: none"> - Crediti scaduti da 30-89 giorni / Attivo - Crediti scaduti da almeno 90 giorni / Attivo - Crediti che non capitalizzano interessi (non-accrual loans) / Attivo - Impieghi immobiliari senza ipoteca / Attivo - Patrimonio al netto dell'avviamento / Attivo - Risultato di gestione al netto delle componenti straordinarie di reddito e dei guadagni o perdite derivanti dalla vendita di titoli / Attivo - Valore contabile dei titoli in portafoglio (non di negoziazione) / Attivo - Fondi rischi su crediti / Attivo - Certificati di deposito di ammontare > US\$ 100.000 (Jumbo CDs) / Attivo

Autore/i	Anno	Metodologia utilizzata	Variabile dipendente	Variabili esplicative
Cannari-Signorini	1995	Logit	In Crisi / Sane	<ul style="list-style-type: none"> - Valori mobiliari netti - Patrimonio di bilancio - Rapporti interbancari attivi - Interessi attivi reali su rapporti interbancari attivi - Utile - Immobili netti - Interessi attivi reali su valori mobiliari - Incagli ritardati di un anno - Interessi attivi reali su impieghi - Sofferenze - Variazioni degli impieghi - Variazione degli incagli - Variabile dummy indicativa dell'area geografica
Thomson	1991	Logit	In Crisi / Sane	<ul style="list-style-type: none"> - Patrimonio di bilancio + f.di rischi su crediti - (Crediti scaduti da almeno 90 giorni + crediti che non capitalizzano interessi "non-accrual loans") / Attivo - Svalutazioni nette / Impieghi - Indice di Herfindal sul portafoglio prestiti (misura la concentrazione) - Impieghi netti e crediti di firma / Attivo - Passività non rappresentate da depositi / Cassa + titoli - Costi di struttura / Attivo - ROA dopo le imposte - Impieghi a "insiders" / Attivo - Variabile dummy per evidenziare se la banca opera in uno o più stati - Variabile dummy per evidenziare se la banca appartiene a un gruppo - Logaritmo naturale dell'attivo - Variabili indicative dello stato dell'economia locale (disoccupazione, reddito disponibile, fallimenti delle imprese)
Whalen	1991	Proportional Hazards Model	In Crisi / Sane	<ul style="list-style-type: none"> - Impieghi / Attivo - Prestiti commerciali e industriali / Attivo - Prestiti immobiliari commerciali / Attivo - Certificati di deposito di ammontare > US\$ 100.000 (Jumbo CDs) / Attivo - ROA - Costi operativi / Attivo medio - Patrimonio di base / Attivo medio - Patrimonio di base - impieghi anomali / Attivo medio - Impieghi anomali / Impieghi - Svalutazioni nette / Impieghi + crediti di firma - Variazione percentuale nei permessi di costruzione

Autore/i	Anno	Metodologia utilizzata	Variabile dipendente	Variabili esplicative
Thomson - Whalen	1988	Analisi Fattoriale + Logit	CAMEL Rating	<ul style="list-style-type: none"> - Patrimonio di base / Attivo - Payout ratio - Tasso di crescita dell'attivo - Svalutazioni medie su impieghi e crediti di firma / Totale impieghi e crediti di firma - Recuperi su crediti / Svalutazioni su crediti - Sofferenze su impieghi e crediti di firma / Patrimonio di base - Impieghi scaduti e che non capitalizzano interessi (non-accrual loans) / Impieghi - F.di rischi su crediti / Impieghi - ROA - ROA-corretto - ROA ante imposte - Margine di interesse - Costi operativi / Attivo fruttifero - Profitti o perdite su titoli / Attivo fruttifero - Accantonamenti ai f.di rischi su crediti / Attivo fruttifero - GAP a 1 anno / Patrimonio di bilancio - GAP a 1 anno / Attivo - Attivo fruttifero / Passività fruttifere - Impieghi + titoli / Fonti - Passività "volatili" / Fonti - Dipendenza netta dalle fonti di finanziamento - "Brokered deposits" / Depositi
Avery - Belton	1987	Logit	In Crisi / Sane	<ul style="list-style-type: none"> - Patrimonio di base / Attivo - Impieghi scaduti da più di 90 giorni / Attivo - Crediti che non capitalizzano interessi (non-accrual loans) / Attivo - Crediti ristrutturati / Attivo - Perdite nette su crediti / Attivo - Reddito netto / Attivo

