

Marzo 1984

27

Servizio Studi
della
Banca d'Italia

TEMI DI DISCUSSIONE

Sandro APPETTITI

**L'utilizzo dell'analisi discriminatoria per la previsione
delle insolvenze: ipotesi e test per un'analisi dinamica**

**Servizio Studi
della
Banca d'Italia**

TEMI DI DISCUSSIONE

Sandro APPETTITI

**L'utilizzo dell'analisi discriminativa per la previsione
delle insolvenze: ipotesi e test per un'analisi dinamica**

L'UTILIZZO DELL'ANALISI DISCRIMINATORIA PER LA PREVISIONE DELLE INSOLVENZE

IPOTESI E TEST PER UN'ANALISI DINAMICA (*)

Il presente lavoro si propone (i) di sviluppare, basandosi sulle tecniche dell'analisi discriminativa (AD) e utilizzando i dati di bilancio, un modello che possa stimare la fragilità finanziaria delle imprese manifatturiere italiane e (ii) di comparare l'abilità di tale modello con quella di un secondo in tutto simile al primo eccetto che le variabili, invece di essere rappresentate dai semplici indici, sono costituite da valori che tengono conto del trend dei quozienti stessi.

L'autore, dopo una breve descrizione dello strumento AD e alcuni riferimenti di letteratura, illustra e commenta l'efficienza dei due modelli. I risultati ottenuti utilizzando come variabili i trends dei quozienti sono incoraggianti: il secondo modello, infatti, fornisce risultati non soltanto migliori del primo ma anche migliori di quelli in precedenza ottenuti da altri modelli basati sui dati di bilancio delle imprese manifatturiere italiane.

1 - INTRODUZIONE

L'uso dei quozienti di bilancio, quali indicatori della condizione di salute di un'impresa, ha incontrato e incontrerà numerose critiche per le molteplici distorsioni cui l'informa-

(*) Desidero ringraziare Ignazio Visco e Giorgio Bodo del Servizio Studi della Banca d'Italia per i commenti da essi ricevuti sulla prima stesura del testo. Una precedente versione del lavoro, redatta in lingua inglese, era stata letta con particolare attenzione da A.M. Kerruish, del University College of North Wales - Bangor (U.K.) e dal professor Marco Onado dell'Università di Modena, cui va la mia riconoscenza per le utili osservazioni critiche. Vorrei infine ringraziare gli assistenti alla ricerca Mariuccia Boschetti, Alberto Borsari e Marco Nicoli per la loro preziosa collaborazione nel redigere tavole e testo. Di tutti gli eventuali errori rimango naturalmente il solo responsabile.

zione contenuta in tali indicatori è o può essere soggetta. Nonostante si riconosca unanimemente l'esistenza di tale problema, diversi ricercatori hanno empiricamente dimostrato una certa capacità di alcuni indici (o ratios) di diagnosticare precocemente, per così dire, il fallimento di una impresa; conseguenza di ciò è che non sono stati pochi gli studi dedicati negli ultimi anni alla previsione delle insolvenze attraverso l'uso dei quozienti di bilancio. L'analisi discriminativa (AD), come tecnica statistica di analisi multivariata, è stata spesso utilizzata per questi fini.

Sino ad oggi, le variabili inserite nella funzione discriminante sono state, pressoché sempre, calcolate utilizzando dati rappresentanti la fotografia di una situazione presa alla fine di un dato periodo.

Nel caso di un singolo indice maggiori informazioni possono essere ottenute da un'analisi cross-section e/o dall'analisi del trend. Allo stesso modo l'efficacia di una funzione discriminante dovrebbe potersi accrescere scegliendo, come variabili, anziché semplici valori statici, valori che tengano conto dell'evoluzione dei singoli quozienti nel tempo, rapportati possibilmente ad una variazione media.

Il lavoro che segue si basa su questa idea e i suoi obiettivi sono:

- sviluppare un modello previsivo, usando l'AD e i dati di

bilancio, che possa stimare la fragilità finanziaria delle imprese manifatturiere italiane, intesa come capacità di essere solvibile, e

- comparare le capacità di tale modello con quelle di un altro in tutto simile al precedente eccetto che le variabili, invece di essere rappresentate da valori statici, sono costituite da valori che tengono conto dei trends dei quozienti di bilancio.

Nel paragrafo 2.1, dopo aver accennato al dibattito relativo all'utilizzo del contenuto informativo degli indici di bilancio, viene introdotta la descrizione dell'Analisi Discriminatoria riassumendo e commentando i due principali lavori che hanno verificato le capacità previsive dei ratios (Beaver (1966)) e delle loro differenti combinazioni (Altman (1968)). Il paragrafo 2.2 è dedicato all'AD quale strumento per la previsione delle insolvenze e riporta la descrizione dell'unica applicazione realizzata in precedenza per le imprese italiane; nel paragrafo 2.3 ci si sofferma invece sugli obiettivi specifici e sulle ipotesi alla base del presente studio, allo sviluppo e ai risultati del quale sono dedicati i successivi paragrafi 3 e 4. I risultati raggiunti sono incoraggianti e, come ci si attendeva, indicano che una funzione discriminante fornisce maggiori informazioni se costruita con variabili-trend che non se costruita con variabili basate su valori statici.

Alcune considerazioni conclusive e gli ulteriori possibili sviluppi del lavoro sono discussi nel paragrafo 5; alle problematiche connesse con l'utilizzo della tecnica AD e agli aspetti metodologici sono dedicate invece le appendici.

2 - L'ANALISI DISCRIMINATORIA

2.1 - Quozienti di bilancio e analisi discriminatoria: descrizione e riferimenti di letteratura

L'analisi discriminatoria (AD) viene utilizzata per classificare un soggetto, in base a caratteri quantitativi, in uno tra più gruppi definiti a priori i cui elementi hanno fra loro caratteristiche comuni.

La letteratura in tema di AD è numerosa e molte sono anche le applicazioni di questa tecnica soprattutto nel campo delle scienze biologiche dove più spesso si presenta il problema specifico affrontato dall'AD. (Per una trattazione teorica dell'AD e per una vasta bibliografia in proposito si veda, tra gli altri, Lachenbruch (1979).)

L'interesse per l'impiego di tale tecnica statistica nel campo aziendale è sorto per la possibilità che essa offre di distinguere, mediante l'impiego di indici (o quozienti o ratios) di bilancio, tra imprese solventi e non.

Nell'impiegare i quozienti di bilancio quali indicatori di una determinata situazione aziendale si devono tener presenti, come è noto, taluni limiti degli stessi. Presi singolarmente gli indici di bilancio sono scarsamente significativi. Per averne maggiori informazioni è necessario procedere a un'analisi comparata con i medesimi indici di imprese simili o con quozienti della stessa impresa riferentisi ad anni precedenti per verificare se le prestazioni migliorano o peggiorano (cross section and trend analyses).

Dobbiamo inoltre aver presente che i dati utilizzati per il calcolo degli indici, oltre a riferirsi a un particolare momento della vita dell'impresa (la fine di un esercizio), possono essere il risultato di soggettive valutazioni o di politiche di bilancio attuate anche in vista del resoconto annuale (window dressing operations). Per esempio, i dati (e quindi i ratios basati su questi) possono essere in vario modo influenzati da differenti procedure di ammortamento o metodi di valutazione delle scorte. Altre distorsioni possono derivare dal diverso trattamento delle spese di ricerca e sviluppo, dei fondi di quiescenza, degli accantonamenti vari.

Un altro fattore che può modificare il contenuto informativo dei quozienti di bilancio è infine l'inflazione; essa, infatti, può svuotare di significato i dati o, peggio,

rendere l'informazione da essi fornita fuorviante.

La presenza delle distorsioni ora citate, soprattutto di quelle derivanti dall'inflazione, pone difficoltà di ampia rilevanza connesse con la soluzione del problema, di carattere più generale, della qualità dei dati e dei metodi di misurazione dei fenomeni. Avendo cognizione di questi problemi e tenendo presente che più che un separato utilizzo dei ratios è la loro lettura integrata che può essere significativa, si può tentare di utilizzare i quozienti quale strumento per catturare utili informazioni circa il passato di un'azienda, il presente e, in una certa misura, circa la direzione verso la quale l'impresa è condotta.

Diversi studiosi hanno dimostrato attraverso lavori empirici la discreta attitudine di alcuni indici di bilancio a prevedere le insolvenze. La capacità previsiva dei quozienti è stata sperimentata prendendo di volta in volta in considerazione sia i singoli indici, sia le loro differenti combinazioni.

Tra gli studi che hanno esplorato le capacità dei singoli quozienti merita particolare menzione quello di Beaver (1966) il quale ha dimostrato l'effettiva capacità di taluni ratios di indicare precocemente i sintomi di una futura insolvenza.

Nel suo lavoro Beaver sperimentò le capacità previsive di trenta quozienti. Per fare ciò, l'autore selezionò 2 gruppi di 79 imprese statunitensi ciascuno: il primo composto da imprese fallite, il secondo da imprese sane. Le imprese dei due gruppi appartenevano agli stessi settori e erano approssimativamente della stessa dimensione. Il confronto venne effettuato anno per anno per un periodo di 5 anni. Tra i quozienti osservati da Beaver, quello relativo ai flussi di cassa sul debito totale è risultato il più efficace ai fini previsivi.

I risultati ottenuti dall'analisi di Beaver diedero risalto a due aspetti in particolare:

- a) l'insolvenza è strettamente legata alle condizioni di liquidità dell'impresa;
- b) il concetto di liquidità che offre i migliori risultati è quello dinamico.

Tuttavia, valutando separatamente i singoli indicatori, l'autore prese in considerazione i molteplici aspetti che caratterizzano l'impresa solo uno alla volta, tralasciando quindi le possibili sinergie di una loro combinazione.

Per quanto riguarda invece la capacità previsiva dei quozienti tra loro combinati, un importante contributo è venuto da Altman (1968). Per il suo studio Altman predispose due gruppi di imprese statunitensi: uno di 33 imprese fallite

e uno di 33 imprese sane. Per il primo gruppo raccolse i dati per il periodo 1946-1965. Per il secondo gruppo l'autore si servì dei dati di imprese, scelte casualmente tra quelle ancora in esistenza nel 1966, con caratteristiche simili a quelle del primo gruppo relativamente al settore di provenienza e alla dimensione.

Da una lista iniziale di 22, Altman selezionò le cinque variabili (quozienti) che avevano dato i migliori risultati quanto a capacità di discriminare tra i due gruppi. La funzione discriminante ricavata da Altman è la seguente:

$$Z = .012 X_1 + .014 X_2 + .033 X_3 + .006 X_4 + .010 X_5$$

dove: X_1 = capitale circolante/totale attivo
 X_2 = utili non distribuiti/totale attivo
 X_3 = utili di gestione/totale attivo
 X_4 = valore di mercato delle azioni/
valore di libro del debito totale
 X_5 = fatturato/totale attivo

Con questa funzione Altman ottenne risultati migliori di quelli ottenuti da Beaver. Il modello fu in grado di classificare correttamente il 95 per cento del campione originale. Gli errori di classificazione relativi alle imprese fallite furono del 3 per cento. Naturalmente, l'accuratezza del modello peggiorava sensibilmente dal secondo al quinto anno precedente il fallimento, e mostrava il maggior cambia-

mento tra il secondo e il terzo anno.

Per il suo lavoro Altman utilizzò quindi le tecniche dell'analisi discriminatoria che consentono appunto di sintetizzare e combinare, in un processo simultaneo, le capacità previsive dei singoli ratios, prendendo così in considerazione l'intero profilo delle caratteristiche dell'impresa e l'interazione delle facoltà di ogni singolo quoziente.

2.2 - L'analisi discriminatoria e la previsione delle insolvenze: l'applicazione alle imprese manifatturiere italiane

L'analisi discriminatoria è stata spesso utilizzata per la costruzione di modelli di allarme precoce per la valutazione del merito di credito delle aziende affidande.

Talvolta, si è consapevoli che classificando un'impresa come problematica (unsound) si corre il rischio di forzarla effettivamente all'insolvenza. Per esempio, una banca, o qualsiasi altra istituzione prestatrice, rifiutando un prestito ad una impresa sulla base del suo supposto basso "merito di credito", potrebbe negare a quest'ultima proprio quei fondi necessari per aiutarla a venir fuori da difficoltà solo momentanee.

Forse tale diniego non sarebbe opposto in assenza

della "predizione" negativa sulla solvibilità dell'impresa, ma questo è un problema comune a tutti i metodi di valutazione del merito di credito.

Pur se il modello sviluppato in questa ricerca non ha lo scopo specifico della valutazione del merito di credito, val la pena sottolineare che anche modelli di allarme precoce non si propongono quali oracoli ai quali esclusivamente rimettere l'assegnazione di un prestito o comunque il giudizio circa la salute finanziaria di una impresa, ma solo quali ulteriori strumenti da impiegare per selezionare un più piccolo gruppo di imprese sul quale poter concentrare l'attenzione degli analisti.

In Italia l'unico modello conosciuto che utilizzi l'analisi discriminativa per la previsione delle insolvenze delle imprese manifatturiere è quello sviluppato nel lavoro di Alberici (1975).

Il modello prende in considerazione 42 imprese manifatturiere (21 fallite e 21 sane). Per ciascuna azienda viene calcolato il valore sintetico Z per i 5 anni che precedono l'anno 't' per il quale si vuole effettuare la previsione. La funzione discriminante utilizzata è del tipo

$$Z = \sum_{i=1}^n a_i x_i$$

e comprende le seguenti n=7 variabili indipendenti

- x_1 = Reddito Netto/Attività Totali;
- x_2 = Debiti Totali/Attività Totali;
- x_3 = Capitale Netto/Immobilizzazioni Nette;
- x_4 = (Capitale Netto+Debiti Consolidati)/Immobilizzazioni Nette;
- x_5 = Attività Correnti/Passività a Breve Termine;
- x_6 = Attività Liquide/Passività a Breve Termine;
- x_7 = Passività a Breve Termine/Attività Totali.

cui è attribuito un diverso coefficiente a seconda degli anni e a seconda che si tratti di calcolare il valore Z per un'impresa fallita o sana.

Il valore discriminante Z (detto anche valore critico o cut-off score) è calcolato per ciascun anno nel modo seguente

$$Z_t = \frac{\bar{Z}_{AF} + \bar{Z}_{AS}}{2}$$

dove \bar{Z}_{AF} = media dei valori Z_{AF} calcolati per le aziende fallite (AF)

e \bar{Z}_{AS} = media dei valori Z_{AS} calcolati per le aziende sane (AS).

Le aziende vengono poi riclassificate tra le fallite o le sane a seconda che il loro valore Z sia maggiore o minore

del valore Z_t .

La significatività del modello appare buona per tutti e 5 gli anni ed in particolare per gli ultimi 4. L'errore medio complessivo di riclassificazione delle imprese va da un massimo del 31% circa per l'anno -4, al 14,3% per gli anni -2 e -1 (cfr. Tav. 2.1).

In particolare, Alberici (1975, pp. 118-19) osserva che '... nel terzo, nel secondo e nel primo anno precedenti al fallimento, le attitudini previsionali dell'analisi discriminativa migliorano sensibilmente' e che dall'esame dei dati relativi agli '... errori percentuali commessi nel riclassificare le aziende (...) ci si rende conto delle spiccate attitudini previsionali che la tecnica dei quozienti conserva anche nel contesto istituzionale italiano'.

Nel valutare la capacità previsiva del modello ora riassunto devono tenersi presenti le critiche e le osservazioni riportate nel paragrafo A.2 dell'Appendice A, in particolare quelle mosse alla significatività di tests di verifica condotti sullo stesso campione utilizzato per la derivazione della funzione discriminante. Così facendo si può affermare che del modello presentato nel lavoro di Alberici non sono state dimostrate le capacità previsive. Per questi fini, altri tests di verifica sarebbero stati necessari (cfr. Appendice A, paragrafo A.2).

MODELLO DI ALBERICI:
MATRICI DI CLASSIFICAZIONE

Anni precedenti il fallimento	-1		-2		-3		-4	
	G1	G2	G1	G2	G1	G2	G1	G2
G1	18	3	19	4	17	3	15	7
G2	3	18	2	17	4	18	6	14

Le colonne delle matrici attengono al gruppo effettivo cui l'impresa appartiene, mentre le righe indicano il gruppo cui l'impresa è stata assegnata a seguito della classificazione (G1 = imprese problematiche e G2 = imprese sane). I numeri della diagonale principale danno conto delle imprese classificate correttamente.

