

PREVISIONE DELLE CRISI BANCARIE MEDIANTE IL RICONOSCIMENTO DEI TRATTI CARATTERISTICI

Michele Caputo

Dipartimento di Fisica, Università "La Sapienza" Piazzale A. Moro 2, 00185, Roma, Italia

Riassunto. I metodi statistici hanno dimostrato ampiamente la loro capacità nella soluzione di vari problemi connessi alla gestione di banche ed altri istituti di credito, tuttavia si è recentemente notato che sia utile esplorare anche la possibilità dell'uso di altri metodi non parametrici (Frydman et al. 1985) per verificare la loro potenziale capacità in confronto, ad esempio, col metodo logit, che a sua volta sembra dar risultati migliori dell'analisi multidiscriminante usata come metodo di preavviso per le crisi bancarie. In questa nota si applica il Metodo del Riconoscimento dei Tratti (MRT) allo studio delle banche per prevedere la loro vocazione ad eventuali problemi finanziari. Il metodo MRT mira ad identificare strutture o trame, non immediatamente apparenti nei dati che identificano enti, che caratterizzano particolari insiemi di enti ed aiutano ad identificarne altri. Nel nostro caso indica quali banche siano prossime ad una crisi. Si usano 7 indicatori numerici, introdotti dal FITD (Fondo Interbancario per la Tutela dei Depositi) ed ottenuti dai bilanci di ogni banca, per determinare 25 indicatori che descrivono con dettaglio diversificato le attività delle banche. Con questi indicatori si stabiliscono tentativamente i Tratti Caratteristici (TC) delle banche che sono in buone condizioni finanziarie e di quelle fallite. La votazione, basata sui TC, è consistente ed è verificata con esami numerici. La validità dei TC è verificata anche esaminando direttamente banche già fallite e banche in buone condizioni finanziarie nell'anno dell'ultima decade del secolo scorso al quale si riferiscono gli indicatori. I tratti caratteristici delle banche in buone condizioni finanziarie e di quelle fallite sono che il rapporto $:(\text{Provvista complessiva lorda} - \text{Riserva obbligatoria})/(\text{patrimonio netto})$ è minore nelle banche fallite, mentre i rapporti: $(\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora sulla sofferenza})/(\text{Patrimonio netto})$, $(\text{Sofferenza} - \text{interessi di mora su sofferenza})/(\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenza})$, $(\text{Costi di struttura} - \text{Saldo Servizi})/(\text{Patrimonio netto})$ sono maggiori in banche fallite che in banche in buone condizioni finanziarie.

Parole chiave: Riconoscimento tratti, banche, crisi, preavviso.

Abstract. Although it has been extensively shown that statistical models have proven their efficiency in the solution of a variety of problems concerning banks, savings and loan institutions and credit unions, lately it has been noted that it is worth trying also non parametric models (Frydman et al. 1985) in order to verify their potential in comparison, for instance, with logit method which in turn seems to give better results than multiple discriminant models used as early warning system in order to detect suffering banks. In this note we apply the method of Trait Recognition (e.g. Kolari et al. 1996, Kolari et al 2000, Caputo et al. 1990, 1997) to study the financial condition of banks. The method aims to the identification of patterns or structures, not immediately appearing in the data identifying the objects, which are characteristic of particular clusters of the objects and which may help in identifying other objects. In our case it aims to uncover when banks are prone to possible crisis. 7 numerical indicators introduced by the FITD (Fondo Interbancario per la Tutela dei Depositi), and obtained from the balance sheets of the banks, are used to introduce 25 indicators describing in more variate detail the activity of the banks. With these indicators the Characteristic Traits (TC) of the banks in good financial conditions or failed are established.

The voting based on the TC is consistent and verified with numerical tests; the validity of the TC is also verified testing banks already failed and other banks which were known to be in good financial condition in the year of the last decade of the past century to which the indicators refer. The traits characteristic of the banks in good financial condition and of failed banks are as follows : the ratio $(\text{Total deposits including inter-bank deposits (net of compulsory reserves)})/(\text{Total net assets})$ is smaller in failed banks, while the ratios $(\text{Doubtful loans - Interest arrears})/(\text{Total net assets})$, $(\text{Doubtful loans - Interest arrears})/(\text{Capital and reserves (gross of estimated losses)-Provision for interest arrears})$ and $(\text{Overhead costs - Net earnings on services})/(\text{Total net assets})$ are larger in failed banks than in banks in good financial conditions.

Key words: Trait recognition, bank, crisis, warning.

1. INTRODUZIONE

Il problema della previsione delle crisi finanziarie delle banche è ben noto ed ha prodotto numerosissime ricerche. Altman (1968), per primo, ha riconosciuto la grande importanza del problema e fatto le prime proposte per la sua risoluzione. Un ottimo elenco di lavori su questo problema si trova nelle note di Kolari et al. (1996) e Kolari et al. (2000) oltre che nel recente volume di Caouette et al. (1998)

Un metodo introdotto recentemente per la previsione delle crisi finanziarie delle banche è quello del riconoscimento dei tratti (MRT) (Kolari et al. 1996, Caputo and Kolari, 1990, 1997) che sembra dare migliori risultati nel ridurre la percentuale di banche che sfugge agli altri sistemi di preavviso (Kolari et al. 1996, Kolari et al. 2000). Questo metodo è stato usato con successo anche in altre indagini delle proprietà econometriche delle banche (Caputo et al. 2000).

La descrizione generale del metodo è in parecchie note elencate nei riferimenti di questo studio e nei libri di Bongard (1966) e di Devijver and Kitter (1982). Per quanto riguarda l'applicazione del metodo alla previsione delle crisi bancarie i riferimenti più immediati nella letteratura italiana sono nelle note di Caputo e Kolari (1990, 1997) ; nella letteratura inglese ed americana sono nelle note di Kolari et al. (1996) e Kolari et al. (2000). Nel seguito faremo una breve descrizione del metodo.

Il problema da risolvere ed il nome del metodo da usare per la risoluzione lasciano intuire che si considerano enti ognuno dei quali è descritto da un insieme di informazioni, che si chiamano indicatori, che serviranno per la loro descrizione quantitativa ed inoltre che esiste un sottoinsieme (detto classe I) di enti anomali dei quali si debba riconoscere i tratti descrittivi. Questo sottoinsieme è formato da enti anomali relativamente ad un altro sottoinsieme (detto classe II) che viene considerato di riferimento o regolare riguardo i tratti anomali. Si ha poi una classe III di enti che saranno sottoposti al giudizio del metodo.

Per l'applicazione del metodo è necessario soddisfare alcune condizioni che riguardano l'insieme di informazioni da usare.