Autore/i	Anno	Metodologia utilizzata	Variabile dipendente	Variabili esplicative
West	1985	Analisi Fattoriale + Logit	CAMEL Rating	<ul style="list-style-type: none"> - Prestiti al settore agricolo + crediti immobiliari ipotecari / Attivo - Prestiti commerciali e industriali / Crediti vs. clientela - Prestiti personali / Crediti vs. clientela - Prestiti immobiliari garantiti da ipoteca su attività immobiliari delle famiglie / Crediti vs. clientela - Prestiti immobiliari garantiti da ipoteca su attività non immobiliari non agricole / Crediti vs. clientela - Depositi a risparmio + vincolati / Totale depositi - Certificati di deposito > US \$ 100.000 + PCT passivi / Attivo - Attività liquide / Attivo - Impieghi / Attivo - Impieghi / Patrimonio di bilancio + fdi rischi su crediti - Patrimonio di bilancio / Attivo - Interessi passivi su depositi / Depositi - Costi operativi / Attivo - Attivo - ROE - ROA - Partite incagliate / Patrimonio - Sofferenze / Patrimonio - Dubbi esiti su impieghi / Patrimonio
Martin	1977	Logit	In Crisi / Sane	<ul style="list-style-type: none"> - Reddito netto / Attivo - Svalutazioni Lorde su crediti / Margine di intermediazione - Spese / Entrate operative - Impieghi / Attivo - Crediti commerciali (commercial loans) / Crediti totali - Accantonamenti per perdite / Impieghi + Titoli - Attivo liquido netto / Attivo - Patrimonio / Attivo rischioso
Sinkey	1975	Analisi discriminante multivariata	Problem / Non-problem banks	<ul style="list-style-type: none"> - Cassa + Titoli di Stato / Attivo - Impieghi / Attivo - Accantonamenti ai f.di rischi su crediti / Costi operativi - Impieghi / Capitale + riserve - Costi operativi / Margine di intermediazione - Entrate da impieghi / Totale entrate - Entrate da titoli / Totale entrate - Entrate da obbligazioni Statali e locali / Totale entrate - Interessi pagati su depositi / Totale entrate - Altre spese / Totale entrate

Autore/i	Anno	Metodologia utilizzata	Variabile dipendente	Variabili esplicative
Meyer - Pifer	1970	Modello probabilistico lineare	In Crisi / Sane	<p>Variabili un anno prima della crisi</p> <ul style="list-style-type: none"> - Errore nel prevedere Cassa e Titoli / Attivo - Coefficiente di variazione nel tasso di interesse sui depositi a tempo - Depositi a tempo / Depositi a vista (ritardati di un periodo) - Margine di Intermediazione / Costi Operativi - ROA (ritardato di un periodo) - Variazione nei prestiti al consumo / Attivo - Variazione nella cassa e nei titoli / Attivo - Coefficiente di variazione degli impieghi - Impieghi immobiliari / Attivo - Attivo immobilizzato / Attivo (ritardati di un periodo) <p>Variabili due anni prima della crisi</p> <ul style="list-style-type: none"> - Variazione nell'indebitamento dei dipendenti della banca / Patrimonio - Depositi a tempo / Depositi a vista (ritardati di un periodo) - Depositi a tempo / Depositi a vista - Coefficiente di variazione nel tasso di interesse sui depositi a tempo - Margine di Intermediazione / Costi Operativi - Impieghi immobiliari / Attivo - Variazione negli impieghi - Errore nel prevedere il rendimento lordo degli impieghi - Impieghi anomali / Attivo - Variazione nel tasso di interesse netto sui titoli