Un risultato invece molto importante e fondamentale raggiunto dal lavoro in esame è, secondo chi scrive, quello di aver dimostrato che anche in Italia i valori degli indici di bilancio delle imprese non sane, già quattro-cinque anni prima del fallimento si discostano (mediamente) in modo significativo dai valori degli indici calcolati per le imprese sane.

2.3 - Un'ulteriore verifica

Come si è ricordato nel paragrafo precedente, il modello sviluppato nel presente lavoro non ha come scopo specifico quello della valutazione del merito di credito. Il primo obiettivo di questo studio è quello di verificare, seguendo una metodologia diversa da quella seguita da Alberici, le potenzialità dell'AD per evidenziare, utilizzando i dati di bilancio, le imprese italiane finanziariamente più deboli. Sono queste le imprese che, se sottoposte a shocks esterni (conseguenti per esempio ad azioni di politica economica) e rimanendo la loro struttura e conduzione immutate, hanno più alta probabilità di trovarsi in condizioni finanziarie problematiche.

Il secondo obiettivo consiste nel verificare la possibilità di migliorare le performances di una funzione discriminante tenendo conto del trend delle variabili invece di considerare semplicemente i valori da loro assunti ad un certo

punto nel tempo.

Il modello sviluppato in questo studio può essere utilizzato per analisi sia di tipo microeconomico che di tipo macroeconomico. Nel primo caso si renderanno possibili l'individuazione di aree specifiche di debolezza di singole imprese e la formulazione di ipotesi circa l'andamento futuro delle aziende prese in esame qualora si procedesse a rafforzarne (o comunque a modificarne) taluno degli aspetti economico-finanziari che le caratterizzano.

Nel secondo caso le informazioni sui singoli settori consentiranno l'individuazione di strutture tipiche di settore nonché del grado e delle aree di fragilità dei singoli comparti del nostro sistema economico; il modello si propone, quindi, quale ulteriore strumento per valutare il probabile impatto sui singoli settori e sull'intero comparto manifatturiero, delle manovre di politica economica ⁽¹⁾.

(1) La tecnica usata e le innovazioni introdotte (variabilitrend) potrebbero essere ulteriormente verificate mediante una applicazione al settore delle imprese bancarie come già in parte si è tentato di fare nel lavoro di Forestieri (1977).

3 - UN'ANALISI STATICA

3.1 - Analisi degli indici e differenze tra i due gruppi di imprese

Presupposto essenziale per l'utilizzo dell'analisi discriminatoria è che esistano delle differenze tra i gruppi fra i quali si vuole discriminare (cfr. Appendice A, paragrafo A.1). Così, un primo passo è stato quello di calcolare la media e la varianza per ogni quoziente per verificare la reale consistenza di queste differenze (1).

L'analisi delle due statistiche calcolate ha mostrato l'esistenza di differenze tra i due gruppi di imprese su cui si è indagato (cfr. Appendice B, paragrafo B.1), confermando ciò che ci si aspettava e in particolare il fatto che le imprese non problematiche, mediamente (cfr. Tav. 3.1):

(i) mostrano una più favorevole relazione tra capitale di

(1) Tutti i calcoli sono stati eseguiti sull'elaboratore Amdahl V7/B della Banca d'Italia facendo uso del package Speak-easy; in particolare, per il calcolo dei parametri della funzione discriminante si è utilizzato il programma EDISCRIM contenuto nel package citato.

TAVOLA 3.1

MEDIA E VARIANZA DEI QUOZIENTI ANALIZZATI

RATIOS	MEDIA		VARIANZA		RATIOS	MEDIA		VARIANZA	
	problematiche	sane	problematiche	sane		problematiche	sane	problematiche	sane
X01	.48	.50	.03	.02	X25	.09	.11	.00	.00
X02	1.36	1.81	.41	.64	X26	1.29	.66	2.70	.03
X03	3.52	122.15	4.56	107610.33	X27	.80	.18	2.32	.02
X04	.80	.57	.30	.08	X28	22.09	10.81	464.45	86.38
X05	.98	1.34	.41	.38	X29	27.73	10.95	557.78	58.60
X06	6.74	4.78	90.03	59.41	X30	.02	.07	.00	.00
X07	.39	.34	.02	.04	X31	-1.59	-.14	14.38	.03
X08	.17	.09	.01	.01	X32	-.64	.14	5.95	12.24
X09	3.00	1.64	40.83	18.97	X33	-.17	-.04	.05	.00
X10	.48	.29	.04	.05	X34	-.11	-.04	.00	.00
X11	3.64	1.63	27.51	4.54	X35	-.36	-.13	.09	.02
X12	.34	.21	.02	.02	X36	-.06	.05	.02	.00
X13	1.20	.78	.38	.47	X37	-.04	.07	.01	.01
X14	.36	.29	.02	.02	X38	-.02	.01	.00	.00
X15	5.85	3.56	92.37	43.79	X39	2.90	3.77	4.96	9.22
X16	1.21	.91	.18	.11	X40	3.21	3.59	12.95	6.45
X17	7.04	5.08	58.96	9.75	X41	-.07	.02	.03	.00
X18	13.09	9.00	325.33	168.25	X42	-.52	.22	2.30	.11
X19	12.86	42.70	66.04	3374.46	X43	-.03	.02	.00	.00
X20	17.91	27.17	108.11	34928.54	X44	-.38	.07	3.01	.03
X21	.81	-.55	2.90	39.45	X45	.14	-.48	1.74	9.45
X22	.32	.34	.03	.03	X46	.06	.13	.01	.01
X23	.48	.62	.02	.02	X47	.04	.11	.01	.01
X24	.17	.14	.02	.01					

1
19
1

Per il significato delle abbreviazioni si veda l'Appendice C.

rischio e capitale di debito (X18:TA/NW)

- (ii) hanno una migliore produttività del capitale investito (X05:SA/TA)
- (iii) presentano una più bassa incidenza degli oneri finanziari sia rispetto al fatturato che al valore aggiunto (X19:SA/IC; X27:IC/VA)
- (iv) godono di maggiore liquidità (X02:WC/CL) e, come conseguenza di quanto detto sopra, presentano un maggior grado di profittabilità (X44:PLP/NW).

Inoltre, la varianza del debito e del reddito delle imprese problematiche è notevolmente più alta di quella delle imprese buone.

Ulteriori utili informazioni sono state tratte dall'analisi della matrice di correlazione tra le 47 variabili prese in considerazione (per la procedura seguita nella scelta delle variabili si veda l'Appendice B paragrafo B.2; si confronti anche l'Appendice C).

A parte le ovvie correlazioni tra indici che indagano lo stesso aspetto della gestione d'impresa, quest'ultima analisi ha messo in luce una significativa relazione negativa (-0,40) tra un quoziente di leverage (X18:TA/NW) e uno di profittabilità (X44:PLP/NW). Ciò potrebbe essere interpretato come la disponibilità, in certa misura, delle imprese italiane a finanziare comunque l'attività d'investimento ritenuta necessa-

ria al mantenimento dei livelli della propria attività e delle proprie quote di mercato, a prescindere cioè dal livello del profitto e anzi rinunciando ad esso nell'impossibilità di fronteggiare con aumenti di prezzo il costo dei maggiori finanziamenti. In altre parole, ciò può essere inteso come un segno dell'indipendenza, entro certi limiti, dell'attività di accumulazione dal livello della redditività.

Lo squilibrio finanziario che deriverebbe dal comportamento appena illustrato può anche ravvisarsi nell'importanza che il servizio del debito riveste nell'appesantimento dei risultati d'esercizio. Infatti, il coefficiente di correlazione tra l'indice X27 (IC/VA) e X44 (PLP/NW), è pari a -0,73 e -0,53, rispettivamente, per le imprese problematiche e non (-0,74 per l'intero campione). In particolare, gli oneri finanziari rappresentano l'80 per cento del valore aggiunto per le prime e il 18 per cento per le seconde (cfr. Tav. 3.1).

Infine, le imprese problematiche sono, in media, più piccole delle imprese non problematiche (cfr. X28 e X29 nella Tav. 3.1) e sostengono un costo del lavoro proporzionalmente più alto (X26), probabilmente perché usano tecniche di produzione differenti e a maggior intensità di lavoro. Sarebbe interessante per ulteriori approfondimenti verificare se questa differente proporzione dei fattori è dovuta all'incapacità di

rispondere ai cambiamenti o invece è dovuta a fattori fisiologici.

Al proposito è opportuno sottolineare due punti. In primo luogo, si potrebbe obiettare che la dimensione, valutata secondo il totale dell'attivo, può dare risultati fuorvianti poiché ad esempio il leasing, per citare un solo fattore, trova di rado collocazione in bilancio. Tuttavia, le imprese problematiche risultano mediamente più piccole anche valutando la dimensione in base all'ammontare del fatturato (cfr. X29, Tav. 3.1). In secondo luogo, l'incapacità a tener testa ai cambiamenti è stata segnalata da Argenti (1976, p. 122 e pp. 128-30) come uno dei primi sintomi del sopraggiungere del fallimento.

Il passo successivo è consistito nel verificare la capacità discriminatoria dei 17 indici (dei 47 in precedenza prescelti; cfr. Appendice B, paragrafo B.2) con statistica t significativa almeno al 98,5 per cento. Ci si sarebbe atteso che il quoziente con maggiore capacità discriminatoria fosse quello con il più alto valore della statistica t (X34, Tav. 3.2); tuttavia, il miglior indice calcolato usando i dati di bilancio del 1980 non è risultato X34 (EBIT/TA) ma invece X23 (DE/GFA), poiché questo ha classificato correttamente 21 imprese problematiche su 25 (84 per cento) e 20 imprese sane su 25 (80 per cento) mostrando una capacità discriminatoria complessiva dell'82 per cento (cfr. Tav. 3.3; la distribuzione

STATISTICA T

CAMPIONE D'ANALISI: T - TEST

<u>RATIOS</u>	<u>A (1)</u>	<u>T</u>	<u>RATIOS</u>	<u>A (1)</u>	<u>T</u>	<u>RATIOS</u>	<u>A (1)</u>	<u>T</u>
X01	.309	.501	X17	.122	1.179	X33	.002	3.082
X02	.018	2.169	X18	.181	.921	X34	(-)	4.325
X03	.038	1.808	X19	.007	2.544	X35	.001	3.421
X04	.031	1.916	X20	.403	.247	X36	.001	3.341
X05	.025	2.015	X21	.152	1.040	X37	(-)	3.862
X06	.213	.802	X22	.373	.327	X38	.001	3.223
X07	.127	1.153	X23	.001	3.467	X39	.128	1.149
X08	.003	2.891	X24	.191	.880	X40	.338	.422
X09	.193	.875	X25	.070	1.501	X41	.004	2.740
X10	.002	3.006	X26	.032	1.899	X42	.011	2.356
X11	.041	1.776	X27	.024	2.028	X43	(-)	3.817
X12	.001	3.381	X28	.010	2.403	X44	.100	1.298
X13	.013	2.287	X29	.001	3.381	X45	.179	.928
X14	.038	1.814	X30	.002	2.975	X46	.004	2.793
X15	.165	.984	X31	.031	1.911	X47	.010	2.390
X16	.004	2.760	X32	.183	.914			

CAMPIONE D'ANALISI: T - TEST (VALORI ORDINATI)

<u>RATIOS</u>	<u>A (1)</u>	<u>T</u>	<u>RATIOS</u>	<u>A (1)</u>	<u>T</u>	<u>RATIOS</u>	<u>A (1)</u>	<u>T</u>
X20	.403	.247	X25	.070	1.501	X16	.004	2.760
X22	.373	.327	X11	.041	1.776	X46	.004	2.793
X40	.338	.422	X03	.038	1.808	X08	.003	2.891
X01	.309	.501	X14	.038	1.814	X30	.002	2.975
X06	.213	.802	X26	.032	1.899	X10	.002	3.006
X09	.193	.875	X31	.031	1.911	X33	.002	3.082
X24	.191	.880	X04	.031	1.916	X38	.001	3.223
X32	.183	.914	X05	.025	2.015	X36	.001	3.341
X18	.181	.921	X27	.024	2.028	X29	.001	3.381
X45	.179	.928	X02	.018	2.169	X12	.001	3.381
X15	.165	.984	X13	.013	2.287	X35	.001	3.421
X21	.152	1.040	X42	.011	2.356	X23	.001	3.467
X39	.128	1.149	X47	.010	2.390	X43	(-)	3.817
X07	.127	1.153	X28	.010	2.403	X37	(-)	3.862
X17	.122	1.179	X19	.007	2.544	X34	(-)	4.325
X44	.100	1.298	X41	.004	2.740			

(1) A = Livello di significatività per un test unidirezionale

(-) Nil

Per il significato delle abbreviazioni si veda l'Appendice C.

TAVOLA 3.3

PRIMA METODOLOGIA

EFFICIENZA DEI SINGOLI QUOZIENTI

Ratios	EFFICIENZA DEI SINGOLI QUOZIENTI			Ratios	EFFICIENZA DEI SINGOLI QUOZIENTI		
	(1)	(2)	(3)		(1)	(2)	(3)
X01	11	16	27	X17	13	13	26
X02	17	14	31	X18	12	7	19
X03	21	16	37	X19	21	16	37
X04	9	13	22	X20	16	12	28
X05	20	15	35	X21	9	13	22
X06	12	7	19	X22	13	12	25
X07	12	10	22	X23	21	20	41
X08	11	6	17	X24	12	13	25
X09	11	7	18	X25	17	12	29
X10	13	8	21	X26	10	11	21
X11	12	8	20	X27	9	8	17
X12	12	7	19	X28	9	12	21
X13	11	9	20	X29	6	11	17
X14	11	11	22	X30	18	18	36
X15	7	12	19	X31	20	15	35
X16	8	11	19	X32	16	15	31
				X33	20	18	38
				X34	16	21	37
				X35	16	19	35
				X36	20	16	36
				X37	19	14	33
				X38	16	19	35
				X39	15	13	28
				X40	15	18	33
				X41	16	21	37
				X42	16	21	37
				X43	16	21	37
				X44	14	19	33
				X45	17	14	31
				X46	17	18	35
				X47	15	16	31

(1) Imprese problematiche classificate correttamente (su 25).

(2) Imprese sane classificate correttamente (su 25).

(3) Totale imprese classificate correttamente (su 50).