Una prima condizione per l'applicazione del metodo, che viene dall'esperienza, suggerisce che è necessario siano a disposizione almeno 15 enti di ognuna delle classi I e II e che la classe III sia formata da almeno 30 enti di varia qualità. Una seconda condizione, che pure risulta dall'esperienza, suggerisce che ogni ente sia descritto da un sistema di indicatori il cui numero, nelle ricerche finora eseguite, è oscillato fra 15 e 45. Si deve tuttavia notare che,

come mostreremo in questa nota, anche 7 indicatori opportunamente scelti possono essere sufficienti per un'applicazione del metodo MRT anche se i risultati non sono ottimali. Naturalmente, per ovvie ragioni di omogeneità, è opportuno che gli indicatori di tutti gli enti siano osservati e misurati allo stesso tempo

Il metodo è suddiviso in tre fasi : l'*apprendimento*, la *votazione* e gli *esperimenti di controllo*.

Apprendimento. Questa fase è a sua volta suddivisa in : scelta degli indicatori, loro traduzione in un sistema di parametrizzazione binario, basato sulle differenze fra le due classi, e costruzione dei tratti caratteristici (TC) delle due classi.

Votazione. Questa fase consiste nell'espressione numerica del numero di TC delle due classi associati a tutti gli enti considerati delle classi I, II, e III.

Esperimenti di controllo. Questa è forse la fase più importante del metodo, essa serve ad affermare la compatibilità e stabilità dei risultati trovati a mezzo di esperimenti logici e numerici basati sull'eliminazione di indicatori, variazione del numero degli enti delle due classi od, in generale, spostamento di enti fra le classi. Questi controlli servono a confortarci dell'attendibilità di risultati che non possono avere il sostegno di una rigorosa dimostrazione matematica o di una statistica numerosa.

APPRENDIMENTO

Considerando separatamente gli indicatori $A_i (i = 1, 2, \dots, L)$ degli enti delle classi I e II, ognuna delle quali è formata da N enti, per ciascuna classe si forma un istogramma di ogni indicatore A_i e si sovrappongono i due istogrammi dello stesso indicatore A_i , com'è mostrato nella figura 1 ; se il parametro è significativo per il metodo i due istogrammi permettono di segnalare, per l'indicatore A_i , una soglia X_i che separi quantitativamente le due classi nel senso che, se per un altro ente il valore dell'indicatore è superiore od inferiore ad X_i ne può seguire una maggiore o minore probabilità che l'ente stesso appartenga all'una od all'altra delle due classi.

Nel caso della figura 1 se il valore dell'indicatore A_i dell'altro ente è inferiore ad X_i è più probabile che l'ente appartenga alla classe che ha il maggior numero di enti alla sinistra di X_i se invece il valore di A_i dell'altro ente è maggiore di X_i è più probabile che l'ente appartenga alla classe che ha il maggior numero di enti a destra di X_i .

Per la parametrizzazione in codice binario, se il valore dell'indicatore è inferiore od uguale ad X_i si assegna il valore 1 all'indicatore ; si assegna invece il valore 0 nel caso opposto. Con questo si ottiene la codificazione binaria degli indicatori di tutti gli enti che sarà usata nella successiva operazione di formazione dei tratti e dei TC.

Con questo procedimento ogni ente

$$B_i = A_1, A_2, \dots, A_L \quad (1)$$

è pertanto descritto da un vettore ad L componenti , ove A_i sono in codice binario ovvero $A_1 = 0,1, A_2 = 0,1, \dots, A_L = 0,1$ ove si sceglie 1 o 0 secondo che il valore dell'indicatore è inferiore (od uguale) o superiore alla soglia.

Si dice tratto T di un ente il vettore a sei componenti

$$T = (p, q, r, P, Q, R) \quad (2)$$

ove $p = 1, 2, \dots, L$, $q = 1, 2, \dots, L$, $r = 1, 2, \dots, L$ e P, Q, R sono i valori in binario degli indicatori p, q, r dell'ente stesso.

Il numero di tratti di un ente è pertanto

$$L + \binom{L}{2} + \binom{L}{3} \quad (3)$$

Si deve notare che, come risulta dalla formula (3), fra i tratti figurano anche quelli nei quali due (il termine $\binom{L}{2}$) od addirittura tre (il termine L) delle componenti p, q, r , siano uguali. I

tratti corrispondenti sono significativi degli indicatori presenti che siano diversi ; l'uguaglianza di due o tre di essi nel tratto è scritta solo per completezza sintattica.

Nella tabella I si presenta il caso nel quale gli enti sono descritti da 4 indicatori, che indicheremo con i numeri 1, 2, 3, 4, dell'ente codificato come B(0,1,1,0)

Tabella I

x	y	z	X	Y	Z
1	1	1	0	0	0
2	2	2	1	1	1
3	3	3	1	1	1
4	4	4	0	0	0
1	2	2	0	1	1
1	3	3	0	1	1
1	4	4	0	0	0
2	3	3	1	1	1
2	4	4	1	0	0
3	4	4	1	0	0
1	2	3	0	1	1
1	2	4	0	1	0
1	3	4	0	1	0
2	3	4	1	1	0

(3)

Nel caso che le coppie di istogrammi individuino due o più soglie la codificazione in codice binario avviene in modo più complesso ma, fondamentale, è basata sugli stessi principi.

Il passo successivo consiste nella scelta dei TC delle classi I e II rispettivamente. Tali sono i tratti T che sono relativamente più frequenti nella classe I che nella classe II e rispettivamente i tratti che sono relativamente più frequenti nella classe II che nella classe I. A

questo scopo si scelgono 4 numeri interi $k_1, \bar{k}_1, k_2, \bar{k}_2$ che definiscono i TC delle classi I e II come indicato nella seguente tabella II

Tabella II

Il tratto è TC della classe se soddisfa le condizioni

classe I	è presente in $\geq k_1$ enti della I classe	è presente in $\leq \bar{k}_1$ enti della I classe
classe II	è presente in $\leq \bar{k}_2$ enti della I classe	è presente in $\geq k_2$ enti della I classe

VOTAZIONE

La soglie $k_1, \bar{k}_1, k_2, \bar{k}_2$ sono generalmente scelte in modo che gli insiemi di TC delle due classi non siano vuoti. E' quindi chiaro che ogni ente delle tre classi può avere un certo numero, talora nullo, di TC delle due classi ; questi due numeri vengono assunti, per l'ente, come voti della corrispondente classe.

Generalmente la votazione porta ad una distribuzione relativamente separata degli enti della tre classi che hanno maggior o minor numero di TC delle classi I e II.

La votazione è la parte che più interessa per stabilire se gli enti della classe III che, in generale, sono quelli da esaminare, abbiano le caratteristiche degli enti di classe I o di classe II. Infatti si assegnano alla classe I gli enti che abbiano un maggior numero di TC di classe I che di classe II e vengono assegnati alla classe II gli enti che hanno maggior numero di TC della classe II che di classe I.