Appendice 3: Aspetti metodologici

A.3.1 - Derivazione della probabilità a posteriori nel modello di Analisi discriminata lineare

Secondo la Formula di Bayes la “probabilità a posteriori” (ossia la probabilità che un’unità appartenga al gruppo i-esimo dato il valore assunto dalla q caratteristiche osservabili) si può esprimere come:

$$P(G = i / X_j) = \frac{\mathbf{p}_i \cdot f_i(X_j)}{\sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i \cdot f_i(X_j)}$$

in cui \mathbf{p}_i costituisce la probabilità “a priori” di appartenenza al gruppo i-esimo, $f_i(X_j)$ rappresenta la verosimiglianza che l’unità j-esima avente le q caratteristiche sia generata dalla popolazione appartenente al gruppo i-esimo.

Dato un insieme di q caratteristiche distribuite secondo una normale multivariata

$$X_j^i \sim N(\mathbf{m}; \Sigma)$$

in cui X_j^i è il vettore delle q variabili relative all’impresa j-esima appartenente al gruppo i-esimo, \mathbf{m} rappresenta il vettore delle medie delle q variabili osservate nel gruppo i-esimo e Σ la matrice di varianza e covarianza (di dimensione qxq).

In tale fattispecie, la funzione di verosimiglianza non è altro che la funzione di densità di probabilità.

Nel caso di due soli gruppi, la funzione di verosimiglianza per il gruppo 1 è data da

$$f_1(X_j) = \frac{1}{(2\mathbf{p} \cdot |\Sigma|)^{\frac{1}{2}}} \cdot e^{-\frac{(X_j - \mathbf{m}^1)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (X_j - \mathbf{m}^1)}{2}}$$

mentre per il gruppo 2

$$f_2(X_j) = \frac{1}{(2\mathbf{p} \cdot |\Sigma|)^{\frac{1}{2}}} \cdot e^{-\frac{(X_j - \mathbf{m}^2)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (X_j - \mathbf{m}^2)}{2}}$$

La probabilità a posteriori per il gruppo 1 si può scrivere come

$$P(G = 1 / X_j) = \frac{\mathbf{p}_1 \cdot f_1(X_j)}{\mathbf{p}_1 \cdot f_1(X_j) + \mathbf{p}_2 \cdot f_2(X_j)} = \left[1 + \frac{\mathbf{p}_2 \cdot f_2(X_j)}{\mathbf{p}_1 \cdot f_1(X_j)} \right]^{-1}$$

sostituendo si ottiene

$$P(G = 1 / X_j) = \left[\left(1 + \frac{\mathbf{p}_2}{\mathbf{p}_1} \cdot \frac{\frac{1}{(2\mathbf{p} \cdot |\Sigma|)^{\frac{1}{2}}} \cdot e^{-\frac{(X_j - \mathbf{m}^2)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (X_j - \mathbf{m}^2)}{2}}}{\frac{1}{(2\mathbf{p} \cdot |\Sigma|)^{\frac{1}{2}}} \cdot e^{-\frac{(X_j - \mathbf{m}^1)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (X_j - \mathbf{m}^1)}{2}}} \right)^{-1} \right]$$

da cui, effettuando le opportune semplificazioni, si ha

$$P(G = 1 / X_j) = \left[\left(1 + \frac{\mathbf{p}_2}{\mathbf{p}_1} \cdot e^{-\frac{(X_j - \mathbf{m}^2)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (X_j - \mathbf{m}^2)}{2} + \frac{(X_j - \mathbf{m}^1)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (X_j - \mathbf{m}^1)}{2}} \right)^{-1} \right]$$