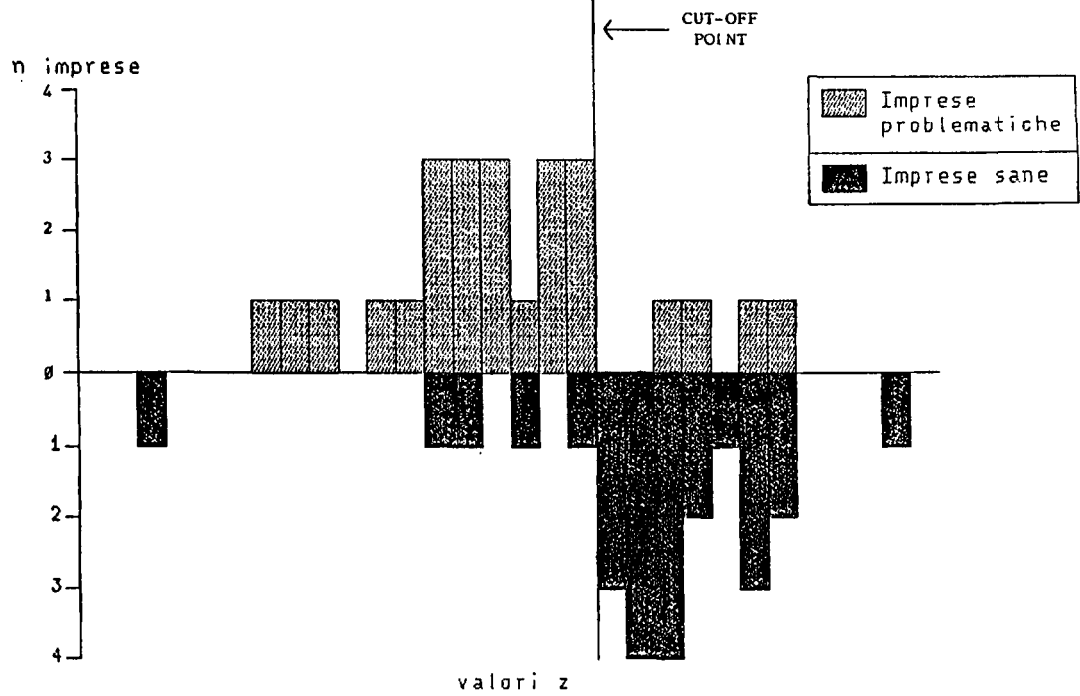
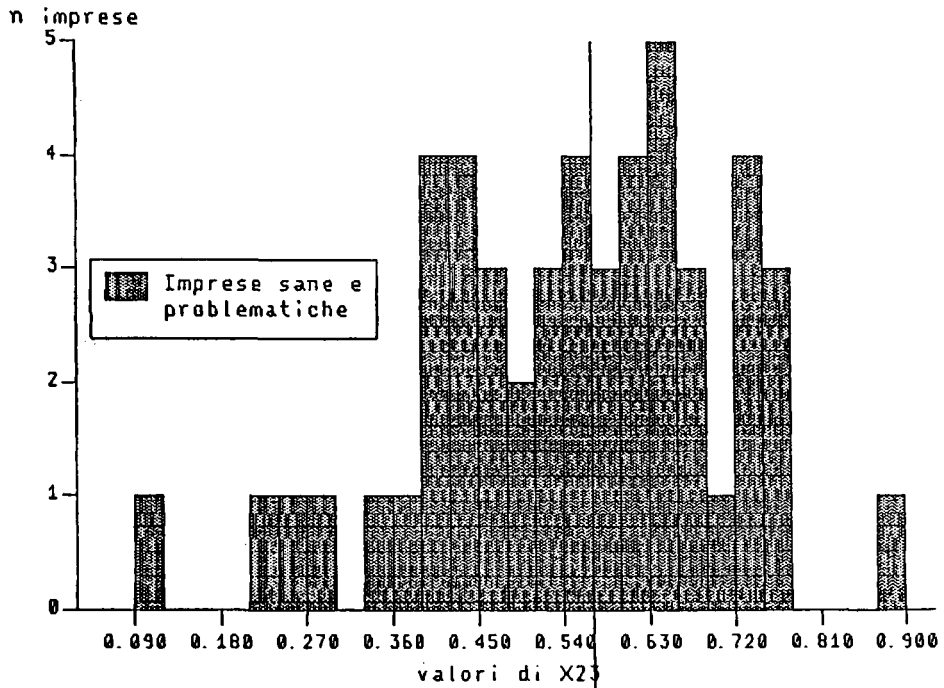
dei valori dell'indice X23 è riportata nella Fig. 3.1 e nella Tav. 3.4). L'indice X34, d'altro canto, ha classificato correttamente 16 e 21 imprese (problematiche e non, rispettivamente) su 25.

3.2 - Efficienza della prima funzione e test di verifica

Per ridurre il numero di test che devono essere condotti al fine di selezionare una funzione con N variabili dato un set di K (spesso troppo numerosi per poter essere eseguiti tutti, cfr. Appendice A, paragrafo 2), la tecnica stepwise forward (o backward) può essere d'aiuto. Questa tecnica consiste nello scegliere il gruppo più efficiente di N+1 variabili partendo dal migliore gruppo di N variabili; essa, tuttavia, non assicura l'individuazione della funzione migliore, poiché non è detto che il gruppo più efficiente di N+1 variabili includa necessariamente il miglior sottogruppo formato da N variabili.

In questo lavoro, a causa del problema ora esposto sono state sperimentate tutte le 136 funzioni di due variabili che è possibile derivare dal gruppo di 17 prescelte (cfr. Appendice B, paragrafo B.2). Si è potuto constatare che delle nove coppie che classificano correttamente l'80 per cento delle imprese (cfr. Tav. 3.5), quattro comprendono il quoziente X29 (indice dimensionale calcolato in base al fatturato) e sei l'X23, una

PRIMA METODOLOGIA:
DISTRIBUZIONE DEI VALORI
ASSUNTI DALLA VARIABILE X23



PRIMA METODOLOGIA:
DISTRIBUZIONE DEI VALORI
ASSUNTI DALLA VARIABILE X23

IMPRESE SANE		IMPRESE PROBLEMATICHE		IMPRESE SANE E PROBLEMATICHE			
IMP	VAL	IMP	VAL	IMP	VAL	IMP	VAL
S1	.098	P1	.211	S1	.098	P21	.564
S2	.418	P2	.270	P1	.211	S6	.590
S3	.443	P3	.300	P2	.270	S7	.597
S4	.488	P4	.354	P3	.300	S8	.598
S5	.544	P5	.385	P4	.354	S9	.601
S6	.590	P6	.401	P5	.385	S10	.613
S7	.597	P7	.403	P6	.401	S11	.618
S8	.598	P8	.413	P7	.403	S12	.627
S9	.601	P9	.428	P8	.413	S13	.647
S10	.613	P10	.431	S2	.418	S14	.648
S11	.618	P11	.446	P9	.428	S15	.649
S12	.627	P12	.453	P10	.431	P22	.651
S13	.647	P13	.456	S3	.443	S16	.656
S14	.648	P14	.468	P11	.446	S17	.663
S15	.649	P15	.508	P12	.453	S18	.684
S16	.656	P16	.521	P13	.456	P23	.685
S17	.663	P17	.523	P14	.468	S19	.703
S18	.684	P18	.528	S4	.488	S20	.723
S19	.703	P19	.543	P15	.508	S21	.725
S20	.723	P20	.560	P16	.521	S22	.728
S21	.725	P21	.564	P17	.523	P24	.738
S22	.728	P22	.651	P18	.528	P25	.752
S23	.757	P23	.685	P19	.543	S23	.757
S24	.762	P24	.738	S5	.544	S24	.762
S25	.881	P25	.752	P20	.560	S25	.881

NOTA: I codici SXX e PXX si riferiscono, rispettivamente, alle imprese sane e alle imprese problematiche.

PRIMA METODOLOGIA :

RISULTATI OTTENUTI DALLE MIGLIORI NOVE FUNZIONI DI DUE VARIABILI

(Tra tutte le possibili combinazioni dei migliori 17 quozienti)

ORDINE	RATIOS		IMPRESE CLASSIFICATE CORRETTAMENTE		
			problema- tiche	sane	TOTALE
1	X10	X23	22	19	41
2	X16	X23	19	22	41
3	X29	X34	19	22	41
4	X29	X37	17	24	41
5	X29	X35	17	23	40
6	X29	X23	18	22	40
7	X37	X23	20	20	40
8	X08	X23	21	19	40
9	X19	X23	20	20	40

Per il significato delle abbreviazioni si veda l'Appendice C.

coppia essendo formata da entrambi gli indici.

Ad un anno prima del 31 dicembre 1981, delle quattro funzioni con la migliore efficienza classificatoria (le prime quattro di tavola 3.5) due includono l'indice X23 e due l'X29. Il primo dei due, associato con il quoziente X10 (LTD/TD), ha classificato correttamente 22 imprese problematiche e 19 imprese sane, comportandosi esattamente all'opposto (22 imprese sane e 19 problematiche classificate correttamente) accoppiato con la variabile X16. Si noti che sia X10 che X16 sono quozienti di leverage. L'indice X29, scarsamente efficace se considerato da solo (cfr. Tav. 3.3), ha invece raggiunto la massima efficienza (82 per cento di corrette classificazioni) combinato con quozienti di profittabilità (X37 e X34; cfr. Tav. 3.5).

Tuttavia va notato che nessuna funzione tra le 4 ora citate si è mostrata complessivamente più efficiente del miglior singolo quoziente (X23) anche se, rispetto a questo, la funzione 1 (cfr. Tav. 3.5) è risultata migliore nel classificare le imprese problematiche e la 2, la 3 e la 4 si sono mostrate superiori nel classificare le imprese sane.

La prova iterata utilizzando gli altri 30 indici inizialmente scartati (cfr. Appendice B, paragrafo B.2) ha fornito risultati lievemente migliori (cfr. Tav. 3.6); infatti, gli indici X23 e X03 (WC/LTD) hanno classificato correttamente

PRIMA METODOLOGIA:

MIGLIORI OTTO PERFORMANCES DELLA VARIABILE X23 ACCOPPIATA
GON I RIMANENTI QUOZIENTI ESCLUSI I MIGLIORI 17

ORDINE	RATIOS		IMPRESE CLASSIFICATE CORRETTAMENTE		
			problema- tiche	sane	TOTALE
1	X23	X03	21	21	42
2	X23	X14	20	21	41
3	X23	X06	19	21	40
4	X23	X09	19	21	40
5	X23	X11	19	21	40
6	X23	X18	19	21	40
7	X23	X21	20	20	40
8	X23	X32	20	20	40

Per il significato delle abbreviazioni si veda l'Appendice C.

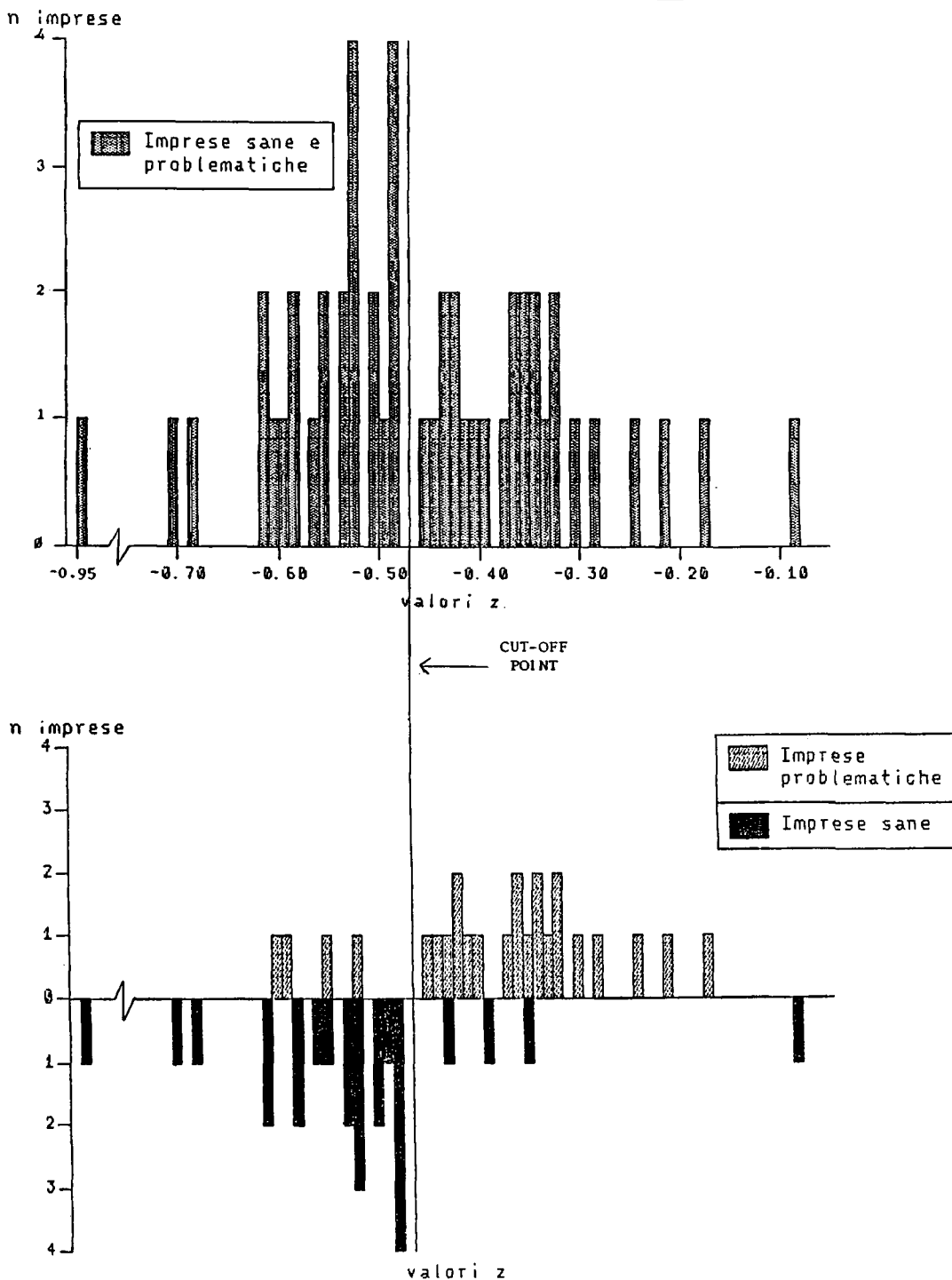
42 imprese (84 per cento), 21 per ciascun gruppo; (la distribuzione degli Z-score ottenuti con questa funzione è riportata in Fig. 3.2 e Tav. 3.7).

Poiché per i fini di questo studio anche una funzione con due variabili sarebbe stata sufficiente quale termine di paragone per misurare l'efficienza di una seconda funzione, ottenuta con variabili trend, non si è ritenuto necessario, a questo primo stadio, procedere nel derivare una funzione con più di due variabili. Le capacità previsive di questa prima funzione sono state quindi verificate usando i dati di bilancio degli esercizi 1979 e 1978, rispettivamente due e tre anni prima dell'anno preso a riferimento.

La funzione ha mostrato di fornire risultati stabili nel tempo, particolarmente per quanto riguarda le imprese del primo gruppo, poiché all'anno -3 (1978) le imprese problematiche sono state classificate con lo stesso tasso di errore riscontrato per l'anno -1 (16 per cento (4/21); cfr. Tav. 3.8).

Infine, è stato condotto un test di verifica su un campione separato; sul campione di verifica il tasso complessivo di errore cresce al 30 per cento per l'anno -1 (1980) mostrando così una seria caduta dell'efficienza della funzione.

PRIMA METODOLOGIA:
DISTRIBUZIONE DEI VALORI
ASSUNTI DALLA FUNZIONE PIU EFFICIENTE



PRIMA METODOLOGIA:
DISTRIBUZIONE DEI VALORI Z
ASSUNTI DALLA FUNZIONE PIU' EFFICIENTE

IMPRESE SANE		IMPRESE PROBLEMATICHE		IMPRESE SANE E PROBLEMATICHE			
IMP	VAL	IMP	VAL	IMP	VAL	IMP	VAL
S1	-.942	P1	-.605	S1	-.942	P5	-.453
S2	-.708	P2	-.593	S2	-.708	P6	-.449
S3	-.680	P3	-.551	S3	-.680	S22	-.438
S4	-.612	P4	-.523	S4	-.612	P7	-.438
S5	-.610	P5	-.453	S5	-.610	P8	-.424
S6	-.582	P6	-.449	P1	-.605	P9	-.421
S7	-.581	P7	-.438	P2	-.593	P10	-.418
S8	-.565	P8	-.424	S6	-.582	P11	-.409
S9	-.552	P9	-.421	S7	-.581	S23	-.399
S10	-.537	P10	-.418	S8	-.565	P12	-.377
S11	-.533	P11	-.409	S9	-.552	P13	-.366
S12	-.527	P12	-.377	P3	-.551	P14	-.364
S13	-.524	P13	-.366	S10	-.537	P15	-.359
S14	-.521	P14	-.364	S11	-.533	S24	-.358
S15	-.504	P15	-.359	S12	-.527	P16	-.347
S16	-.500	P16	-.347	S13	-.524	P17	-.344
S17	-.496	P17	-.344	P4	-.523	P18	-.332
S18	-.486	P18	-.332	S14	-.521	P19	-.325
S19	-.483	P19	-.325	S15	-.504	P20	-.322
S20	-.481	P20	-.322	S16	-.500	P21	-.309
S21	-.480	P21	-.309	S17	-.496	P22	-.284
S22	-.438	P22	-.284	S18	-.486	P23	-.241
S23	-.399	P23	-.241	S19	-.483	P24	-.217
S24	-.358	P24	-.217	S20	-.481	P25	-.170
S25	-.088	P25	-.170	S21	-.480	S25	-.088

NOTA: I codici SXX e PXX si riferiscono, rispettivamente, alle imprese sane e alle imprese problematiche.