Il criterio di assegnazione alle due classi può variare secondo che si richieda che la differenza dei TC delle due classi superi una certa soglia Δ da fissare secondo le necessità del rischio accettabile e/o del rigore richiesto.

ESPERIMENTI DI CONTROLLO

Questi esperimenti, come abbiamo già accennato, servono ad attestare la stabilità dei risultati e, secondo la problematica, possono essere di vario tipo. Abbiamo citato, fra questi, l'eliminazione di uno o più indicatori ed uno scambio di un numero limitato di enti fra le classi. In generale questi esperimenti portano piccole variazioni nell'insieme dei TC degli enti nonché nelle votazioni.

Si deve notare che l'eliminazione di indicatori non implica che si debba procedere ad una nuova codificazione degli indicatori nel codice binario in quanto non variano le soglie X_i . Inoltre, se la scelta degli indicatori è stata buona, le variazioni nelle votazioni non devono alterare sostanzialmente i risultati.

Riguardo lo scambio di un numero limitato di enti fra le classi, se si altera l'appartenenza alle classi I e/o II, si deve procedere di nuovo alla codificazione in quanto, in generale, cambiano le soglie X_i .

Poiché la risoluzione delle votazioni dipende dal numero di TC, gli esperimenti di controllo, cambiando ad esempio il numero di indicatori, possono alterare la risoluzione della votazione (Kolari et al. 1996, Kolari et al. 2000, Caputo and Kolari 1990,1996).

APPLICAZIONE DEL METODO DEL RICONOSCIMENTO DEI TRATTI ALLE BANCHE ITALIANE

Per l'applicazione del metodo alle banche italiane ci serviremo dei dati del FITD ; questi consistono negli indicatori contenuti nella nota di Vulpes (1999) che si riferiscono a banche in crisi nel periodo dal 27-11-1990 al 31-12- 1996. I dati provengono dai bilanci consolidati delle banche per i quali tuttavia non è soddisfatta la condizione, richiesta per l'applicazione del metodo, che i valori degli indicatori delle diverse banche in crisi provengano da bilanci consolidati dello stesso anno. Inoltre, circostanza molto importante, il numero di indicatori del FITD è molto minore di quello usato in altre applicazioni alle banche del metodo MRT.

Nonostante queste limitazioni abbiamo pensato che fosse possibile, in modo sperimentale, un'applicazione del metodo MRT mediante un'elaborazione dei dati del FITD in modo da aumentare il numero di indicatori da usare per poi determinare se il metodo possa essere utile anche nella prevenzione delle crisi delle banche italiane.

Gli indicatori usati FITD sono 7, esattamente sono gli indicatori P19, P20, P21, P22, P23, P24, P25 della tabella III. Essi, come si verifica facilmente, consistono di indicatori normalizzati al totale attivo, di differenze relative e di differenze di indicatori normalizzate al totale attivo e risultano da un insieme maggiore di indicatori originali del FITD e che sono qui usati per stabilire i nuovi indicatori ed elencati nella stessa tabella III come P1, P2,...P18.

Uno degli scopi del presente studio è di verificare se il metodo MRT, che è stato utile nella previsione delle crisi delle banche degli USA (Kolari et al. 1996, Kolari et al. 2000, Caputo and Kolari 1990,1997), possa essere utile anche per la previsione delle crisi delle banche italiane.

In alcune varianti dell'applicazione del metodo MRT abbiamo usato tutti i 25 indicatori, in altre abbiamo usato i soli 7 indicatori del FITD col duplice scopo di studiare gli effetti dell'uso di un maggior numero di parametri (25) ed inoltre di confrontare i risultati dell'applicazione del metodo con quelli ottenuti da Vulpes (1999) servendosi di *early warning systems* ed usando gli stessi 7 indicatori.

Lo scopo di verificare se il metodo MRT possa essere utile anche nello studio delle banche italiane porterebbe tuttavia alla conferma di una verifica indirettamente già fatta poiché uno studio precedente delle banche italiane, fatto col metodo MRT (Caputo et al. 2000), per una distinzione delle banche del Nord e del Centro-Sud, ha dato risultati positivi confermando alcune supposizioni qualitative fatte dagli esperti del campo bancario e suggerendone altre che sembrano molto attendibili.

2. I DATI.

I dati usati sono i 25 indicatori elencati nella seguente tabella III. In parentesi figurano i fattori usati per la normalizzazione dei dati.

Tabella III. T = Totale attivo

$$P1 (100) = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora su sofferenza})/T$$

$$P2 (10) = (\text{Impieghi} - \text{Interessi di mora})/T$$

$$P3 (100000) = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora})/ T$$

$$P4 (10) = (\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze})/T$$

$$P5 (10000) = (\text{Sofferenze} - \text{Interessi di mora su sofferenze})/ T (\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze})$$

$$P6 (10) = \text{Impieghi ai primi 10 clienti}/T$$

$$P7 (10) = \text{Impieghi totali}/T$$

$$P8 (100000) = (\text{Impieghi ai primi 10 clienti})/T(\text{Impieghi totali})$$

$$P9 (10) = \text{Massa fiduciaria}/T$$

$$P10 = \text{Patrimonio di vigilanza}/T$$

$$P11 (100000) = \text{Massa fiduciaria}/ T (\text{Patrimonio di vigilanza})$$

$$P12 (10) = \text{Riserve liquide nette} / T$$

$$P13 (10) = (\text{Provvista complessiva lorda} - \text{Riserva obbligatoria})/T$$

$$P14 (10000) = (\text{Riserve liquide nette}) / T(\text{Provvista complessiva lorda} - \text{Riserva obbligatoria})$$

$$P15 (100) = \text{Costi di struttura}/T$$

$$P16 (100) = \text{Margine di intermediazione}/T$$

$$P17 (10000) = (\text{Costi di struttura})/ T (\text{Margine di intermediazione})$$

$$P18 (100000) = \text{Costi di struttura} - \text{Saldo Servizi}/ T T$$

$$P19 = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora su sofferenza})/(\text{Impieghi} - \text{Interessi di mora})$$

$$P20 = (\text{Sofferenze} - \text{Interessi di mora su sofferenze})/(\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze})$$

$$P21 = \text{Impieghi ai primi 10 clienti}/ \text{Impieghi totali}$$

$$P22 = \text{Massa fiduciaria}/\text{Patrimonio di vigilanza}$$

$$P23 = \text{Riserve liquide nette} / (\text{Provvista complessiva lorda} - \text{Riserva obbligatoria})$$

$$P24 = \text{Costi di struttura}/ \text{Margini di intermediazione}$$

$$P25 = (\text{Costi di struttura} - \text{Saldo servizi}) / T$$

I 25 indicatori sono usati in un insieme di 70 banche delle quali 35 erano in crisi nell'intervallo di tempo dal 27-11-1990 al 31-12-1997 ; i loro dati riguardano il bilancio consolidato nell'anno prima della crisi. Le altre 35 banche erano, e sono tuttora, in buone condizioni finanziarie ed i loro indicatori risultano dai bilanci consolidati dell'anno 1996 ; si è scelto questo anno poiché la maggior parte delle banche sono andate in crisi prima del 1996 e si assume che i bilanci delle banche in buone condizioni finanziarie non abbiano avuto cambiamenti rilevanti negli anni antecedenti il 1996.