sviluppando i termini all'esponente si ottiene

$$P(G = 1 / X_j) = \left[\left(1 + \frac{\mathbf{p}_2}{\mathbf{p}_1} \cdot e^{-\frac{1}{2} X_j' \Sigma^{-1} X_j + X_j' \Sigma^{-1} \mathbf{m}^2 - \frac{1}{2} \mathbf{m}^2' \Sigma^{-1} \mathbf{m}^2 + \frac{1}{2} X_j' \Sigma^{-1} X_j + X_j' \Sigma^{-1} \mathbf{m}^1 - \frac{1}{2} \mathbf{m}^1' \Sigma^{-1} \mathbf{m}^1} \right)^{-1} \right]$$

eliminando i termini di segno opposto e raggruppando i termini comuni si ottiene l'espressione della probabilità a posteriori riportata nel testo

$$P(G = 1 / X_j) = \left[\left(1 + \frac{\mathbf{p}_2}{\mathbf{p}_1} \cdot e^{-X' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m}^1 - \mathbf{m}^2) + \frac{1}{2} (\mathbf{m}^1 + \mathbf{m}^2)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m}^1 - \mathbf{m}^2)} \right)^{-1} \right]$$

Applicando un procedimento analogo si arriva alla probabilità a posteriori per il gruppo 2:

$$P(G = 2 / X_j) = \left[\left(1 + \frac{\mathbf{p}_1}{\mathbf{p}_2} \cdot e^{X' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m}^2 - \mathbf{m}^1) + \frac{1}{2} (\mathbf{m}^2 + \mathbf{m}^1)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m}^2 - \mathbf{m}^1)} \right)^{-1} \right]$$

A.3.2 - Derivazione della regola di assegnazione nel modello di Analisi discriminata lineare

Ipotizzando che si abbiano due soli gruppi, si definisce $C(1/2)$ il costo di classificare una unità nel gruppo 1 mentre essa appartiene al 2, e $C(2/1)$ il costo di classificarla nel gruppo 2 mentre essa appartiene all'1.

Definendo G_1 la regione dello spazio delle X in cui le osservazioni vengono classificate come appartenenti al gruppo 1, e G_2 quella in cui le osservazioni vengono classificate come appartenenti al gruppo 2, il costo atteso di un'errata classificazione si può esprimere nel seguente modo:

$$C = \int_{X \in G_1} C(1/2) \cdot \mathbf{p}_2 \cdot f_2(X_j) dx_j + \int_{X \in G_2} C(2/1) \cdot \mathbf{p}_1 \cdot f_1(X_j) dx_j$$

Si dimostra che la funzione di costo C viene minimizzata quando si segue la seguente regola di classificazione:

$$\frac{f_1(X_j)}{f_2(X_j)} \geq \frac{C(1/2) \cdot \mathbf{p}_2}{C(2/1) \cdot \mathbf{p}_1}$$

per il gruppo 1 (viceversa per il 2).

Sostituendo l'espressione delle due funzioni di verosimiglianza si ha

$$\frac{f_1(X_j)}{f_2(X_j)} = \frac{\frac{1}{(2\mathbf{p} \cdot |\Sigma|)^{\frac{1}{2}}} \cdot e^{-\frac{(X_j - \mathbf{m}^1)' \Sigma^{-1} (X_j - \mathbf{m}^1)}{2}}}{\frac{1}{(2\mathbf{p} \cdot |\Sigma|)^{\frac{1}{2}}} \cdot e^{-\frac{(X_j - \mathbf{m}^2)' \Sigma^{-1} (X_j - \mathbf{m}^2)}{2}}} \geq \frac{C(1/2) \cdot \mathbf{p}_2}{C(2/1) \cdot \mathbf{p}_1}$$