PRIMA METODOLOGIA :

MATRICI DI CLASSIFICAZIONE

Anni	1980		1979		1978	
	G1	G2	G1	G2	G1	G2
G1	21	4	20	7	21	7
G2	4	21	5	18	4	18

Le colonne delle matrici attengono al gruppo effettivo cui l'impresa appartiene, mentre le righe indicano il gruppo cui l'impresa è stata assegnata a seguito della classificazione (G1 = imprese problematiche e G2 = imprese sane). I numeri della diagonale principale danno conto delle imprese classificate correttamente.

3.3 - Commenti

Ad un primo esame i risultati ottenuti appaiono interessanti poiché confermano che gli indici di bilancio, in una certa misura, sono significativi anche se calcolati sui dati dei bilanci ufficiali delle imprese italiane. I risultati ottenuti, inoltre, si mostrano soddisfacentemente stabili nel tempo; il tasso di errore della funzione, infatti, cresce dal 16 al 22 per cento durante i tre anni che precedono il manifestarsi delle condizioni di problematicità per l'impresa. In particolare, una stabilità rimarchevole è stata notata nella classificazione delle imprese problematiche.

L'efficienza della funzione è leggermente inferiore a quella mostrata dal modello di Alberici (1975) all'anno -1 e addirittura migliore di quella ottenuta dal cennato Autore per la classificazione delle imprese problematiche nell'anno -3 ⁽¹⁾

La caduta dell'efficienza della funzione discriminante, verificata a seguito del test di verifica, costituisce tuttavia

(1) Il modello di Alberici, composto da 7 variabili, ha mostrato un tasso di errore di classificazione del 14,3 e del 16,7 per cento rispettivamente per gli anni -1 e -3; cfr. Tav. 2.1.

un campanello d'allarme circa l'effettivo potere discriminante del modello. Si deve però tener presente che il campione di verifica è stato costruito avendo cura di inserire nei due gruppi di imprese, sane e problematiche, lo stesso numero di aziende per settore, senza tener conto della distribuzione per comparti presente nel campione originale. La differente distribuzione delle imprese per settore tra i due campioni, quello originale e quello di verifica, può spiegare il diverso grado di efficienza della funzione.

Si può anche osservare che il miglior quoziente (fondo di ammortamento/immobilizzazioni tecniche lorde) non è risultato quello con il maggior valore t , anche se esso era uno dei primi quattro (cfr. Tav. 3.2). Ciò può essere stato originato dalla distribuzione dei valori della variabile non completamente soddisfacente per l'applicazione del t-test. E' anche interessante notare che l'indice fondo di ammortamento/immobilizzazioni tecniche lorde, ha prodotto i migliori risultati sia individualmente sia combinato con gli altri ratios.

Va tuttavia sottolineato che non è stato possibile condurre un'analisi completa degli aspetti della liquidità a causa della mancanza dei dati necessari per il calcolo del quick-ratio ed anche a causa della mancanza di informazioni relative al flusso dei fondi, per mezzo delle quali, così come si dirà più diffusamente nell'Appendice B, paragrafo 2, la

liquidità avrebbe potuto essere valutata in modo molto più soddisfacente. Inoltre i ratios usati per misurare la profitabilità, che può essere indicata come una delle maggiori difese contro l'insolvenza (si veda in proposito l'Appendice B, paragrafo B.2), sono probabilmente tra quelli più inquinati da ciò che Argenti (1976, p. 122) definisce come creative accounting (contabilità di fantasia). Così, il contenuto informativo di questi indici potrebbe essere stato in qualche modo mascherato.

Prescindendo dai fattori ora ricordati che possono aver impedito ad altri quozienti di essere più o altrettanto efficienti dell'X23 (DE/GFA) altre ipotesi possono essere formulate al fine di spiegare come l'indice citato si sia dimostrato quello con il maggior contenuto informativo.

In primo luogo si potrebbe avanzare l'ipotesi che le imprese sane normalmente operano accantonamenti in misura maggiore delle imprese in difficoltà. Questa ipotesi è però minata dalla mancanza di importanza dell'indice X25 (DAC/GFA) il quale mostra soltanto una differenza minima tra i valori medi di ciascun gruppo (0,09 e 0,11 rispettivamente per le imprese sane e imprese problematiche; cfr. Tav. 3.1), evidenziando la sua insignificante capacità discriminatoria (Tav. 3.4).

In secondo luogo, per spiegare la minore consistenza dei loro fondi di ammortamento potrebbe asserirsi che le

imprese problematiche sono mediamente meno anziane delle imprese sane.

Un'ulteriore e più convincente spiegazione potrebbe essere quella che il processo di investimento è più costante e graduale per le imprese sane le quali crescono secondo predeterminati progetti di medio e lungo periodo, mentre non è raro che le imprese problematiche seguano un sentiero di crescita irregolare, spesso lanciandosi in grandi progetti (così come vengono definiti da Argenti (1976), p. 134) nel tentativo di conquistare (o almeno mantenere) quote di mercato. Il basso valore del ratio X23 per queste imprese potrebbe dunque trovare una ragione nella crescita irregolare delle immobilizzazioni.

La migliore funzione, oltre ad includere l'indice X23 (DE/GFA), include anche il ratio X03 (WC/LTD). Nell'Appendice B, paragrafo B.2, si vedrà che secondo il modello di cash-flow di Beaver la probabilità di insolvenza è direttamente correlata con l'ammontare del debito detenuto e inversamente correlata alla dimensione delle riserve di liquidità e al cash-flow. Il quoziente X03 è il tentativo di una stima della riserva di liquidità, approssimativamente rappresentata dal capitale circolante in rapporto con l'ammontare dei debiti a medio e lungo termine detenuti dall'impresa, parte dei quali, presumibilmente, è costantemente in scadenza. (Il corrispondente

indice calcolato in rapporto all'ammontare delle passività correnti è l'X02 il quale, tuttavia, non ha mostrato un forte potere discriminante; cfr. Tav. 3.3).

Inoltre, come si evince dalla Tav. 3.1, l'indice X01 (WC/GTA) assume, in media, lo stesso valore per le imprese sane e per quelle problematiche (0,5 e 0,48 rispettivamente). A causa di questa relazione pressoché costante tra capitale circolante e capitale investito nell'impresa, il quoziente capitale circolante/debiti a medio e lungo termine (X03) include, in ultima analisi, anche informazioni relative al rapporto di leva finanziaria di un'impresa. La combinazione di questi fattori può costituire una spiegazione valida del perché l'indice X03 in coppia con l'indice X23 (DE/GFA) fornisca il risultato migliore rispetto a qualsiasi altra funzione.

4 - UN'ANALISI DINAMICA

4.1 - Verso un'analisi dinamica

Esaurita la prima fase dello studio si è inteso procedere ad un'ulteriore analisi, che potremmo definire di tipo dinamico, nella convinzione di ottenere migliori performances dal modello. La convinzione fonda sulle considerazioni che seguono.

In un'analisi di tipo statico un indice di bilancio viene posto in relazione con una grandezza atta a fungere da termine di paragone e il giudizio sul carattere osservato è espresso avendo presente il segno dello scostamento dell'indice dal valore di confronto.

Ad esempio, assumendo che un quoziente di liquidità ritenuto normale, per un certo gruppo di imprese, in un dato momento sia eguale a 1, l'impresa che presenterà un indice di liquidità pari a 0,8 sarà ritenuta in condizioni di liquidità peggiori di un'altra con indice pari a 1,5, la quale sarà giudicata a sua volta in condizioni di liquidità migliori della norma. Il giudizio sarebbe senz'altro più preciso se si conoscessero i trends di tali indici.

Infatti, diverso sarebbe sapere che per la prima impresa l'indice è variato da 0,5 a 0,8 negli ultimi quattro anni ovvero da 1,1 a 0,8 nel medesimo periodo. Ancora diverso sarebbe poi sapere che tali variazioni sono avvenute mentre l'indice assunto a termine di paragone rimaneva costantemente eguale ad 1 oppure che la grandezza di tale indice deriva da passati incrementi e/o decrementi.

Tenere conto dei trends degli indici delle singole imprese osservate e contemporaneamente di quelli dell'indice assunto a paragone dovrebbe accrescere l'efficienza di una funzione discriminante.

Tuttavia, non tutte le variazioni degli indici di bilancio andrebbero prese in considerazione. Infatti, gli indici di bilancio possono modificarsi per ragioni strettamente legate al modo di essere della singola impresa osservata (ossia ragioni di carattere non sistematico) ovvero possono trarre origine da mutamenti (di carattere sistematico) che interessano un intero settore o l'intero sistema imprese. I secondi possono a loro volta avere:

- a) carattere pressoché permanente (sviluppo tecnologico, sviluppo di nuove forme di finanziamento e di strumenti finanziari, modificazioni sociali, ecc.);
- b) carattere transitorio (recessione/espansione mondiale o nazionale, crisi di settore, restrizione del credito, ecc.).

Le variazioni degli indici di bilancio che dovrebbero essere prese in considerazione sono quelle non sistematiche e quelle descritte più sopra sub b) come sistematiche transitorie, con esclusione invece di quelle permanenti. Infatti, se per una causa di tipo sistematico e permanente (punto a precedente) le imprese dovessero essere in grado di avere un funzionamento normale con un indice di liquidità pari a 0,8
(1) (con un decremento del 20 per cento, per tornare

(1) Per esempio, grazie a una più efficiente gestione di tesoreria dovuta all'impiego di mezzi sofisticati e tecnologicamente avanzati resisi disponibili.

all'esempio di prima), un'analogia variazione registrata per la singola impresa dovrebbe essere considerata perfettamente normale e non allarmante ai fini della solvibilità.

4.2 - Descrizione e analisi delle variabili

Da un punto di vista pratico, non è facile distinguere quale parte della variazione dell'indice sia dovuta a cause di origine sistematica e quali a cause di origine non sistematica, così come queste sono state definite nel paragrafo precedente. Un metodo per arrivare a ciò potrebbe essere quello di confrontare i valori delle singole aziende con quelli di un campione di imprese rappresentativo dell'intero comparto industriale. In questo caso, le profonde differenze strutturali esistenti tra i diversi settori produttivi renderebbero certamente un tale campione inadeguato come termine di paragone. Vari sottogruppi quindi potrebbero essere selezionati, uno per ciascun settore; ma altri fattori, quali ad esempio la collocazione geografica, dovrebbero a loro volta essere considerati. In tal caso, il numero dei gruppi crescerebbe in modo esponenziale, richiedendo la disponibilità di - e la possibilità di gestire - un gran numero di informazioni.

Assumiamo che al fine di distinguere tra variazioni di carattere sistematico e non sistematico sia sufficiente

selezionare un gruppo di imprese da considerare quale media dell'intero comparto industriale o quale media di un particolare settore economico, a seconda dei casi. Ciò non sarebbe però sufficiente per distinguere nell'ambito delle variazioni sistematiche quelle transitorie da quelle permanenti. Questa distinzione è invece necessaria, in quanto il confronto di un'impresa con un gruppo rappresentante semplicemente, per esempio, la media di un settore industriale, potrebbe indurre un analista a concludere che una impresa funziona in modo normale semplicemente perché risente degli effetti della recessione nella stessa misura in cui ne risente il settore al quale essa appartiene. Ciò risulterebbe accettabile nel caso in cui si volesse valutare il comportamento di un'impresa in relazione al comportamento di altre simili, ma non sarebbe accettabile nel caso in cui si volesse valutare la singola azienda in assoluto. In tal caso anche gli effetti sistematici transitori dovrebbero essere presi in considerazione; tali effetti, tuttavia, possono essere valutati soltanto in base a criteri soggettivi.

Considerate le difficoltà ora illustrate, per questo studio si è considerato accettabile il semplice esame dei trends dei ratios. Si è consapevoli, peraltro, che l'efficienza del modello è minore di quella che si sarebbe potuta ottenere seguendo la metodologia sopra descritta. Inoltre, tre

anni sono un periodo piuttosto breve per stimare un trend; è possibile che un'analisi condotta per un periodo più lungo di tempo possa produrre risultati diversi da quelli ottenuti.

Al posto dei normali quozienti sono stati quindi utilizzati i coefficienti beta ottenuti con la regressione (si veda l'Appendice B, paragrafo B.3); la tavola 4.1 riporta i risultati della classificazione ottenuti utilizzando le singole variabili. La variabile più efficiente (avendo classificato correttamente 41 imprese su 50, 21 problematiche e 20 sane) è stata la X29 ($10^{12}/SA$) e non la X23 (DE/GFA) come per il primo modello. La figura 4.1 e la tavola 4.2 riportano la distribuzione dell'indice X29.

Seguendo la stessa metodologia seguita nella prima parte dello studio si è ricavata una funzione composta da due variabili. I risultati ottenuti con questa funzione sono migliori di quelli raggiunti nella prima parte del lavoro utilizzando la funzione descritta nel paragrafo 3.2. La distribuzione dei valori Z della migliore funzione è riportata nella figura 4.2 e nella tavola 4.3.

Gli indici inclusi nella funzione sono il già menzionato X29 e l'X27 il quale rappresenta il rapporto oneri finanziari/valore aggiunto. La matrice di classificazione è mostrata qui di seguito nella tavola 4.4.

TAVOLA 4.1

SECONDA METODOLOGIA :

EFFICIENZA DEI SINGOLI QUOZIENTI

Ratios	Ratios			Ratios	Ratios		
	(1)	(2)	(3)		(1)	(2)	(3)
X01	15	15	30	X17	13	13	26
X02	12	17	29	X18	12	8	20
X03	16	17	33	X19	17	14	31
X04	8	12	20	X20	11	16	27
X05	13	15	28	X21	10	11	21
X06	12	9	21	X22	16	17	33
X07	10	15	25	X23	18	15	33
X08	13	14	27	X24	18	14	32
X09	13	9	22	X25	19	14	33
X10	14	13	27	X26	12	17	29
X11	16	11	27	X27	21	16	37
X12	12	11	23	X28	15	11	26
X13	14	11	25	X29	21	20	41
X14	12	13	25	X30	16	13	29
X15	11	6	17	X31	15	10	25
X16	12	11	23	X32	18	13	31
				X33	15	11	26
				X34	14	12	26
				X35	16	14	30
				X36	19	14	33
				X37	17	12	29
				X38	18	13	31
				X39	14	9	23
				X40	15	10	25
				X41	18	16	34
				X42	18	16	34
				X43	18	14	32
				X44	14	9	23
				X45	14	9	23
				X46	16	11	27
				X47	15	15	30

(1) Imprese problematiche classificate correttamente (su 25).