Per l'applicazione del metodo MRT alle banche, parte delle banche in crisi saranno usate per formare la classe I, parte delle banche in buone condizioni finanziarie saranno usate per formare classe II, le rimanenti banche formeranno la classe III. Le banche in crisi e quelle di note buone condizioni finanziarie della classe III serviranno per i necessari controlli.

La scelta dell'anno 1996 per le banche in buone condizioni finanziarie conviene perché esso è vicino al periodo nel quale le banche in crisi considerate sono andate in crisi. Si nota tuttavia che l'anno 1993, a mezza via del periodo 1990-1997 nel quale sono andate in crisi le banche delle 35 banche, avrebbe potuto servire altrettanto bene.

Le 35 banche in crisi sono indicate con B1, B2,....B35, le 35 banche in buone condizioni finanziarie sono indicate con B36, B37,....B70.

3. L'APPLICAZIONE DEL METODO DEL RICONOSCIMENTO DEI TRATTI.

In merito all'assegnazione delle banche alle 3 classi considereremo le seguenti 3 varianti con le banche B1, B2,B70 che costituiscono, fra l'altro, un valido esperimento di controllo, infatti esse verificano la stabilità dei risultati variando gli enti nelle classi.

TABELLA IV. Distribuzione della banche nelle tre classi; 18 nelle classi I e II e 34 in classe III.

	Classe I	Classe II	Classe III
1° variante	B1,...B18	B36,....B53	B19,...B35, B54,...B70
2° variante	B9,...B26	B36,....B53	B1,..B8,B27,...B35, B54,...B70
3° variante	B18,....B35	B36,....B53	B1,...B17, B54,.....B70

Si vede che la distribuzione delle banche in buone condizioni finanziarie nella classe II è la medesima in tutte le varianti.

In merito ai cosiddetti *in-sample* e *holdout-sample*, usati sovente nella letteratura che riguarda la previsione delle crisi bancarie, essi sono presentati nella seguente tabella V

TABELLA V. Distribuzione della banche in in-sample e holdout-sample..

Variante	IN-SAMPLE		HOLDOUT-SAMPLE	
	Classe I	Classe II	Classe I	Classe II

1	B1,...B18	B36,...B53	B19,...B35	B54,...B70
2	B9,...B26	B36,...B53	B1,...B8,B27,...B35	B54,...B70
3	B18,...B35	B36,...B53	B1,...B17	B54,...B70

I risultati dell'applicazione del metodo MRT alle 3 varianti sono presentati nella seguente tabella VI.

TABLE VI. Voto delle banche in holdout-sample . Le banche con uguale numero di voti sono riconosciute in crisi. C1 e C2 sono il numero di TC delle classi I e II rispettivamente.

Variante	K1	K1T	K2	K2T	C1	C2	Classe I MANCATE	%	Classe II MANCATE	%	INDICAT. ELIMIN.
1	11	2	10	2	10	4	B19,21,29,34	22 %	B61,67,69	17 %	17
2	9	3	9	3	15	9	B29	6%	B69	6 %	13
3	10	6	10	6	5	6	B9,10,14	17%	B66,69	11%	-

Gli indicatori P17 e P13 sono stati eliminati nelle varianti 1 e 2 poiché non individuano una soglia nelle corrispondenti varianti.

Un'ispezione della tabella VI mostra che la variante 2 ha il massimo successo nell'identificazione delle banche ed è accettabile per il riconoscimento. E si può subito affermare che, in merito all'identificazione delle banche in crisi il metodo MRT fornisce buoni risultati.

4. IMPORTANZA DEI NUOVI INDICATORI

In merito agli indicatori P1, P2,...P18, introdotti mediante uso di quelli che hanno servito per la formulazione dei 7 indicatori del FITD P19,...P25, si sono riformulate le varianti usando solo i 7 indicatori P19,...P25. I risultati ed il confronto con la tabella VI sono presentati nella seguente tabella VII

TABELLA VII. Risultati dell'applicazione del metodo del riconoscimento dei tratti usando i soli 7 indicatori del FITD ; essi appaiono nella linea inferiore di ogni variante, le banche con ugual numero di voti non sono considerate mancate . Confronto con i risultati di tabella VI (per la quale si sono usati tutti i 25 indicatori) essi appaiono nella linea superiore di ogni variante. C1 e C2 sono il numero di TC di classe I e II rispettivamente. Il totale mancate dell'ultima colonna è relativo alle 3 classi.

Variante	K1	K1T	K2	K2T	C1	C2	Classe I mancate	%	ClasseII mancate	%	indic. Totale elimin. mancate
----------	----	-----	----	-----	----	----	---------------------	---	---------------------	---	----------------------------------

1	11	2	10	2	10	4	B19,21,29, 34	22 %	B61,67,69	17 %	17	10%
1	8	2	7	3	5	6	B19,21,29, 34	22 %	B61,66,	11 %	1...18	9%
2	9	3	9	3	15	9	B29	6%	B69	6 %	13	3%
2	5	3	5	3	12	4	B6,29,31	17%	B61,66,69 70	22 %	1...18	10%
3	10	6	10	6	5	6	B9,10,14	17%	B66,69	11%	-	7%
3	6	5	5	2	5	8	B6,10,17	17%	B61,66,69	17%	1...18	9%
4	10	5	8	6	11	10	B6	6%	B36,40,44, 46,1,53,76, 83,84	16%	13	11%
4	6	5	5	3	4	5	-	-	B36,42,44, 44,46,47, 51,53,72, 76,83,84	20%	1...18	12%

Riguardo alle classi delle varianti 4 si noti che esse differiscono da quelle della variante 3 per il numero di banche nella classe I e II che sono 17 invece di 18 e per il numero di banche della classe III che è qui aumentato da 34 a 54 con l'aggiunta delle banche B71, B72,...B90 in buone condizioni finanziarie più una banca di classe I (B18) ed una di classe II (B53).

Si nota nella tabella VII che, in generale, non vi è grande differenza fra le varianti della tabella VI (riga superiore di ogni variante con l'uso di 25 indicatori nella tabella VII) e quelli della tabella VII (riga inferiore di ogni variante con l'uso di soli 7 indicatori). Infatti le varianti 1, 3, 4 forniscono quasi gli stessi risultati nell'identificazione delle banche che non sono votate nel loro *holdout-sample* originale e sono statisticamente quasi equivalenti. Per quanto invece riguarda la variante 2, che è quella da noi prescelta per la votazione, il confronto è chiaramente a favore dell'uso dei 25 indicatori poiché si hanno valori significativamente minori nelle statistiche degli *holdout-sample* delle classi I e II.