Semplificando

$$e^{-\frac{(X_j - \mathbf{m}^1)' \Sigma^{-1} (X_j - \mathbf{m}^1)}{2} + \frac{(X_j - \mathbf{m}^2)' \Sigma^{-1} (X_j - \mathbf{m}^2)}{2}} \geq \frac{C(1/2) \cdot \mathbf{p}_2}{C(2/1) \cdot \mathbf{p}_1}$$

facendo il logaritmo di entrambi i membri

$$-\frac{1}{2}(X_j - \mathbf{m}^1)' \Sigma^{-1} \cdot (X_j - \mathbf{m}^1) + \frac{1}{2}(X_j - \mathbf{m}^2)' \Sigma^{-1} \cdot (X_j - \mathbf{m}^2) \geq \ln \left[\frac{C(1/2) \cdot \mathbf{p}_2}{C(2/1) \cdot \mathbf{p}_1} \right]$$

sviluppando i termini al primo membro

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2} \cdot X_j' \cdot \Sigma^{-1} \cdot X_j - \frac{1}{2} \cdot \mathbf{m}^1' \cdot \Sigma^{-1} \mathbf{m}^1 + X_j' \cdot \Sigma^{-1} \cdot \mathbf{m}^1 + \\ & + \frac{1}{2} \cdot X_j' \cdot \Sigma^{-1} \cdot X_j + \frac{1}{2} \cdot \mathbf{m}^2' \cdot \Sigma^{-1} \mathbf{m}^2 + X_j' \cdot \Sigma^{-1} \cdot \mathbf{m}^2 \geq \ln \left[\frac{C(1/2) \cdot \mathbf{p}_2}{C(2/1) \cdot \mathbf{p}_1} \right] \end{aligned}$$

eliminando i termini di segno opposto e raggruppando i termini comuni si ottiene l'espressione della regola di classificazione per il gruppo 1 riportata nel testo

$$X_j' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m}^1 - \mathbf{m}^2) \geq \frac{1}{2} \cdot (\mathbf{m}^1 + \mathbf{m}^2)' \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{m}^1 - \mathbf{m}^2) + \ln \left[\frac{C(1/2) \cdot \mathbf{p}_2}{C(2/1) \cdot \mathbf{p}_1} \right]$$

Bibliografia

- AA. VV.** “*Le crisi bancarie*” (a cura di Roberto Ruozi), Egea S.p.A., Milano 1995
- AA.VV.** “*Neural Networks in Finance and Investing*”, Edited by R.R. Trippi and E. Turban, Irwin Professional Publishing, Chicago 1996
- Alberici A.** “*Analisi dei bilanci e previsione delle insolvenze*”, ISEDI, Milano 1975
- Altman E. I.** “*Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*”, Journal of Finance, vol. 23, 1968
- Altman E., Avery R., Eisenbeis R., Sinkey J.** “*Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance*”, JAI Press Inc. Greenwich Connect., 1981
- Amemiya T.** “*Qualitative Response Models: A Survey*”, Journal of Economic Literature, Vol. XIX, Dicembre 1981, pp. 1483-1536
- Appetiti S.** “*L’utilizzo dell’analisi discriminante per la previsione delle insolvenze: ipotesi e test per un’analisi dinamica*”, Temi di discussione, Banca d’Italia, num. 104, Roma 1983
- Arrighetti A.** “*La mortalità delle imprese e l’ipotesi di selezione naturale*”, Economia e Politica Industriale, num. 72, anno 18°, Dicembre 1991, pp. 57-84
- Avery R.B., Belton T.M.** “*A Comparison of Risk-Based Capital and Risk-Based Deposit Insurance*”, Economic Review, Federal Reserve Bank of Cleveland, Quarter 4, pp. 20-30
- Avery R.B., Hanweck G.A., Kwast M.L.** “*An Analysis of Risk Based Deposit Insurance for Commercial Banks*”, Proceedings of the 21st Annual Conference on Bank Structure and Competition, Federal Reserve Bank of Chicago, May 1985, pp. 217-250
- Banca d’Italia** “*L’analisi delle banche nell’attività di Vigilanza*”, Bollettino Economico num. 26 febbraio 1996, pp. 7-13
- Bank of England** “*A Risk Based Approach to Supervision (the RATE framework)*”, Consultative paper, London 1997
- Barontini R.** “*L’efficacia dei modelli di previsione delle insolvenze: risultati di una verifica empirica*”, in Finanza Imprese e Mercati, vol. 4, 1992
- Beaver W. H.** “*Financial Ratios as Predictors of Failures*”, Journal of Accounting Research, suppl. al vol. 4, 1966
- Bernagozzi G.** “*La valutazione della rischiosità delle aziende di credito nell’ottica del Fondo Interbancario di Tutela dei Deposit*”, Redditività e rischiosità in banca nella prospettiva dell’integrazione europea, Franco Angeli, Milano, 1990
- Bocuzzi G.** “*La crisi dell’impresa bancaria. Profili economici e giuridici*”, Giuffrè Editore, Milano 1998
- Bovenzi J. F., Marino J. A., Mc Fadden F. E.** “*Commercial Bank Failure Prediction Models*”, Federal Reserve Bank of Atlanta, Economic Review, novembre 1983, pp. 14-26
- Cannari L.- Signorini L.F.** “*L’analisi discriminante per la previsione delle insolvenze delle micro-banche*”, Temi di discussione, Banca d’Italia, Roma 1995
- Caprio, G. Jr.** “*Banking on Crises: Expensive Lessons from Recent Financial Crises*”, World Bank Working Paper, Washington, June 1998