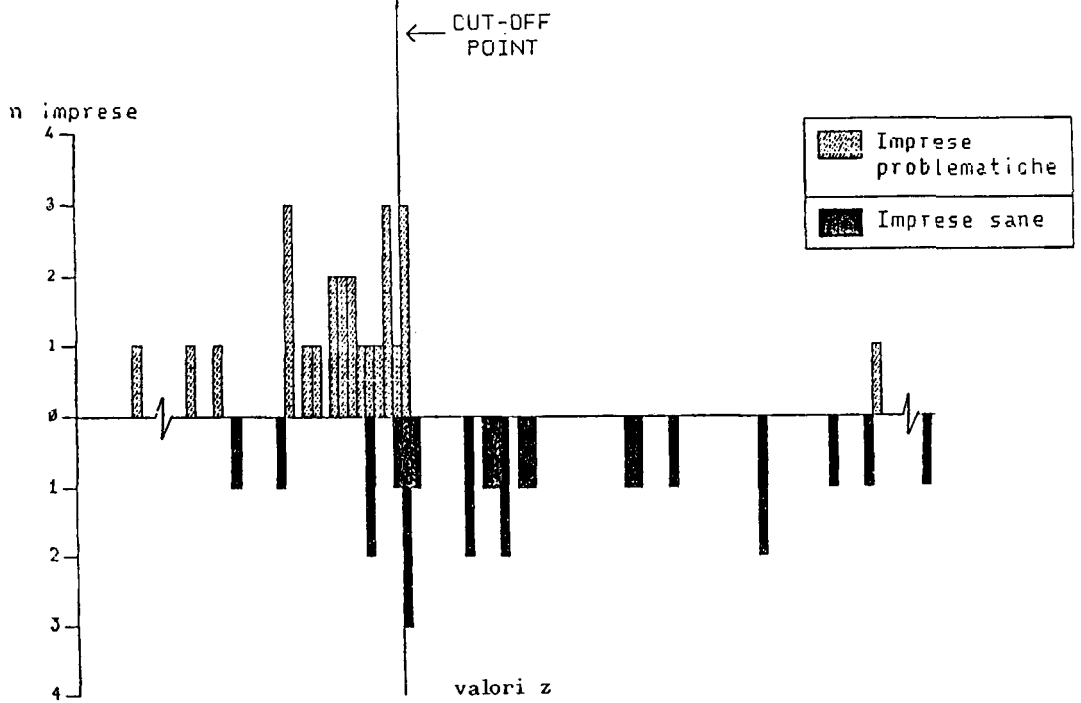
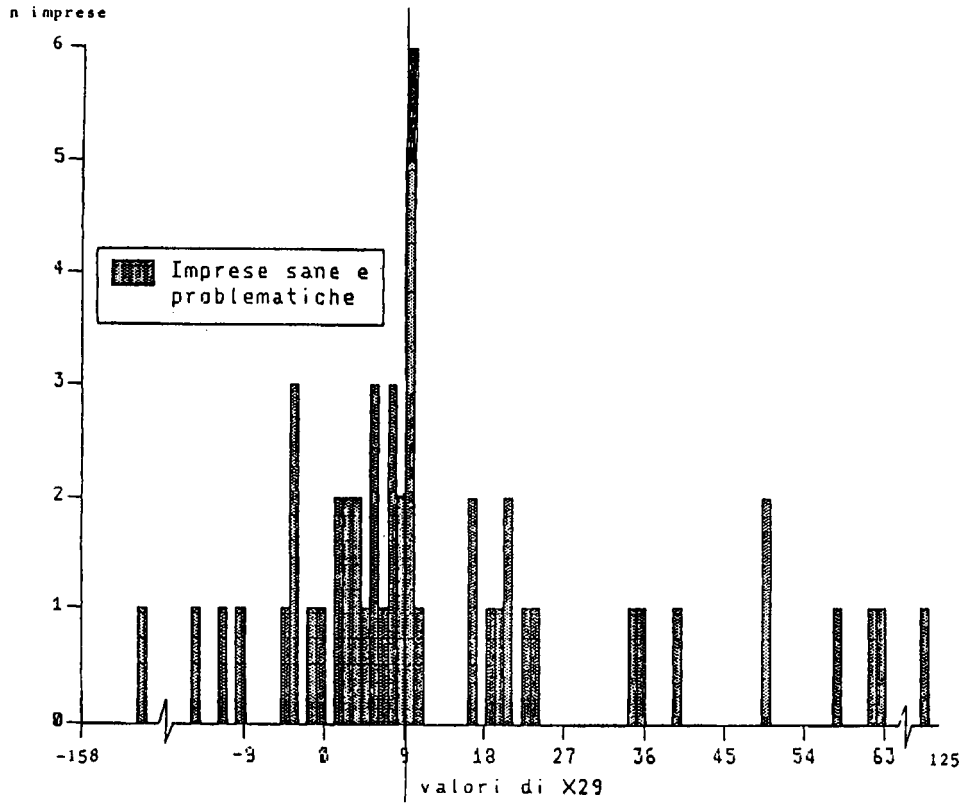
(2) Imprese sane classificate correttamente (su 25).

(3) Totale imprese classificate correttamente (su 50).

Per il significato delle abbreviazioni si veda l'Appendice C.

FIGURA 4.1

SECONDA METODOLOGIA:
DISTRIBUZIONE DEI VALORI
ASSUNTI DALLA VARIABILE X29



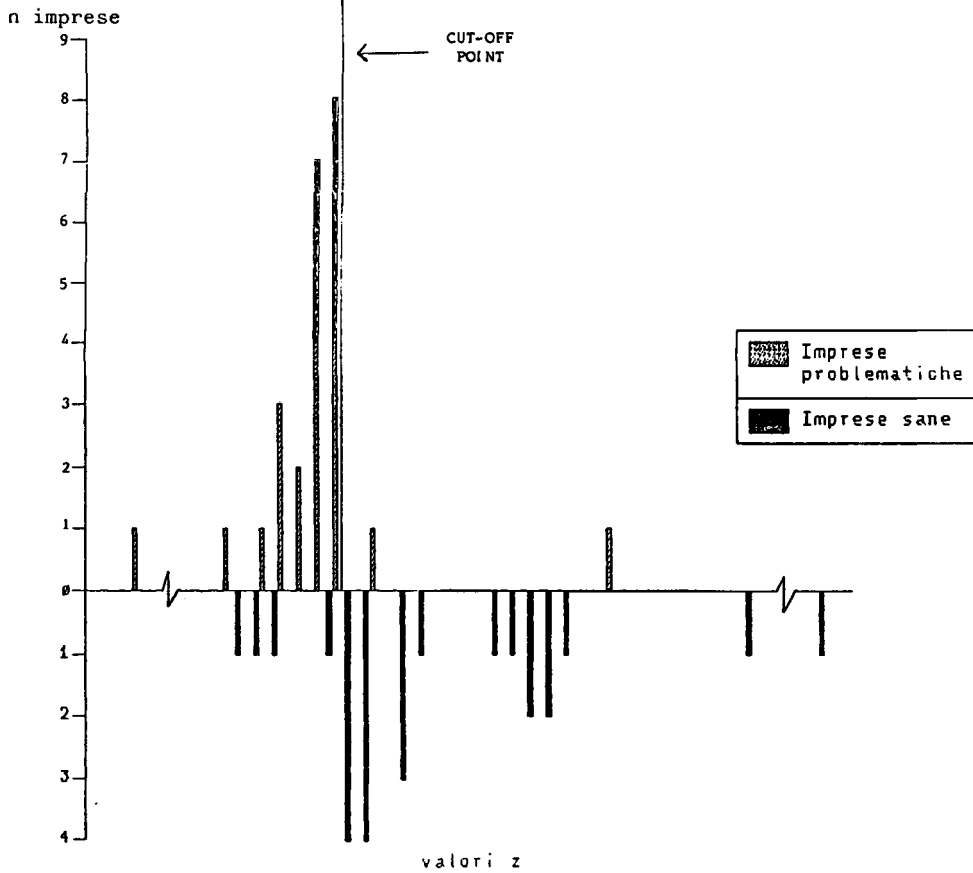
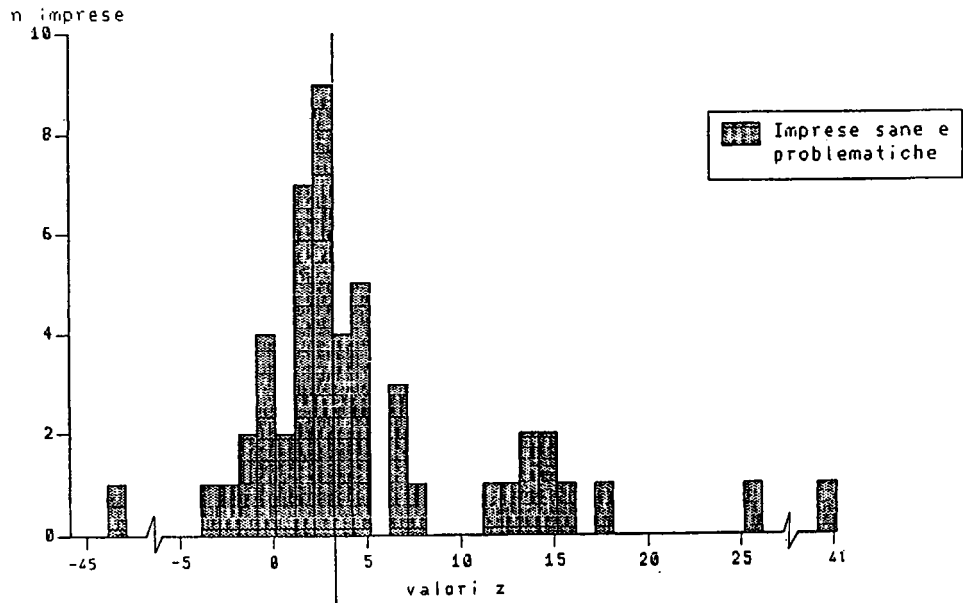
SECONDA METODOLOGIA:
DISTRIBUZIONE DEI VALORI
ASSUNTI DALLA VARIABILE X29

IMPRESE SANE		IMPRESE PROBLEMATICHE		IMPRESE SANE E PROBLEMATICHE			
IMP	VAL	IMP	VAL	IMP	VAL	IMP	VAL
S1	-9.3	P1	-20.7	P1	-20.7	P21	8.5
S2	-4.6	P2	-14.2	P2	-14.2	S6	9.2
S3	5.5	P3	-11.6	P3	-11.6	S7	9.3
S4	5.5	P4	-3.5	S1	-9.3	P22	9.5
S5	8.4	P5	-3.4	S2	-4.6	S8	9.6
S6	9.2	P6	-3.3	P4	-3.5	P23	10.0
S7	9.3	P7	-1.7	P5	-3.4	P24	10.1
S8	9.6	P8	-.5	P6	-3.3	S9	10.3
S9	10.3	P9	1.6	P7	-1.7	S10	16.7
S10	16.7	P10	2.1	P8	-.5	S11	16.7
S11	16.7	P11	2.5	P9	1.6	S12	18.4
S12	18.4	P12	2.7	P10	2.1	S13	19.8
S13	19.8	P13	4.0	P11	2.5	S14	20.8
S14	20.8	P14	4.2	P12	2.7	S15	21.2
S15	21.2	P15	5.0	P13	4.0	S16	22.5
S16	22.5	P16	6.2	P14	4.2	S17	23.4
S17	23.4	P17	6.7	P15	5.0	S18	34.4
S18	34.4	P18	7.3	S3	5.5	S19	35.7
S19	35.7	P19	7.4	S4	5.5	S20	40.2
S20	40.2	P20	8.1	P16	6.2	S21	49.4
S21	49.4	P21	8.5	P17	6.7	S22	49.8
S22	49.8	P22	9.5	P18	7.3	S23	58.0
S23	58.0	P23	10.0	P19	7.4	S24	62.2
S24	62.2	P24	10.1	P20	8.1	P25	62.9
S25	65.1	P25	62.9	S5	8.4	S25	65.1

NOTA: I codici SXX e PXX si riferiscono, rispettivamente, alle imprese sane e alle imprese problematiche.

SECONDA METODOLOGIA:
DISTRIBUZIONE DEI VALORI ASSUNTI
DALLA FUNZIONE PIU EFFICIENTE

FIGURA 4.2



SECONDA METODOLOGIA:
DISTRIBUZIONE DEI VALORI Z
ASSUNTI DALLA FUNZIONE PIU' EFFICIENTE

IMPRESE SANE		IMPRESE PROBLEMATICHE		IMPRESE SANE E PROBLEMATICHE			
IMP	VAL	IMP	VAL	IMP	VAL	IMP	VAL
S1	-2.58	P1	-42.66	P1	-42.66	S4	2.99
S2	-1.22	P2	-3.51	P2	-3.51	P23	3.12
S3	.00	P3	-1.05	S1	-2.58	S5	3.18
S4	2.99	P4	-.44	S2	-1.22	S6	3.57
S5	3.18	P5	-.16	P3	-1.05	S7	3.79
S6	3.57	P6	-.08	P4	-.44	S8	4.08
S7	3.79	P7	.44	P5	-.16	P24	4.47
S8	4.08	P8	.91	P6	-.08	S9	4.48
S9	4.48	P9	1.22	S3	.00	S10	4.57
S10	4.57	P10	1.34	P7	.44	S11	4.80
S11	4.80	P11	1.44	P8	.91	S12	5.00
S12	5.00	P12	1.47	P9	1.22	S13	6.57
S13	6.57	P13	1.56	P10	1.34	S14	6.66
S14	6.66	P14	1.63	P11	1.44	S15	7.10
S15	7.10	P15	2.12	P12	1.47	S16	7.55
S16	7.55	P16	2.35	P13	1.56	S17	11.96
S17	11.96	P17	2.55	P14	1.63	S18	12.47
S18	12.47	P18	2.72	P15	2.12	S19	13.91
S19	13.91	P19	2.81	P16	2.35	S20	14.00
S20	14.00	P20	2.86	P17	2.55	S21	14.41
S21	14.41	P21	2.94	P18	2.72	S22	14.57
S22	14.57	P22	2.95	P19	2.81	S23	15.94
S23	15.94	P23	3.12	P20	2.86	P25	17.56
S24	25.42	P24	4.47	P21	2.94	S24	25.42
S25	41.92	P25	17.56	P22	2.95	S25	41.92

NOTA: I codici SXX e PXX si riferiscono, rispettivamente, alle imprese sane e alle imprese problematiche.

SECONDA METODOLOGIA: MATRICE DI CLASSIFICAZIONE

	G1	G2
G1	23	4
G2	2	21

Le colonne della matrice attengono al gruppo effettivo cui l'impresa appartiene, mentre le righe indicano il gruppo cui l'impresa è stata assegnata a seguito della classificazione (G1 = imprese problematiche e G2 = imprese sane). I numeri della diagonale principale danno conto delle imprese classificate correttamente.

4.3 - Commenti

I risultati ottenuti sono piuttosto incoraggianti poiché, utilizzando i medesimi dati originali e derivando ancora una volta una funzione di due variabili come per il primo modello, si è ricavata una funzione con un maggiore potere discriminante. Inoltre il secondo modello ha fornito risultati migliori di quelli ottenuti da Alberici (1975); il tasso di errore è infatti risultato del 12 per cento, contro il 14,3 per cento mostrato dal modello di 7 variabili di Alberici. In particolare, la funzione ha classificato correttamente il 92 per cento delle imprese problematiche, in quanto due sole aziende su 25 sono state classificate in modo non appropriato.

La seconda metodologia (cfr. Tav. 4.1) ha indicato il quoziente $X29 (10^{12}/SA)$ come l'indice con maggiore potere discriminante (con la prima metodologia l'indice più efficiente risultò $X23$; cfr. Tav. 3.3) e l'indice $X27 (IC/VA)$ (il secondo in assoluto) insieme a $X29$ come la migliore funzione composta da due variabili. Si noti che seguendo la prima metodologia le due variabili risultavano, quanto ad efficienza classificatoria, le peggiori, a pari merito, con la $X08$ (cfr. Tav. 3.3). Analoghe escursioni dell'efficienza non si ripetono per le variabili della migliore funzione ricavata con i valori "statici", in quanto $X23$ e $X03$ (le variabili della migliore

funzione ottenuta con quei valori) risultano nel caso qui in esame quarte a pari merito (cfr. Tav. 4.1).

E' interessante poi notare che, come nel precedente modello, la profittabilità non emerge quale elemento in grado di fornire valide informazioni relative al grado di solvibilità dell'impresa. Sotto questo aspetto le variabili trend sembrano avere ancor minore efficienza degli indici statici. La spiegazione è legata, oltre che ai problemi di definizione del profitto, al fatto che la profittabilità quale può emergere dai dati di bilancio delle imprese italiane, è probabilmente priva di qualsiasi significato poiché è inquinata, per esempio, da differenti politiche di dividendo, differenti politiche fiscali e di bilancio, valore delle azioni, eccetera.

D'altro canto, la dimensione dell'impresa, che è invece normalmente soggetta a manipolazione minore, mantiene un certo grado di importanza soprattutto quando viene misurata in base all'ammontare delle vendite. Infatti, il trend delle vendite mostra la capacità/incapacità dell'impresa di mantenere le proprie quote di mercato (e addirittura accrescerle), essere aggiornata con i tempi, competitiva.

La dimensione misurata in base al totale dell'attivo è meno significativa poiché taluni fattori potrebbero non figurare in esso o distorcerne il significato; per esempio, i

cespiti detenuti in leasing, il valore reale o meglio economico delle immobilizzazioni stesse, il tasso di produttività medio degli impianti, la loro età media, i metodi di valutazione dello stock, la bontà dei crediti, eccetera.

L'altro aspetto messo in evidenza dalla funzione è infine la relazione tra oneri finanziari e valore aggiunto. Il trend di questa variabile sottolinea l'eventuale carenza di sincronismo tra la crescita degli oneri finanziari e lo sviluppo delle capacità dell'impresa di far fronte ad essi. Quest'ultima capacità è rappresentata dal margine che l'impresa realizza producendo risorse addizionali attraverso un'efficiente organizzazione dei fattori della produzione e un'efficiente direzione dell'impresa.