Si deve inoltre notare nella tabella VII che le percentuali di banche mancate, sia totali che parziale, nelle varianti che forniscono i migliori risultati con l'uso di soli 7 indicatori (varianti 2 e 3) sono maggiori delle corrispondenti percentuali della variante nella quale si usano 25 indicatori (variante 2).

In conclusione si può affermare che vi è evidenza che l'introduzione degli indicatori P1, P2,...P18 migliori i risultati dell'applicazione del metodo che, in generale, occorra un numero di indicatori maggiore di 7.

In merito ai benefici forniti dall'introduzione dei nuovi indicatori P1, P2,...P18 l'esame delle loro presenze nei TC delle classi I e II mostra che gli indicatori maggiormente presenti sono

quelli presentati nella seguente tabella VIII dove è riportato fra parentesi il numero di presenze degli indicatori nei TC delle classi I e II rispettivamente. I numeri nella prima colonna a sinistra riferiscono alle varianti delle tabelle IV, V e VI.

TABELLA VIII. Presenza degli indicatori nei TC. Le coppie di numeri in parentesi vicino ad ogni indicatore sono le presenze dell'indicatore nei TC delle classi I e II rispettivamente. Il numero fra parentesi sotto la voce "presenze di indicatori" è il totale di presenze dell'indicatore nei TC della classi I e II.

variante	Indicatori non presenti	Indicatori forti	Presenze di indicatori	Presenze dei soli indicatori FITD
1	P2,3,6,...14,21,22	P3(3,3),P20(4,1), P25(4,1)	Icl. 24, IIcl.8 (32)	Icl. 14, IIcl. 3 (17)
1	-	P20(3,3),P25(3,1)		Icl.11, IIcl. 11 (22)
2	P2,3,7,8,9, 11,14,21,22	P1(5,5),P13(4,0), P20(5,2),P25(7,2)	Icl. 33, IIcl. 18 (51)	Icl.15, IIcl. 7 (22)
2	-	P20(5,9),P21(4,3) P22(5,5),P25(6,5)		Icl. 26, IIcl.28 (54)
3	P2,3,5,...8,11,..14, 16,17,18,19,21,23, 24	P4(1,1),P15(1,1), P10(1,1),P20(1,1)	Icl. 6, IIcl.6 (12)	Icl. 2, IIcl. 2 (4)
3		P19(1,6), P23(2,3), P24(3,3)		Icl. 9, IIcl. 17 (26)

Si nota che il numero totale di presenze di indicatori nei TC , quando si usino 25 indicatori, è significativamente maggiore di quando si usano solo 7 indicatori.

Considerando le varianti che utilizzano tutti i 25 indicatori si vede che gli indicatori P2, P3, P7, P8, P11, P14, P21 non appaiono nei TC delle 2 classi ; l'indicatore P20 appare frequentemente nei TC di tutte le varianti, gli indicatori P1, P15, P20, P25 appaiono nei TC di tutte le varianti.

Nella tabella VIII si vede che dei 18 nuovi indicatori introdotti solo 12 (P1, P4, P5, P6, P9, P10, P12, P13, P15.....P18) appaiono nei TC (esattamente 2/3) in accordo con i risultati dell'applicazione del metodo del riconoscimento dei tratti nelle altre ricerche. Questo risultato costituisce una conferma che gli indicatori introdotti contribuiscono al successo del metodo.

Per stabilire la capacità del metodo nella previsione delle crisi delle banche si sono preparate anche le seguenti tabelle IX e X con le percentuali di riconoscimento dello stato delle banche negli *in-sample* e *holdout-sample* delle banche considerate nelle 3 classi.

La differenza nella selezioni fatte nelle tabelle IX e X è che la tabella IX è in accordo con l'uso classico del metodo, mentre nella tabella X, dove si verifica immediatamente che la somma delle

percentuali non dà 100, le banche con ugual numero di TC delle due classi non sono considerate nel calcolo delle percentuali. ; in altre parole le limitazioni nelle previsioni fatte secondo la tabella IX sono meno forti. Poiché si presenta anche il caso nel quale l'insieme delle banche con uguale numero di voti sia vuoto, in alcuni casi le percentuali delle tabelle IX e X sono uguali.

TABELLA IX. Nella classe II sono le banche originariamente in classe II e nel holdout-sample della classe II che hanno un numero di voti di classe I maggiore di quello di classe I. Nella classe I sono le banche che hanno che erano originariamente in classe I e nel holdout-sample di classe I che hanno un numero di voti di classe I maggiore od uguale a quello di classe II.

		VARIANTE 1					
		IN-SAMPLE		Media	HOLDOUT-SAMPLE		Media
		Classe I	Classe II	Successi	Classe I	Classe II	Successi
CON TUTTI I 25 INDICATORI	Classe I	88.9%	11.1%		77.8%	22.2%	
	Classe II	27.7%	73.2%	81.0%	16.7%	83.3%	79.5%
CON I SOLI 7 INDICATORI DEL FITD		66.7 %	33.3 %		66.7 %	33.8%	
		16.7 %	83.3%	75.0%	16.7 %	83.8%	73.6%
		VARIANTE 2					
CON TUTTI I 25 INDICATORI		83.3%	16.7%		94.51%	5.5%	
		22.2%	77.8%	80.6%	16.7%	83.8%	88.3%
CON I SOLI 7 INDICATORI DEL FITD		72.2%	27.8%		83.8 %	16.7%	
		33.3%	66.7%	69.5%	22.2%	77.9%	79.5%
		VARIANTE 3					
CON TUTTI I 25 INDICATORI		72.2%	27.8%		83.8%	16.7%	
		5.5%	94.5%	83.4%	16.7%	83.8%	82.4%
CON I SOLI 7 INDICATORI DEL FITD		77.8%	22.2%		66.7%	33.8%	
		33.3%	66.7%	72.3%	16.7 %	83.3%	73.6%

Si deve inoltre notare nella tabella IX che le percentuali medie di banche errate di ogni variante, con l'uso di soli 7 indicatori sono maggiori delle corrispondenti percentuali delle varianti corrispondenti nelle quali si usano 25 indicatori.