- Chari V. V.** “*Banking Without Deposit Insurance or Bank Panics: Lessons From a Model of U.S. National Banking System*” Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review”, num. 2, summer 1989, pp. 3-19
- Cole R. A.** “*FIMS: A New Monitoring System for Banking Institutions*”, Federal Reserve Bulletin, 1995, vol. 81
- Colombelli A.** “*Un modello di valutazione della performance bancaria mediante l’analisi discriminativa multivariata*”, in Banche e Banchieri, num. 5, 1993, pp. 369-376
- Federal Deposit Insurance Corporation** “*EMS/CAEL USER Manual*”, FDIC Division of Supervision Analysis and Monitoring Section, Washington D.C., Febbraio 1994
- Federal Deposit Insurance Corporation** “*EMS/GMS USER Manual*”, FDIC Division of Supervision Analysis and Monitoring Section, Washington D.C., Febbraio 1994
- Federal Deposit Insurance Corporation** “*Insurance Assessments*”, Financial Institution Letter, num. 79-95, 27 novembre 1995
- Federal Deposit Insurance Corporation**, “*Division of Supervision Examinations Manual*”, Washington D.C.
- Federal Financial Institution Examinations Council** “*Uniform Financial Institutions Rating System*”, Federal Register, vol. 61 num 139, 18 Luglio 1996, pp. 37472-37478
- Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi** “*Il sistema delle segnalazioni statutarie del FITD*”, Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi, Dattiloscritto, Roma, Marzo 1998
- Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi**, *Statuto*, Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi, Roma, 1989
- Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi**, *Statuto*, Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi Roma, Dicembre 1996
- Forestieri G.** “*Analisi dei bilanci delle aziende di credito: aspetti teorici e verifica empirica*”, Giuffrè Editore, Milano 1977
- Forestieri G.** “*La previsione delle insolvenze aziendali*”, Giuffrè Editore, Milano 1986
- French G. E.** “*BIF Loss Exposure: a Simple Actuarial Approach*”, Proceedings of the 29th Annual Conference on Bank Structure and Competition, Federal Reserve Bank of Chicago, May 1993, pp. 98-112
- Gajewski G. R.** “*Assessing the Risk of Bank Failure*”, Proceedings of the 25th Annual Conference on Bank Structure and Competition, Federal Reserve Bank of Chicago, May 1989, pp. 431-456
- Gammaldi D.** “*Il controllo dei rischi nell’ottica dell’Organo di Vigilanza*”, Banche e Banchieri num. 2 1996, pp. 125-129
- Henebry K. L.** “*A Test of the Temporal Stability of Proportional Hazards Models for Predicting Bank Failure*”, Journal of Financial and Strategic Decisions, Vol. 10 Num. 3, Autunno 1997
- Korobow L., Stuhr D. P.** “*Performance Measurement of Early Warning Models*”, Journal of Banking and Finance, 1985, vol. 9, num. 2, pp. 267-273
- Laviola S., Trapanese M.** “*Previsione delle insolvenze delle imprese e qualità del credito bancario: un’analisi statistica*”, Temi di discussione, num. 318, Banca d’Italia, Settembre 1997