5 - CONCLUSIONI GENERALI

Questo lavoro si proponeva due obiettivi fondamentali, entrambi sostanzialmente raggiunti.

Prendendo in considerazione gli indici di bilancio (come valori fotografici) e usando l'analisi discriminativa, si è sviluppato un modello di due variabili che ha ottenuto più o meno gli stessi risultati raggiunti dall'unico altro modello sviluppato in Italia per la valutazione delle imprese manifatturiere. Si è così confermato che gli indici di

bilancio possono costituire un utile ausilio per analizzare la salute di un'impresa attraverso l'uso di dati ufficiali di bilancio. Inoltre, i risultati raggiunti hanno mostrato una certa stabilità nel tempo, specialmente per quel che riguarda il gruppo delle imprese problematiche le quali, all'epoca di riferimento, sono state classificate con pari efficienza sia utilizzando i dati dell'anno -3 sia utilizzando quelli dell'anno -1.

Prescindendo dall'efficienza mostrata dal modello originale, come secondo passo ci si proponeva di verificare se potevano ottenersi risultati migliori prendendo in considerazione (sebbene nel più semplice dei modi) l'evoluzione degli indici nel tempo anziché i valori da loro assunti alla fine di un determinato anno.

I risultati ottenuti considerando i trends delle variabili sono incoraggianti e indicano che val la pena di continuare la ricerca utilizzando questa metodologia; ciò perché l'efficienza di questo modello è risultata migliore non soltanto di quella mostrata dal primo ma anche di quella di qualsiasi altro precedente modello che abbia utilizzato i dati di bilancio delle imprese italiane.

La stabilità nel tempo dei risultati ottenuti con la seconda funzione avrebbe dovuto essere verificata con la stessa metodologia utilizzata per il primo modello; per questo

secondo caso, tuttavia, sarebbe stato necessario disporre di dati relativi a un periodo di tempo più lungo.

Al fine di stimare in modo più convincente le capacità previsive dei due modelli occorre eseguire un test di verifica su un campione separato di imprese. Questo in effetti è quanto è stato fatto per il primo dei due modelli; tuttavia, i due campioni di imprese problematiche (l'originale e quello di verifica) erano stati selezionati in modo casuale da un gruppo di 50 imprese problematiche. Poiché i campioni erano piuttosto piccoli, il campione di verifica non aveva la stessa distribuzione settoriale del campione originale. Le differenze settoriali nel sistema industriale italiano sono particolarmente significative; ciò può aver modificato e distorto i risultati del test di verifica, causando in generale un tasso di errore pari a circa il doppio di quello registrato per il campione originale.

Osservando le differenze tra i due tipi di variabili (variabili trends o 'VT' e variabili statiche o 'VS') va notato che, in confronto con le VS, le VT mostrano una capacità discriminante migliore quando si riferiscono ad aspetti quali leverage e dimensione; mentre offrono risultati peggiori se rappresentano profittabilità e turnover.

Inoltre, nel secondo modello sono esaltati gli aspetti dimensionali e di struttura operativa/efficienza dell'impresa

poiché gli indici inclusi nella migliore funzione sono l'X29 ($10^{12}/SA$) e l'X27 (IC/VA). Il primo modello, invece, dà maggiore risalto oltre che alla struttura operativa all'aspetto liquidità dell'impresa: infatti nella miglior funzione sono inclusi gli indici X23 (DE/GFA) e X03 (WC/LTD). Per un'interpretazione corretta delle differenze tra i due modelli sarebbe necessario condurre ulteriori approfondimenti; tuttavia, alcune osservazioni possono essere fatte sin d'ora.

(i) La profittabilità si dimostra insufficiente, in tutte e due i casi, quale mezzo per valutare la salute dell'impresa. Il fatto che le VT utilizzate per valutare la profittabilità siano meno significative delle corrispondenti VS suggerisce che l'evoluzione della profittabilità, così come viene mostrato dai dati di bilancio, è influenzata da così tanti fattori che sembra seguire un andamento casuale.

(ii) Il fatto che le VT diano migliori risultati delle VS nel valutare gli effetti di leva suggerisce che, ai fini di un giudizio sulla salute dell'impresa, il livello del debito è meno importante del suo tasso di sviluppo, il quale deve essere in armonia con il tasso di sviluppo dell'impresa e con la sua capacità di generare fondi internamente.

(iii) Le precedenti osservazioni possono essere altrettanto valide per gli aspetti dimensionali e cioè, per quanto riguarda la valutazione della salute dell'impresa, il

tasso di sviluppo dell'azienda stessa è più importante della sua dimensione assoluta.

Di seguito, infine, si suggeriscono alcuni possibili sviluppi e approfondimenti del presente studio:

- (i) ben presto saranno disponibili i risultati dell'indagine sui bilanci delle imprese manifatturiere condotta dalla Banca d'Italia; i dati molto dettagliati ricavabili da questa indagine riguardano anche il flusso dei fondi dell'impresa e sono relativi agli ultimi 7 anni. La disponibilità di questi dati consentirà analisi più approfondite degli aspetti di liquidità e presumibilmente un arricchimento di significato per le variabili trend.
- (ii) Oltre a tener conto dei trend degli indici (coefficienti β) sarebbe desiderabile considerare il loro livello di partenza rappresentato dal coefficiente α ottenuto per mezzo della regressione.
- (iii) Andrebbero senz'altro sperimentate alcune trasformazioni dei dati al fine di ridurre la non-normalità della distribuzione delle variabili, tenendo tuttavia conto delle implicazioni che ciò comporta discusse nell'Appendice A, paragrafo A.3.
- (iv) Nel costruire i campioni originali la correttezza dell'assegnazione delle imprese al loro gruppo può

essere migliorata scartando i casi dubbi. Ciò non significherebbe definire imprese sane soltanto le imprese migliori (questo argomento è trattato nell'Appendice B, paragrafo B.1); dovrebbe però valutarsi l'opportunità che siano eliminate imprese effettivamente problematiche considerate, per ragioni del tutto particolari, sane dal sistema bancario (per esempio alcune imprese a controllo statale).

- (v) Potrebbe essere tentata una correzione sui dati contabili per tener conto delle modificazioni introdotte nella significatività dei dati stessi dal lungo periodo di inflazione.
- (vi) Andrebbe, infine, ricavato un modello composto da più di due variabili. Nel fare questo potrebbero combinarsi le variabili trend e le variabili statiche con maggior potere discriminante scegliendo a turno per i diversi aspetti (per esempio liquidità, grado di leva, eccetera) le variabili che forniscono i migliori risultati.

Nonostante le cautele che gravano sulle conclusioni raggiunte in questo lavoro i risultati ottenuti sembrano sia interessanti che utili poiché essi non solo confermano che, anche in Italia, gli indici ricavati dai dati di bilancio possono costituire uno strumento di ausilio per l'analisi delle imprese, ma perché essi mostrano anche, come ci si attendeva, che le variabili trend inserite in una funzione

discriminante conducono effettivamente a risultati migliori che non quelli ottenuti utilizzando variabili statiche. Ci sembra che questo possa essere un buon punto di partenza per ricerche più complete e statisticamente rigorose da compiersi in futuro.

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- ALBERICI, A. (1975), 'Analisi dei Bilanci e Previsione delle Insolvenze'. Collana del Comitato Direttivo degli Agenti di Cambio della Borsa Valori di Milano, ISEDI, (Sept. 1975)
- ALTMAN, E.I. (1968), 'Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy', Journal of Finance, vol. 23 No. 4 (Sept. 1968), 589-609
- ALTMAN, E.I., HALDEMAN, R.G. & NARAYANAN, P. (1977), 'Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations', Journal of Banking and Finance, 1 (1977), 29-54
- ARGENTI, J. (1976), Corporate Collapse: the Causes and Symptoms, (London: McGraw-Hill)
- BEAVER, W.H. (1966), 'Financial Ratios as Predictors of Failure', Empirical Research in Accounting, Selected Studies, Journal of Accounting Research, Supplement to vol. 4, 71-127
- DEAKIN, E.B. (1972), 'A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure', Journal of Accounting Research, 167-79
- DEAKIN, E.B. (1977), 'Business Failure Prediction: an Empirical Analysis', in Financial Crises, edited by E.I. Altman & A.W. Sametz (New York: Wiley)
- EDMISTER, R.O. (1972) 'An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction', Journal of Financial and Quantitative Analysis, 1477-93
- EISENBEIS, R.A. (1977), 'Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics', Journal of Finance, vol. 32 No. 3 (June 1977), 875-900

- FADEL, H. & PARKINSON, J.M. (1978), 'Liquidity Evaluation by Means of Ratio Analysis', Accounting and Business Research.
- FORESTIERI, G. (1977), Analisi dei Bilanci delle Aziende di Credito, (Milano: Giuffr )
- JOHNSON, C.G. (1970), 'Ratio Analysis and the Prediction of Firm Failure', Journal of Finance, (Dec. 1970), 1166-8
- JOHNSTON, J. (1972), 'Econometric Methods', (2nd Ed.) (St. Louis-San Francisco: McGraw Hill)
- JOY, O.M. & TOLLEFSON, J.O. (1975), 'On the Financial Applications of Discriminant Analysis', Journal of Finance and Quantitative Analysis, (Dec. 1975), 723-39
- LACHENBRUCH, P.A. (1979), Discriminant Analysis, (London: Hafner Press)
- LADD, G.W. (1966), 'Linear Probability Functions and Discriminant Functions', Econometrica, vol. 34 No. 4 (Oct. 1966), 873-85
- MARAIS, D.A.J. (1979), 'A Method of Quantifying Companies' Relative Financial Strength', Bank of England Discussion Paper, No. 4 (July 1979)
- MEDIOBANCA (1980), Le Principali Societ  Italiane (Milano: Mediobanca)
- MEDIOBANCA (1981), Le Principali Societ  Italiane (Milano: Mediobanca)
- MEYER, P.A. & PIFER, H.W. (1970), 'Prediction of Bank Failures' Journal of Finance, (Sept. 1970), 853-68

- MOSTELLER, F. & TUKEY, J.W. (1977), Data Analysis and Regression. A Second Course in Statistics, (Addison-Wesley Publishing Company)
- POGUE, T.F. & SOLDOSKY, R.M. (1969), 'What's in a Bond Rating', Journal of Financial and Quantitative Analysis
- PREDETTI, A. (1960), 'In Tema di Analisi Discriminatoria', Giornale degli Economisti e Annali di Economia, 3-4 (Mar. Apr. 1960), 223-58
- RULON, P.J. (1950), 'The Stanine and the Separile: a Fable', Educational Research Corporation Bulletin, (Feb. 1950), 2-10
- RULON, P.J. (1951), 'Distinctions between Discriminant and Regression Analyses and a Geometric Interpretation of the Discriminant Function', Harvard Educational Review, vol. 21 No. 2 (Spring 1951), 80-90
- TAFFLER, R.J. (1977), 'Finding those Firms in Danger Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data: a Comparative UK-based Study', The City University Business School Working Paper Series, No. 3
- TAFFLER, R.J. (1981), 'Forecasting Company Failure in the UK Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data', The City University Business School Working Paper Series, No. 23 (Revised Version of Working Paper No. 3, Taffler (1977))
- TAFFLER, R.J. & TISSHAW, H. (1977), 'Going, Going, Gone - Four Factors which Predict', Accountancy, (Mar. 1977), 50-4
- TURNBULL, S.M. & WHITE, R.W. (1975), 'The Probability of Bankruptcy: American Railroads', Institute of Finance and Accounting, London Business School

- WEINER, J.M. & DUNN, O.J.** (1966), 'Elimination of Variates in Linear Discrimination Problems', Biometrics, (June 1966), 268-75
- WILCOX, W.W.** (1976), 'The Gambler's Ruin Approach to Business Risk', Sloan Management Review

A - L'APPLICAZIONE DELLE TECNICHE AD: ASPETTI GENERALI

A.1 - Presupposti e procedure per l'utilizzo dell'analisi discriminativa

Il primo presupposto per l'applicazione dell'AD è che esistano delle differenze, in termini di medie, varianze e/o covarianze, tra i due (o più) gruppi tra cui si vuole discriminare. (In proposito si vedano, tra gli altri, Predetti (1960, pp. 223-58) ed Eisenbeis (1977, pp. 887-89).) Il concetto può essere espresso in altre parole dicendo che deve esistere una regola che consenta di decidere circa l'appartenenza di un elemento a una data popolazione.

Un secondo assunto è che la distribuzione normale sia una corretta approssimazione della distribuzione delle variabili prescelte. (Sui problemi derivanti dalla violazione di tale assunzione si veda Eisenbeis (1977, pp. 877-82).)

Assumiamo di avere due gruppi tra i quali si voglia discriminare in base a una funzione che tenga conto dei valori assunti da K caratteristiche comuni ai gruppi stessi. Una volta calcolati tutti i valori per le osservazioni dei due gruppi, la probabilità di non assegnare una nuova osservazione di provenienza ignota (ma comunque sicuramente appartenente a uno dei due gruppi) al gruppo di origine, sarà misurata

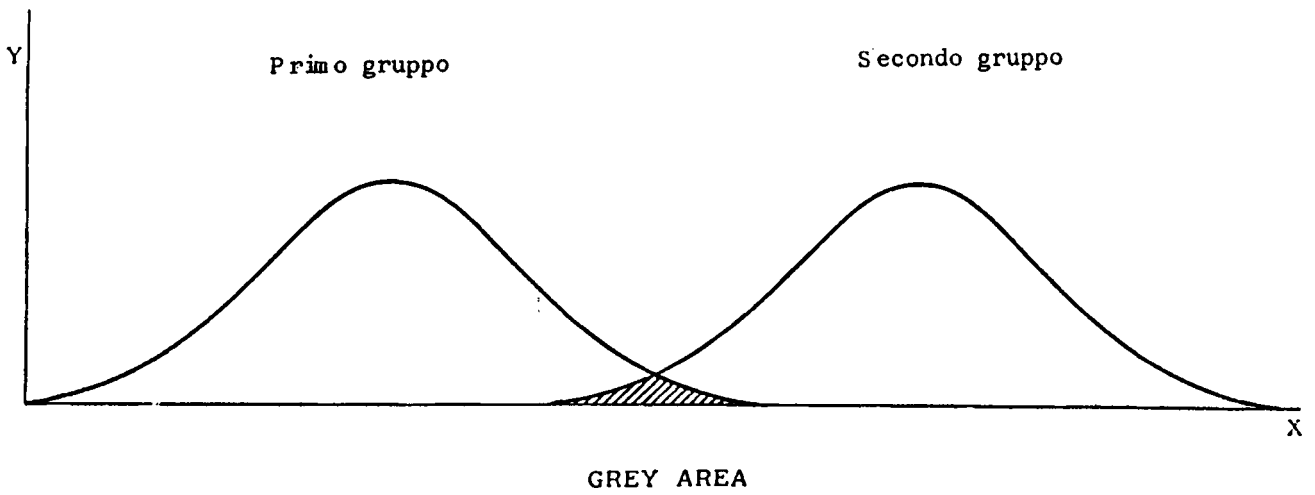
dall'area derivante dalla sovrapposizione delle due distribuzioni (cfr. Fig. A.1). Tale porzione è tanto più ridotta quanto più ampia è la differenza tra le medie dei valori ottenuti per i due gruppi e quanto più piccola è la varianza all'interno di ciascuna distribuzione.

I parametri che si assegneranno alle variabili della funzione discriminatoria dovranno essere quelli che soddisfano l'esigenza di minima estensione dell'area di sovrapposizione, o grey-area, che è dire: quelli che rispondono all'esigenza di rendere minima la probabilità di classificazione errata. Infatti, l'estensione della grey-area misura la capacità della funzione ricavata di classificare correttamente.

Naturalmente, nell'applicazione della tecnica d'analisi discriminatoria cruciale è pure la scelta del valore (detto valore critico o discriminante o cut-off) in base al quale si effettuano le assegnazioni. In caso di eguale varianza delle due distribuzioni, il valore critico può essere calcolato come media delle medie dei valori dei due gruppi. Nel caso le varianze non fossero uguali, l'area di sovrapposizione non sarebbe simmetrica rispetto al valore discriminante calcolato nel modo prima descritto, sicché la probabilità di commettere errori del primo tipo (osservazioni appartenenti al primo gruppo erroneamente assegnate al secondo gruppo) differirebbe dalla probabilità di commettere errori del secondo tipo (cfr.