Risulta chiaramente dalla tabella IX che in tutte le varianti il numero di successi nel riconoscere la classe di una banca usando 25 parametri è superiore a quello ottenuto usando i soli 7 indicatori del FITD :

TABELLA X. Nella classe II sono le banche originariamente in classe II e nel holdout-sample della classe II che hanno ricevuto un numero di voti di classe I maggiore che nella classe II. Nella classe I sono le banche originariamente in classe I e nel holdout-sample di classe I che hanno ricevuto un numero di voti di classe I maggiore che di classe II. In altre

4					1										0
5					1										0
6			0												0
7	0														0
8	0								0	0					
9						1								0	
10						1								0	
11					1									0	
12						1			0	0					
13	0					1	1								
14	0				1										
15	0		0												

Nelle tabelle XI e XIa, delle classi I e II rispettivamente, il simbolo 0 significa che un ente, per avere un TC di classe I con quell'indicatore, deve avere il valore maggiore della soglia ottenuta dalle classi I e II. Il simbolo 1 significa che un ente, per avere un TC con quell'indicatore deve avere un valore minore (od uguale) alla soglia.

TABELLA XIa. Tratti caratteristici della classe II nella variante 2.

Indicatore	1	4	5	6	10	13	15	16	17	18	19	20	23	24	25
Soglia	3.17	1.16	1.04	0.99	1.09	9.47	5.15	7.67	1.82	0.94	5.34	35.2	37.9	70.6	3.81
1							1								1
2	1														1
3	1													1	
4	1												0		
5	1									1	1				

6	0	1
7		1 1
8	1	1
9	1	

Notiamo nelle tabelle XI e XIa che, nella classe I, tutti gli indicatori sono votati 0, con l'eccezione degli indicatori P6, P10, P13, P23 che, invece, sono votati 1 o non votati nella classe II, mentre nella tabella XIa, con l'eccezione degli indicatori P4 e P23 che sono votati 0, tutti gli altri indicatori sono votati 1. Inoltre gli indicatori che sono votati 0 in una delle classi sono votati 1 nell'altra classe e viceversa.

5. LA VOTAZIONE.

La votazione della variante 2 ($k_1 = 9, \bar{k} = 3, k_2 = 9, \bar{k}_2 = 3$) è mostrata nella seguente tabella XIII dove si vede che solo due banche della classe III (B67 e B70) cadono nella diagonale dove hanno uguale numero di voti delle classi I e II.

Riguardo le banche del *in-sample* si nota che 3 banche fallite (*B9, *B19 e *B21) sono votate nella classe II e 3 banche in buone condizioni (-B40, -B44 e -B46) sono votate in classe I.

Riguardo l'*holdout-sample* si nota che solo una banca fallite I (B29) è votata in classe II e solo una banca in buone condizioni (B69) è votata in classe I. Ovvero l'11% delle banche ha riconoscimento errato.

6. DISCUSSIONE

Si deve intanto sottolineare che il metodo è efficiente nell'identificare i due tipi di banche : in crisi ed in buone condizioni economiche e che esso ha dato migliori risultati dei già noti metodi *early warning systems*.

In merito alle informazioni che provengono dagli indicatori che appaiono nei TC, e quindi identificano i due tipi di banche, si noti che gli indicatori che appaiono più frequentemente nei TC sono P1(0,1), P13(1,-), P20(0,1), P25(0,1) dove in parentesi si fornisce la loro classificazione nelle classi I e II rispettivamente. Come si verifica nelle tabelle XI e XIa.

La classificazione di P1(0,1), P13(1,-), P20(0,1), P25(0,1) significa che il rapporto : $P1 = \frac{\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora su sofferenza}}{\text{Totale attivo}}$ è minore nelle banche in crisi che nelle banche in buone condizioni economiche, il rapporto: $P13 = \frac{\text{Provvista complessiva lorda} - \text{Riserva obbligatoria}}{\text{Totale attivo}}$ è maggiore nelle banche in crisi che nelle banche in buone condizioni economiche, mentre i rapporti : $P20 = \frac{\text{Sofferenze} - \text{Interessi di mora su sofferenze}}{\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze}}$, $P25 = \frac{\text{Costi di struttura} - \text{Saldo servizi}}{\text{Totale attivo}}$ sono maggiori nelle banche in crisi che nelle banche in buone condizioni economiche.

Il significato dei TC è in accordo con le aspettative degli esperti del campo bancario. Tuttavia esaminando le tabelle XI e XIa si vede che gli indicatori non appaiono singolarmente nei TC ma sempre accoppiati con altri. Questo implica che l'accoppiamento ha un effetto maggiore

dei singoli indicatori. L'unico indicatore che forma un TC da solo è nella classe II ed è P5(0,1) che implica che, oltre P20, il rapporto $P20/(\text{Totale attivo})$ è anche utile per il riconoscimento delle banche.

Riguardo l'accoppiamento degli indicatori nei TC se vede nelle tabelle XI e XIa che l'indicatore $P1(0,1) = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora su sofferenza})/(\text{Totale attivo})$ appare nei TC di entrambe le classi in coppia con $P19(0,1) = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora su sofferenza})/(\text{Impieghi} - \text{Interessi di mora})$, con $P20(0,1) = (\text{Sofferenze} - \text{Interessi di mora su sofferenze})/(\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze})$ e con $P25(0,1) = (\text{Costi di struttura} - \text{Saldo servizi})/(\text{Totale attivo})$.

Inoltre le coppie di indicatori $P15(0,1) = (\text{Costi di struttura})/(\text{Totale attivo})$, $P25(0,1) = (\text{Costi di struttura} - \text{Saldo servizi})/(\text{Totale attivo})$ e $P19(0,1) = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora su sofferenza})/(\text{Impieghi} - \text{Interessi di mora})$ e $P20(0,1) = (\text{Sofferenze} - \text{Interessi di mora su sofferenze})/(\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze})$ appaiono nei TC di entrambe le classi I e II.

In merito al numero medio di successi nel riconoscere la classe di una banca si ottengono i seguenti valori riferentesi alle 3 varianti di Tabella IX

	IN SAMPLE	HOLD OUT SAMPLE
	Average	Average
	Success	Success
WITH ALL 25 INDICATORS	80.0%	83.4%
WITH ONLY 7 INDICATORS OF FITD	74.3%	77.2%

Dalla tabella X otteniamo i seguenti valori medi delle 3 varianti.

	IN SAMPLE	HOLD OUT SAMPLE
	Average	Average
	Success	Success
WITH ALL 25 INDICATORS	81.7%	76.8%.4%
WITH ONLY 7 INDICATORS OF FITD	71.7%	71.8%

Si deve notare che il successo nel riconoscere la classe di una banca è migliore nel Hold Out sample che nel In Sample ed inoltre che usando 25 indicatori il numero di successi è, in media, superiore di circa il 6% rispetto a quanto si ottenga con i 7 indicatori del FITD.

Prima di concludere si vuole richiamare l'attenzione sulla necessità di avere a disposizione un numero maggiore di indicatori poiché negli studi analoghi fatti per le banche degli USA (Kolari et al. 1996, 2000, Caputo and Kolari 1990, 1997) le percentuali ottenute nella previsione della banche in crisi sono migliori di quelle qui ottenute. La differenza potrebbe

anche essere attribuita alla qualità degli indicatori usati negli studi delle banche degli USA o, più probabilmente, al maggior numero (circa 40) di indicatori e di banche delle classi I e II.