- Martin D.** “*Early Warning of Bank Failure*”, *Journal of Banking and Finance*, 1977, vol. 1, num. 4, pp. 249-276
- Matousek R.** “*Application of Multiple Discriminant Analysis for Assessing Commercial Banks*”, University of Birmingham – International Financial Group, Sep. 1995
- Meyer P., Pifer H. W.** “*Prediction of Bank Failures*”, *Journal of Finance*, 1970, vol. 25, num. 4, pp. 853-868
- Norušis M** “*SPSS Professional Statistics 7.5*”, SPSS Inc, 1997 Chicago
- Porzio C.** “*Un decennio di crisi bancarie: uno sguardo d’insieme*”, dattiloscritto presentato all’incontro di studio “Le crisi bancarie in Italia: un approccio interdisciplinare”, Roma, LUISS G. Carli, 9 dicembre 1998
- Previti-Flesca G.** “*Previsione delle insolvenze con l’analisi discriminante: modelli proposti in dottrina*”, in *Rivista Italiana di Ragioneria e di Economia Aziendale*, Luglio-Agosto 1996, pp. 356-372
- Santomartino A.** “*La Vigilanza e le tecniche di controllo sulle situazioni aziendali delle banche: alcune possibili chiavi di lettura*”, *Mondo Bancario* - Nov.-Dic. 1997, pp. 31-38
- Serata E.** “*L’analisi tecnica nell’attività di vigilanza sulle banche. Aspetti metodologici, analitici e informativi*”, *Il Risparmio* num. 1, 1997, pp. 147-176
- Shumway T.** “*Forecasting Bankruptcy More Efficiently: A Simple Hazard Model*”, dattiloscritto, University of Michigan Business School, Settembre 1996
- Sinkey J. F.** “*A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Banks*”, *Journal of Finance*, 1975, vol. 30, num. 1, pp. 21-36
- Thomson J.B.** “*Predicting Bank Failures in 1980s*”, Federal Reserve Bank of Cleveland, *Economic Review*, 1st Quarter 1991, pp. 9-20.
- Thomson J.B., Whalen G** “*Using Financial Data to Identify Changes in Bank Condition*”, Federal Reserve Bank of Cleveland, *Economic Review*, 2nd Quarter 1988, pp. 17-26.
- Varetto F.** “*Analisi discriminante e previsione delle insolvenze*”, Bancaria, Roma 1990
- Varetto F.** “*Genetic Algorithms applications in the analysis of insolvency risk*”, *Journal of Banking and Finance*, num. 22, 1998, pp. 1421-1439
- Varetto F., Marco G.** “*Diagnosi delle insolvenze e reti neurali*”, Bancaria Editrice, Roma 1994
- West R. C.** “*A Factor Analytic Approach to Bank Condition*” *Journal of Banking and Finance*, 1985, vol. 9, num. 2, pp. 253-256
- Whalen G** “*A Proportional Hazards Model of Bank Failure: an Examination of Its Usefulness as an Early Warning Tool*”, Federal Reserve Bank of Cleveland, *Economic Review*, 1st Quarter 1991, pp. 21-31