GREY-AREA E DISTRIBUZIONE

VALORI Z



Y = Frequenza dei valori

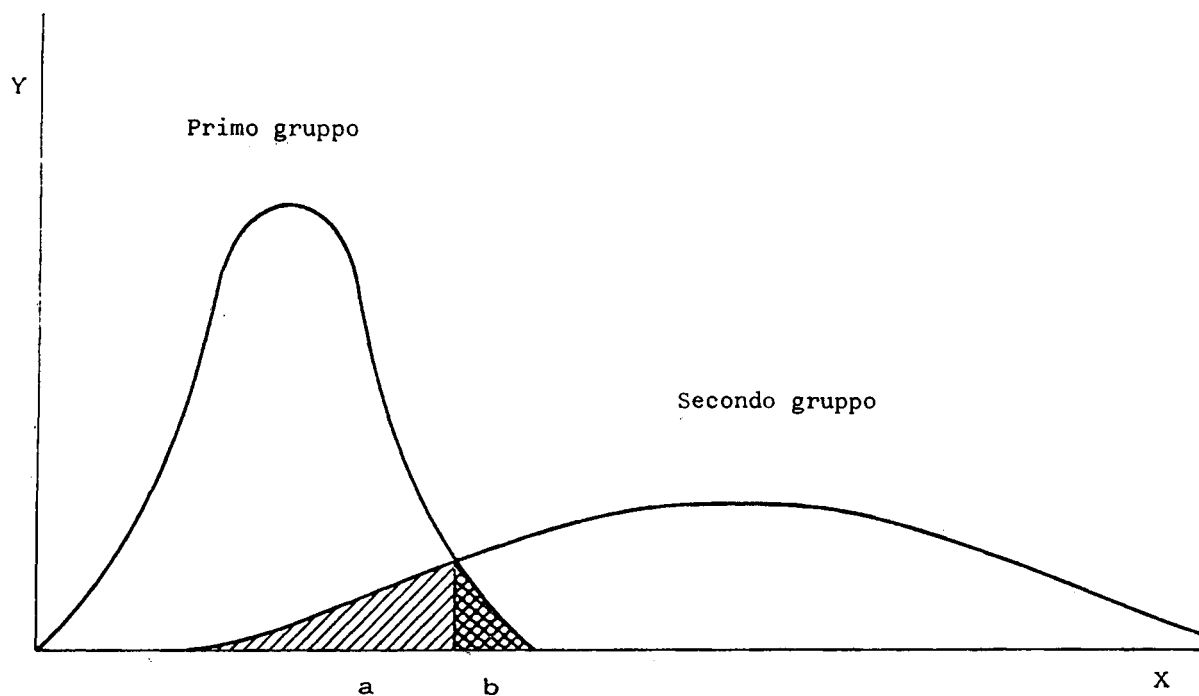
X = Valori Z

Fig. A.2). In tali casi, il calcolo del valore critico dovrà seguire altre vie (a questo proposito cfr. Eisenbeis (1977)).

Inoltre - ed in ogni caso - ai fini del calcolo di tale valore assumono pure importanza i costi (economico e sociale) delle errate classificazioni di tipo 1 e 2. Per usare un esempio di evidenza immediata, si pensi a un'applicazione dell'AD per l'individuazione precoce degli individui affetti da tumore. La mancata diagnosi precoce di un tumore ha un costo più alto che non l'affermare che un paziente è ammalato di cancro, e successivamente scoprire che non lo è. E' in casi come questo che si può preferire, a un obiettivo di minima probabilità di errore totale, la più bassa probabilità di commettere un particolare tipo di errore.

Così, qualora il costo delle errate classificazioni non sia eguale per le osservazioni dei due gruppi, il problema diviene quello di minimizzare la somma dei prodotti costo x probabilità d'errore, ossia quello di minimizzare i costi attesi per classificazione errata. (Per un approccio matematico che tenga conto dei differenti costi di classificazione errata si vedano, tra gli altri, Joy e Tollefson (1975, pp. 735-37); Johnston (1972, pp. 367-73).) In tali casi, la principale difficoltà diverrebbe lo specificare questi costi.

ERRORI DI PRIMO E SECONDO TIPO



Y = Frequenza dei valori Z

X = Valori Z

a + b = Grey-area (a > b)

a = Errori di I tipo

b = Errori di II tipo

A.2 - Derivazione e test della funzione discriminante

Una volta selezionati tutti gli indici (i quali costituiscono le variabili indipendenti) che si ritiene possano rappresentare i diversi aspetti della realtà aziendale, il passo successivo consisterà nel derivare la funzione che discrimini meglio tra i gruppi, per esempio tra imprese solventi e non.

Date K variabili indipendenti, le funzioni ottenibili composte da tutti i possibili sottoinsiemi di K sono pari a $2^K - 1$ (1). Ogni funzione fornirà un valore sintetico (Z-score) per ciascuna impresa appartenente ai due gruppi definiti a priori. La significatività di una funzione - e quindi la sua abilità nel discriminare - sarà, come si è detto, tanto maggiore quanto più ampia è la differenza tra le medie dei valori ottenuti per i due gruppi e quanto più ridotta è la varianza delle distribuzioni (cfr. Fig. A.3).

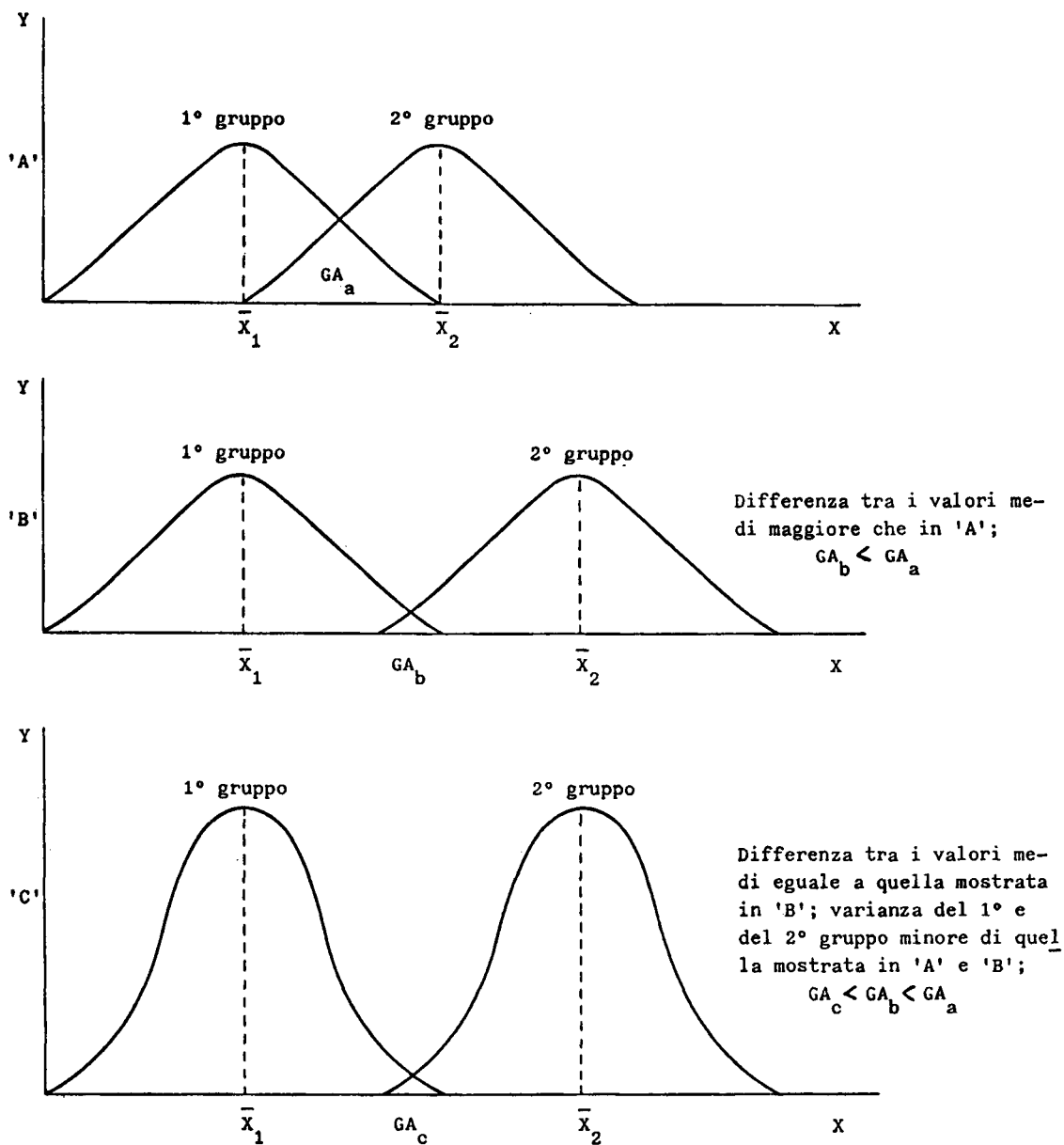
(1) Le combinazioni di K elementi di classe p sono date da $\binom{K}{p} = \frac{K!}{p!(K-p)!}$; per p che assume tutti i valori interi da 1 a K le combinazioni ottenibili saranno uguali a $\sum_{p=1}^K \binom{K}{p}$. Dato che

$$(a+b)^k = \binom{K}{0} a^0 b^{k-0} + \binom{K}{1} a^1 b^{k-1} + \dots + \binom{K}{k-1} a^{k-1} b^1 + \binom{K}{k} a^k b^0 = \sum_{p=0}^k \binom{K}{p} a^p b^{k-p},$$

per $a = b = 1$ avremo: $2^k = \sum_{p=0}^K \binom{K}{p}$ cosicché $\sum_{p=1}^k \binom{K}{p} = 2^k - 1$.

FIGURA A.3

DIFFERENTI ESTENSIONI DELLA GREY-AREA



Y = Frequenza dei valori Z
 X = Valori Z
 GA_n = Grey-area
 \bar{x}_1 = Valore medio del 1° gruppo
 \bar{x}_2 = Valore medio del 2° gruppo

La soluzione ideale per la scelta della funzione passa attraverso il calcolo della significatività di tutte le funzioni possibili dati i K indici di bilancio prescelti. Tali combinazioni, tanto per avere un'idea, sono tuttavia oltre un miliardo per $K = 30$ e poco meno di 1.100 miliardi per $K = 40$. E' evidente come ci si debba servire di altri metodi per selezionare la migliore funzione discriminante; ne esistono di diversi, nessuno peraltro perfetto, che dovranno essere approfonditi prima di procedere ad una scelta. (In proposito si vedano: Eisenbeis (1977, pp. 883-85); Joy e Tollefson (1975, pp. 728-29).)

Una volta compiuta la scelta delle variabili indipendenti si dovrà procedere alla determinazione dei parametri che saranno quelli in grado di rendere massima la distanza tra i due gruppi a parità di varianza. Una funzione così ricavata può essere utilizzata solo assumendo che media, varianza, popolazione ed altre caratteristiche dei due gruppi - ma anche dell'environment - rimangano stazionarie nel tempo. In caso contrario, e questo è facile ipotizzare sia il caso reale, il modello (variabili e parametri) dovrà essere modificato per ogni singolo periodo per il quale si vuole effettuare la previsione.

Un ulteriore passo è quello relativo ai test di verifica. Un primo test consiste nel riclassificare le imprese

dei due gruppi secondo il valore assunto dalla funzione. Le imprese classificate in un gruppo diverso da quello di origine rappresenteranno gli errori di classificazione e daranno una prima misura della capacità discriminatoria della funzione prescelta.

Gli errori di classificazione si distribuiranno in un'area, intorno al valore di cut-off, la quale costituirà un'area di incertezza o grey-area.

Questo tipo di test, che è l'unico usato in molti lavori (per quanto riguarda l'Italia si vedano Alberici (1975) e Forestieri (1977), il primo concernente le imprese manifatturiere il secondo le banche; Forestieri però non si propone di derivare una funzione con capacità previsive ma solo di illustrare le diversità caratteristiche delle banche anomale), dice solo quanta parte del fenomeno osservato sia spiegata dalla funzione derivata.

In altri lavori, per esempio Altman (1968), il test di verifica è stato esteso a campioni separati di imprese aventi le stesse caratteristiche dei campioni originali dai quali è stata derivata la funzione.

Questo test è senz'altro più efficace del primo e tuttavia la classificazione che ne deriva è ancora solo discriminazione ex-post che, a causa della coincidenza temporale dei campioni, equivale a previsione solo assumendo la

stazionarietà nel tempo della popolazione e di tutte le sue caratteristiche.

Qualora lo scopo sia quello della previsione, Joy and Tollefson (1975, pp. 726-28) sostengono la necessità di un ulteriore test condotto su un campione temporalmente non coincidente con quello originale, cioè i cui dati siano stati raccolti lungo un arco di tempo successivo a quello relativo al primo campione.

Il campione intertemporale di verifica è così definito dai due autori (op.cit., p. 726):

Si considerino due campioni A e B (...). Ciascuna osservazione (per esempio, impresa) è caratterizzata da un set di attributi di 'm' variabili indipendenti (per esempio, dieci quozienti di bilancio), e da una classificazione nominale che la individua come appartenente al gruppo 1 o al gruppo 2 (per esempio, ciascuna impresa è o fallita o non fallita).

Il set di attributi ha una dimensione temporale di solito precedente a quella in cui viene effettuata la classificazione. (Per esempio, se i ratios sono calcolati all'anno 't', la previsione della condizione fallimentare è fatta per l'anno 't+1'.)

Assumiamo che il set di attributi e la classificazione nominale abbiano per le osservazioni appartenenti al campione A rispettivamente dimensione temporale 't' e 't+1', mentre per le osservazioni appartenenti al campione B rispettivamente dimensione temporale 't+1' e 't+2'. Ci riferiremo (...) a B come al campione di verifica intertemporale.

A.3 - Problemi connessi con l'utilizzo dell'analisi discriminatoria

Uno dei primi problemi che si presentano nell'utilizzare l'analisi discriminatoria è quello che attiene alla distribuzione delle variabili usate per la descrizione dei soggetti osservati la quale deve avere i caratteri della normalità. Gran parte della letteratura in tema di analisi discriminatoria ha scarsamente considerato il problema e molti autori hanno preferito procedere nelle loro ricerche come se l'assunzione di normalità fosse verificata.

Le conseguenze di assumere una distribuzione normale senza verificare la correttezza di tale assunzione può, in molti casi, inficiare i risultati dei tests di significatività e la stima delle percentuali d'errore.

In taluni casi di distribuzione non normale, la trasformazione dei dati in scala logaritmica può essere d'aiuto consentendo di ottenere una distribuzione meno asimmetrica. Tale trasformazione, però, può anche cambiare le relazioni esistenti tra le variabili. Inoltre, come anche sottolinea Eisenbeis (1977, p. 877), la trasformata logaritmica attribuisce differenti pesi a variazioni percentuali identiche dando minor rilievo a quelle il cui valore di riferimento è più grande. Infatti, utilizzando i logaritmi la

percentuale di variazione è maggiore, per esempio, per le imprese il cui capitale investito cresca da 1 a 2 milioni che non per le imprese il cui capitale aumenti da 1 a 2 miliardi.

Altre importanti considerazioni vanno svolte relativamente alla formazione dei gruppi tra i quali si vuole discriminare. Il campione su cui si opera deve essere quanto più possibile rappresentativo. Questo principio, per quanto ovvio, è stato spesso per cause diverse (indisponibilità dei dati, errori, ecc.) disatteso (tra gli altri da Altman (1968)). Ciò può, ancora una volta, inficiare i risultati.

Per esempio, un errore commesso nello sviluppare taluni modelli orientati ad ottenere indicazioni circa l'idoneità al credito dei richiedenti - circa la probabilità, in altre parole, che un potenziale affidato assolva in futuro i propri impegni - è quello di attingere dati dall'anagrafe affidati (solventi e non) delle banche, la quale è relativa solo a quella parte di universo che in passato aveva visto soddisfatta la propria richiesta di credito. In tal caso, la popolazione utilizzata per derivare la funzione non corrisponde alla popolazione che si vuole riclassificare e l'applicazione della stima del tasso di errore all'intero universo finisce per avere scarso significato.