Il fatto che il metodo MRT abbia fornito migliori risultati usando 25 indicatori invece di 7 è inoltre un forte indizio che per ottenere risultati migliori occorra avere un numero maggiore di indicatori ed inoltre che questi siano scelti *ad hoc* e non ottenuti in modo relativamente forzoso e limitato da altri indicatori scelti con criteri specifici per la ricerca.

Si vuole infine ricordare che è opportuno che le banche della classe I siano andate in crisi nello stesso anno e che i valori degli indicatori, sia per queste banche che per quelle della classe II, siano quelli dell'anno precedente le crisi. Non si può quindi escludere che i risultati migliori ottenuti negli studi della banche degli USA siano dovuti anche al fatto che le banche usate per la classe I, nel caso delle banche USA, sono andate in crisi nell'intervallo di un solo anno e non in quasi 7 anni come in questo studio, e che in questo lasso di tempo siano variati, anche se leggermente, le condizioni generali ed i valori degli indicatori delle banche della classe II creando così una certa inomogeneità nei dati.

TABLE XIII. *Votazione della variante 2 (K ; 9,3,9,3). In ascissa è il numero di voti di classe I, in ordinata è il numero di voti di classe II. Le aree incorniciate contengono le banche con uguale numero di voti delle due classi. Le banche con asterisco * sono inizialmente in classe I, quelle con meno - sono inizialmente in classe II, tutte le altre sono in classe III.*

9 B56
B57
B58
B60

8 -B39 -B41
-B43
-B50
B54
B62
B65
B68

7 -B48
B29
B55

```

6 *B19
  *B21
  -B38
  B63      -B51 *B9

5 -B49 -B42 B66
  -B52 -B53

4 B59      -B37      :B70 :
  -B47      :B70 :

3          -B45 :''''':
          B61  :   :
          B64  :   :

2          : : B6  B31 -B46  B1      *B16          *B11
          : : B34          -B44

1          :B67 :      *B10 -B40 *B12  B3      B28  B27 *B17 *B24
          :   :          B33          B4  B35

0          -B36          *B15 *B20      *B14 *B13 B8 *B23 *B22
          B2  B7      *B18          *B25
          B30 B32          *B26
          B69          B5

0  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10  11  12  13  14

```

Elenco dei riferimenti bibliografici.

Altman E., Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *Journal of Finance*, 23, 589-609, 1968.

Benavidez A. and Caputo M., Pattern recognition of earthquake prone areas in the Andes, *Revista de Geofisica*, 29, 141-163, 1988.

Benvenuti M. and Caputo M., Pattern recognition of the relationship between seismicity and gravity anomalies in Italy, *Atti Acc. Naz. Lincei, Rend. Fis.* 52,6,360-372,1982.

Bezdek J., *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithm*, Plenum Press, 1981.

Bongard M., *Pattern Recognition*, New York, NY, Spartan Book, 1970.

Bongard M., Vaintsveig, M.I., Guberman S.A., and Izvekova M.L., The Use of Self Learning Programs in the Detection of Oil Containing Layers, *Geology Geofiz.* 6, 96-105, 1966

Briggs P., Press F. and Guberman Sh. A., Pattern recognition applied to earthquake epicenters in California and Nevada, *Geological Society of America Bulletin*, 88, 161-173, 1977

Briggs P. and Press F., Pattern recognition applied to Uranium prospecting, *Nature*, 268, 125-127, 1977.

Caouette J.B., Altman E.I., Paul Narayanan, *Managing Credit Risk The Next Great Financial Challenge*. New York: Wiley, 1998.

Caputo M., Kolari J., Ruggiero V., *Banks of the North and Centre-South Italy: a trait recognition comparison*, Quaderni ricerca, Centro Osservatorio Studi Monetari Economici, COSME, LUISS University, Rome Italy, in press, 2000.

Caputo M., Keilis Borok V., Officerova E., Ranzman E., Rotwain I. and Solovjeff A., Pattern Recognition of earthquake prone areas in Italy, *Phys. Earth Plan. Int.*, 21, 305-320, 1980.

Caputo M., Hoskins E. and Piatt D., Pattern Recognition of Porphyry Copper deposit in Texas, *Atti Accad. Scienze di Ferrara*, 66, 1-13, 1990, also in *Geofisica Applicata e Idrogeologia*, 31, 169-177, 1996.

Caputo M., and Kolari J., Pattern recognition of the financial condition of Banks I, *Atti Accad. Scienze, Ferrara*, 66, 127-139, 1990.

Caputo M., and Kolari J., Pattern recognition of the financial condition of Banks II, *Giornale dell'Istituto Italiano degli Attuari*, 61- 80, 1997.

Devijver P.A. and Kittler J., *Pattern recognition: a statistical approach*, Prentice Hall International Inc., London, 1982.

Frydman H., Altman E.I. and Kao D., Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress, *The Journal of Finance*, 40, 269-291, 1985.

Gelfand I., Guberman Sh.A., Izvekova M.L., Keilis Borok V.I., Knopoff L., Press F., Ranzman E. Ya., Rotwain M. and Sadowsky A.M., *Pattern Recognition Applied to Earthquake Epicentres in California*, *Phys. Earth and Planet. Int.*, 11, 227-283, 1976.

Kanal L.N. and Rosenfeld A., *Progress in Pattern Recognition*, Elsevier New York 1982

Kolari J., Caputo M. and Wagner D., Trait recognition: an alternative approach to early warning systems in commercial banking, *J. of Business Finance and Accounting*, 23, (9) & (10), 1415-1434, 1996.

Kolari J., Glennon D., Shin H. and Caputo M., *Predicting Large U.S. Commercial Bank Failures*, Office of the Comptroller of the Currency Administration of National Banks, Washington, DC, Economic and Policy Analysis Working Paper 2000-1, 1-44., January 2000

Krishnaiah P.R. and Kanal L.N., *Handbook of statistics, Vol. 2 Classification, Pattern Recognition and Reduction of Dimensionality*, North Holland, New York, 1982.

Tou J.T. and Gonzales R.C., *Pattern recognition Principle*, Reading, MA, Addison-Wesley Publishing Company, 1974.

Vulpes G., L'impiego di early warning systems per la previsione di crisi bancarie. Un'applicazione agli indicatori del Fondo Interbancario Tutela dei Depositi, Fondo Interbancario Tutela dei Depositi, Roma, 1999.

Ringraziamento.

L'autore ringrazia il Fondo Interbancario Tutela dei Depositi (FITD) per i dati forniti. In particolare ringrazia il Prof. P. Savona e l'Avv. R. Moretti, rispettivamente Presidente e Direttore del FITD, per l'incoraggiamento ed eseguire questo studio ed anche il Dott. G. Vulpes ed il Dott. V. Ruggiero per aver fornito in dati in formato appropriato all'uso nello studio.

TABLE *Voting for the variant 2 (K ; 9,3,9,3). In the abscissa is the number of votes of Class I, in the ordinate is the number of votes of Class II. The boxes contain the banks with equal number of votes. The banks with the sign * are class I, those with the sign - are class II, the others are class III.*

9 B56
B57
B58
B60

8 -B39 -B41

		-B43												
		-B50												
		B54												
		B62												
		B65												
		B68												
7	-B48													
	B29													
	B55													
6	*B19													
	*B21													
	-B38													
	B63			-B51	*B9									
5	-B49	-B42	B66											
	-B52	-B53												
4	B59													
		-B37			B70									
		-B47												
3														
		-B45												
		B61												
		B64												
2														
			B6	B31	-B46	B1	*B16			*B11				
			B34				-B44							
1														
	B67		*B10	-B40	*B12	B3	B28	B27	*B17	*B24				
						B33			B4	B35				
0														
		-B36					*B15	*B20	*B14	*B13	B8	*B23		
*B22														
							B2		B7				*B18	
*B25														
							B30						B32	
*B26														
							B69							
B5														
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
14														

$$P1 = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora su sofferenza})/T$$

$$P2 = (\text{Impieghi} - \text{Interessi di mora})/T$$

$$P3 = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora})/ T$$

$P4 = (\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze})/T$

$P5 = (\text{Sofferenze} - \text{Interessi di mora su sofferenze})/ T (\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze})$

$P6 = \text{Impieghi ai primi 10 clienti}/T$

$P7 = \text{Impieghi totali}/T$

$P8 = (\text{Impieghi ai primi 10 clienti})/T(\text{Impieghi totali})$

$P9 = \text{Massa fiduciaria}/T$

$P10 = \text{Patrimonio di vigilanza}/T$

$P11 = \text{Massa fiduciaria}/ T (\text{Patrimonio di vigilanza})$

$P12 = \text{Riserve liquide nette} / T$

$P13 = (\text{Provvista complessiva lorda} - \text{Riserva obbligatoria})/T$

$P14 = (\text{Riserve liquide nette}) / T(\text{Provvista complessiva lorda} - \text{Riserva obbligatoria})$

$P15 = \text{Costi di struttura}/T$

$P16 = \text{Margine di intermediazione}/T$

$P17 = (\text{Costi di struttura})/ T (\text{Margine di intermediazione})$

$P18 = \text{Costi di struttura} - \text{Saldo Servizi})/ T T$

$P19 = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora su sofferenza})/(\text{Impieghi} - \text{Interessi di mora})$

$P20 = (\text{Sofferenze} - \text{Interessi di mora su sofferenze})/(\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze})$

$P21 = \text{Impieghi ai primi 10 clienti}/ \text{Impieghi totali}$

$P22 = \text{Massa fiduciaria}/\text{Patrimonio di vigilanza}$

$P23 = \text{Riserve liquide nette} / (\text{Provvista complessiva lorda} - \text{Riserva obbligatoria})$

$P24 = \text{Costi di struttura}/ \text{Margini di intermediazione}$

$P25 = (\text{Costi di struttura} - \text{Saldo servizi})/ T$

The classification of $P1(0,1)$ means that the relative difference $P1 = (\text{Sofferenza} - \text{Interessi di mora su sofferenza})/T$ is larger in failed banks than in banks in good financial conditions.

The classification of P13(1,-) means that that the relative difference $P13 = (\text{Provvista complessiva lorda} - \text{Riserva obbligatoria})/T$ is smaller in failed banks than in banks in good financial conditions.

The classification of P20(0,1) means that that the relative difference $P20 = (\text{Sofferenze} - \text{Interessi di mora su sofferenze})/(\text{Patrimonio al lordo dei dubbi esiti} - \text{Fondo rischi per interessi di mora su sofferenze})$ is larger in failed banks than in banks in good financial conditions.

The classification of P25(0,1) means that the relative difference $P25 = (\text{Costi di struttura} - \text{Saldo servizi})/T$ is larger in failed banks than in banks in good financial conditions.

Occorrono + indicatori

35 + 35 può andare

occorre traduz. Indic. FITD in Sanefall

significato indicatori in TC di nordsud

significato indicatori di sanefall

TABLE IV. Definition of the indicators used. The normalising factor, when present, is also given in brackets. Total assets = T.

$P1(100) = (\text{Doubtful loans} - \text{Interest arrears})/T$

$P2(10) = (\text{Outstanding loans and advances} - \text{Interest arrears})/T$

$P3(100000) = (\text{Doubtful loans} - \text{Interest arrears})/T$

$P4(10) = (\text{Capital and reserves (gross of estimated losses)} - \text{provision for interest arrears})/T$

$P5(10000) = (\text{Doubtful loans} - \text{Interest arrears})/T$ (Capital and reserves (gross of estimated losses) - provision for interest arrears)

$P6(10) = \text{Loans and advances to the bank's ten largest borrowers (excluding local authorities and net of interest arrears)} / T$

$P7(10) = (\text{Outstanding loans and advances} - \text{Interest arrears}) / T$

$P8(100000) = \text{Loans and advances to the bank's ten largest borrowers (excluding local authorities and net of interest arrears)} / (\text{Outstanding loans and advances} - \text{Interest arrears})$

$P9(10) = \text{Capital and reserves (net of estimated losses)} / T$

$P10 = \text{Customer deposits} / T$

$P11(100000) = \text{Capital and reserves (net of estimated losses)} / T$ Customer deposits

P12(10) = Total net liquidity(net of compulsory reserves)/T

P13(10) = Total deposits including interbank deposits (net of compulsory reserves)/T

P14(10000) = Total net liquidity (net of compulsory reserves)/T (Total deposits including interbank deposits (net of compulsory reserves))

P15(100) = Overhead costs /T

P16(100) = Net Operating Income /T

P17(10000) = Overhead costs/T Net Operating Income

P18(100000) = (Overhead costs - net earnings on services)/TT

P19 - (Doubtful loans - Interest arrears) / (Outstanding loans and advances - interest arrears)

P20 - (Doubtful loans - Interest arrears)/(Capital and reserves (gross of estimated losses) - provision for interest arrears)

P21 - Loans and advances to the bank's ten largest borrowers (excluding local authorities and net of interest arrears) / (Outstanding loans and advances - interest arrears)

P22 - Capital and reserves (net of estimated losses) / Customer deposits

P23 - Total net liquidity (net of compulsory reserves) / Total deposits including interbank deposits (net of compulsory reserves)

P24 - Overhead Costs / Net Operating Income

P25 - (Overhead costs - net earnings on services)/ T