La definizione dei gruppi dovrà poi avvenire in base a criteri oggettivi, non dovrà discendere da una caratteristica

quantitativa direttamente osservabile e dovrà essere tale da escludere l'appartenenza del medesimo elemento a più gruppi contemporaneamente.

Infine, uno dei problemi più importanti che si lega all'uso dell'analisi discriminativa riguarda la stima della probabilità che un elemento ha a priori di essere classificato in ciascun gruppo, cui si aggiunge quello dei costi per errata classificazione.

Ove il peso di ciascun gruppo sia, nel campione, diverso dalle probabilità a priori (priors) l'efficacia della riclassificazione può essere notevolmente fraintesa. Mancando le informazioni necessarie per stimare le priors, si è soliti assumere eguali probabilità per gli elementi osservati di appartenere all'uno o all'altro gruppo. Tale modo di procedere può essere accettabile nel caso le osservazioni raccolte rappresentino un campione casuale della popolazione (Eisenbeis (1977, pp. 889-93)). Altrimenti i parametri stimati minimizzerebbero solo gli errori di classificazione all'interno del campione e la percentuale di classificazioni errate non potrebbe essere utilizzata come una stima del tasso di errore che si otterrebbe per l'intera popolazione (Eisenbeis (1977, p. 890)).

Sempre in tema di priors, ulteriori problemi possono insorgere qualora si voglia applicare l'analisi discriminato-

ria a previsioni su più periodi, a causa delle possibili rilevanti variazioni nel tempo delle probabilità a priori; ciò infatti contrasta con l'assunzione, necessaria nel caso in specie, di stabilità delle stesse nel tempo. Un problema simile si presenta anche nel caso in cui i dati siano stati ottenuti raccogliendo le osservazioni su più periodi; tale procedura si rende indispensabile, per esempio, quando una osservazione si presenta in un singolo periodo con relativa scarsa frequenza (p. es. imprese fallite).

In tali circostanze la stima delle priors diviene oltremodo incerta e, come Eisenbeis (1977, p. 890) sottolinea, non è chiaro se sia più appropriato accettare come stima delle probabilità a priori la relativa frequenza di gruppo in un dato anno ovvero se convenga tentare una qualche media delle frequenze passate. In uno studio sulle imprese, durante periodi di instabilità, la stima acquista i caratteri di una incertezza ancor maggiore, se possibile, poiché le frequenze attese per imprese insolventi e non, dipendono anche dallo stato generale dell'economia. L'autore non manca di sottolineare le fuorvianti conseguenze che l'impiego di priors errate può avere sulla efficacia della riclassificazione. Attraverso un esempio Eisenbeis (1977, p. 889) illustra come mutino le probabilità di errata classificazione assumendo eguali o differenti probabilità a priori. L'effetto sul tasso di errore nei singoli gruppi sembra essere ancor più importante di

quello verificato per l'intero campione poiché il primo potrebbe, in alcuni casi, modificarsi radicalmente fino a capovolgere il risultato della classificazione stessa.

A quello delle priors si connette il problema dei costi per classificazione errata. Alcuni errori di classificazione, come si è già accennato (Appendice A, paragrafo A.1, p. 40), possono essere più seri (costosi) di altri. Le performances di un modello vanno quindi valutate anche alla luce dei costi che diversi tipi di errore comportano. L'efficienza di un modello andrà infine valutata confrontando la somma dei costi che comportano gli errori di classificazione da esso originati con il costo per errori di classificazione cui si andrebbe incontro adottando un sistema basato sul caso o su altri metodi empirici.

B - NOTA METODOLOGICA

B.1 - Definizione dei gruppi

L'elemento in base al quale in molte ricerche concernenti le imprese manifatturiere (compresa quella di Alberici, (1975)) è stata effettuata la distinzione a priori nei due gruppi (aziende sane e problematiche) è la dichiarazione di fallimento. E' opinione di chi scrive che tale criterio non possa essere utilmente seguito in Italia dove - per varie ragioni - al fallimento e alle altre procedure concorsuali non viene necessariamente dato luogo per tutte le imprese "decot-te" o comunque in stato di crisi. Così, potrebbe essere più utile definire come problematiche le imprese insolventi, considerando tali quelle con posizioni dichiarate "in sofferenza" (1) o "incagliate" (2) all'Anagrafe Centrale dei Rischi della Banca d'Italia (d'ora in poi ACR) e come sane tutte le altre.

(1) Le aziende di credito italiane dichiarano in sofferenza all'ACR le esposizioni per le quali sono stati avviati atti formali per il recupero del credito.

(2) Sono state considerate imprese con posizioni incagliate (o tese) quelle con un quoziente credito utilizzato/credito accordato superiore al 90 per cento nei sei mesi precedenti la data di riferimento (31.12.1981).

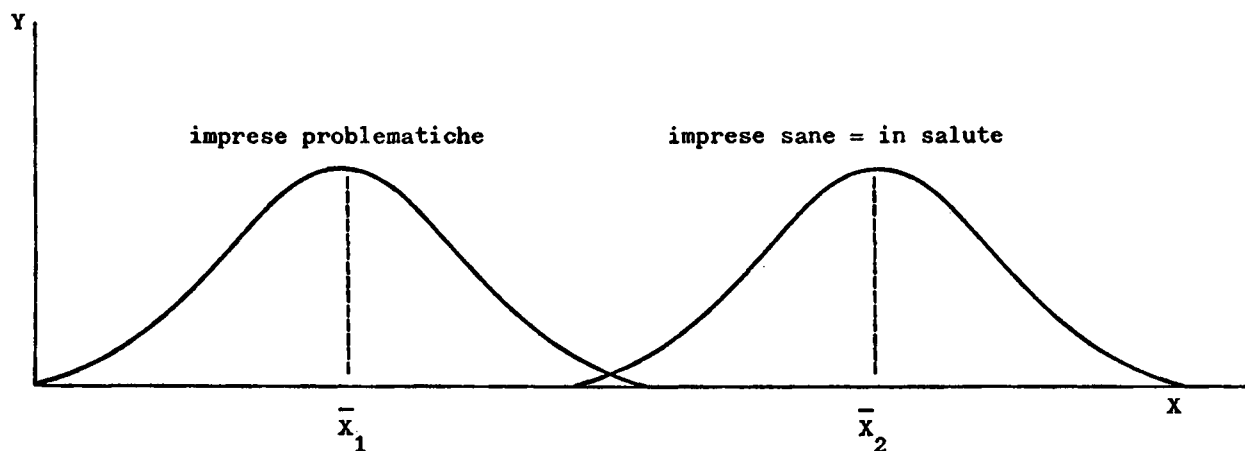
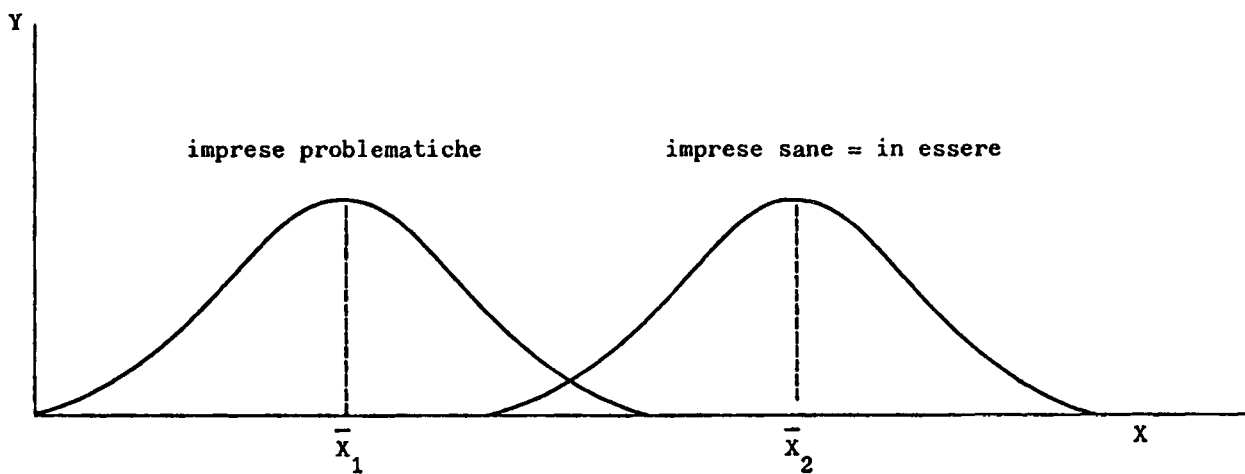
E' interessante soffermare l'attenzione sui criteri che, in un differente contesto, e cioè quello del Regno Unito, Taffler (1977 e 1981) ha seguito per la definizione del gruppo di imprese sane. Egli ha selezionato tra le imprese non problematiche un gruppo di imprese in salute e da questo ha proceduto per la formazione del campione di imprese sane.

Taffler ha seguito questa strada con l'intento di migliorare l'efficienza della funzione discriminante. Infatti, tra le imprese non problematiche ce ne sono certo alcune le cui caratteristiche finanziarie sono simili a quelle delle imprese problematiche. Ciò accresce evidentemente il numero di errori di tipo 2 (imprese non problematiche classificate tra le problematiche) diminuendo il potere discriminatorio della funzione.

Selezionando le imprese non problematiche tra quelle appartenenti alla popolazione in salute, la distribuzione dello Z-score per le prime migrerà verso destra sull'asse delle X, più lontano dalla distribuzione dei valori delle imprese problematiche (Fig. B.1).

A questo proposito Marais (1979, p. 14), giustamente, sottolinea che l'accuratezza nella classificazione sotto queste condizioni non può essere estrapolata con certezza all'intera popolazione delle imprese non problematiche alle quali la funzione discriminante verrà tipicamente applicata.

DISTRIBUZIONE DEI VALORI Z PER
IMPRESE IN ESSERE E IMPRESE IN SALUTE



Y = Frequenza dei valori Z
X = Valori Z
 \bar{x}_1 = Valore medio del 1° gruppo
 \bar{x}_2 = Valore medio del 2° gruppo

Per di più esiste il problema pratico di definire la popolazione di imprese in salute, decidendo quali criteri devono essere applicati per identificare questo sub-settore nella popolazione delle imprese non problematiche.

Un campione estratto dal gruppo in salute non potrebbe essere rappresentativo della popolazione alla quale si desidera applicare la funzione discriminatoria. Questo fatto, come già detto nell'Appendice A, paragrafo A.3, renderebbe scorretta l'applicazione all'universo del medesimo tasso di errore stimato per il campione. In secondo luogo, la definizione di imprese in salute non può che essere arbitraria, poiché le possibilità di costruire gruppi in salute sono infinite.

Il problema di lavorare su un campione parziale (sottoinsieme) è stato già analizzato da Eisenbeis (1977, pp. 887-89), il quale non solo ha tratto le stesse conclusioni di Marais, ma ha anche correttamente concluso che così facendo non ci sarebbe più la necessità di usare l'AD. Infatti, scegliendo un criterio (p.es.: profittabilità) per la selezione di un sottoinsieme di imprese (p.es.: imprese in salute), si potrebbe direttamente assegnare un'impresa al proprio gruppo senza far ricorso a nessun altro strumento e/o variabile.

Per il presente studio le imprese che avevano posizioni di debito, nei confronti del sistema creditizio italiano,

dichiarate in sofferenza ⁽¹⁾ o incagliate ⁽²⁾ sono state considerate tra le imprese problematiche, mentre tutte le altre sono state considerate non problematiche. A proposito di quest'ultima soluzione vanno svolte alcune considerazioni.

- 1) Una scelta che si limitasse alle imprese dichiarate in sofferenza comporterebbe l'esclusione di tutte quelle imprese, di fatto insolventi, verso le quali - ancora una volta per svariati motivi - le banche non hanno voluto o potuto procedere con atti formali. Per ovviare almeno in parte a tale inconveniente si è provveduto ad integrare questo primo gruppo prendendo in considerazione anche le imprese con posizioni di affidamento risultanti "tese" (cosiddette incagliate) nell'ACR.
- 2) L'obbligo della segnalazione all'ACR riguarda tutti gli affidamenti per cassa superiori ai 50 milioni di lire e tutte le posizioni in sofferenza superiori a L. 10 milioni. Tale archivio rappresenta quindi solo una porzione dell'universo affidati. Tuttavia, data l'esiguità dell'importo minimo di fido (accordato) necessario per la segnalazione all'ACR, si è ritenuto che tale aggregato potesse ben

(1) Cfr. nota (1) pag. 79.

(2) Cfr. nota (2) pag. 79.

rappresentare l'universo delle imprese italiane, quantomeno quello delle aziende di dimensione non piccolissima.

- 3) L'ACR comprende solo le imprese cui è stato accordato un fido escludendo quelle che, in base ai criteri più vari, sono già state "discriminate" dalle banche. Il fenomeno, specie in periodi di restrizione del credito, può assumere dimensioni non irrilevanti. Considerato che le imprese cui non è stato accordato il fido devono presumersi mediamente meno sane di quelle cui il credito è invece stato concesso, l'ACR può risultare sbilanciata in favore delle imprese più solide. Tuttavia, il problema scompare o quanto meno viene drasticamente ridimensionato se si considera la caratteristica di "Centrale" peculiare dell'ACR. Differente sarebbe prendere in considerazione l'archivio di una singola banca (il problema è stato già trattato nell'Appendice A, paragrafo A.3).

B.2 - Scelta dei quozienti

Al fine di selezionare correttamente i quozienti, oltre che utilizzare le appropriate tecniche statistiche, è opportuno disporre di uno schema concettuale - nel nostro caso una teoria del fallimento o dell'insolvenza - al quale far riferimento per operare la scelta.

Sin dall'inizio del ventesimo secolo, è emerso come la condizione di liquidità fosse uno dei fattori determinanti per quanto riguarda il fallimento dell'impresa. Molti ricercatori hanno giustamente messo in luce come la liquidità non possa essere semplicemente misurata come rapporto tra due ammontari (p. es. totale attività correnti/totale passività correnti) considerati in un certo momento nel tempo. Infatti la liquidità, intesa come la capacità di far fronte alle proprie obbligazioni alla scadenza, è un concetto dinamico, meglio valutato prendendo in considerazione l'evoluzione dei bisogni di fondi e le risorse che l'impresa è in grado di produrre per soddisfarli.

Beaver (1966), con il suo modello di cash-flow, introdusse il concetto dinamico di liquidità. Dal suo punto di vista, l'impresa è (p. 80) un serbatoio di attività liquide alimentato dai flussi in entrata e prosciugato da quelli in uscita. La riserva agisce come un cuscino o buffer contro la variabilità dei flussi. La solvibilità dell'impresa può essere definita in termini di probabilità che la riserva sia esaurita.

Secondo questo schema, la probabilità di insolvenza è funzione diretta dell'ammontare del debito e delle necessità di gestione, mentre è funzione inversa della dimensione del buffer di riserva e del cash-flow.

Al proposito può essere utile svolgere qualche considerazione. Il flusso dei fondi, i debiti e il buffer di liquidità sono fattori collegati alla posizione di liquidità dell'impresa. Ai fini dell'evento fallimento ciò che effettivamente rileva è tuttavia la solvibilità dell'impresa che, definita come la capacità di pagare da ultimo le proprie obbligazioni, è connessa con la liquidità ma non è la stessa cosa.

Così, un'impresa che è insolvente è certamente illiquida, ma non è necessariamente vero il contrario. Infatti può ben darsi il caso di un'impresa con una posizione di liquidità insufficiente ma che potrà infine onorare le proprie obbligazioni contando su una solida posizione patrimoniale. Va annotato, inoltre, che la dimensione della riserva di liquidità non può essere valutata utilizzando i soli dati di bilancio.

Il grado di liquidità di un'attività è misurato dalla prontezza con la quale essa può essere trasformata in moneta senza perdite. Entrambi questi aspetti (prontezza e perdite), oltre a dipendere dalla natura del bene, dipendono da altri fattori difficili da valutare e che certamente non sono esplicitati in un bilancio, come per esempio le condizioni dei mercati monetario e finanziario, lo stato dell'economia, la salute e l'immagine dell'impresa, eccetera.

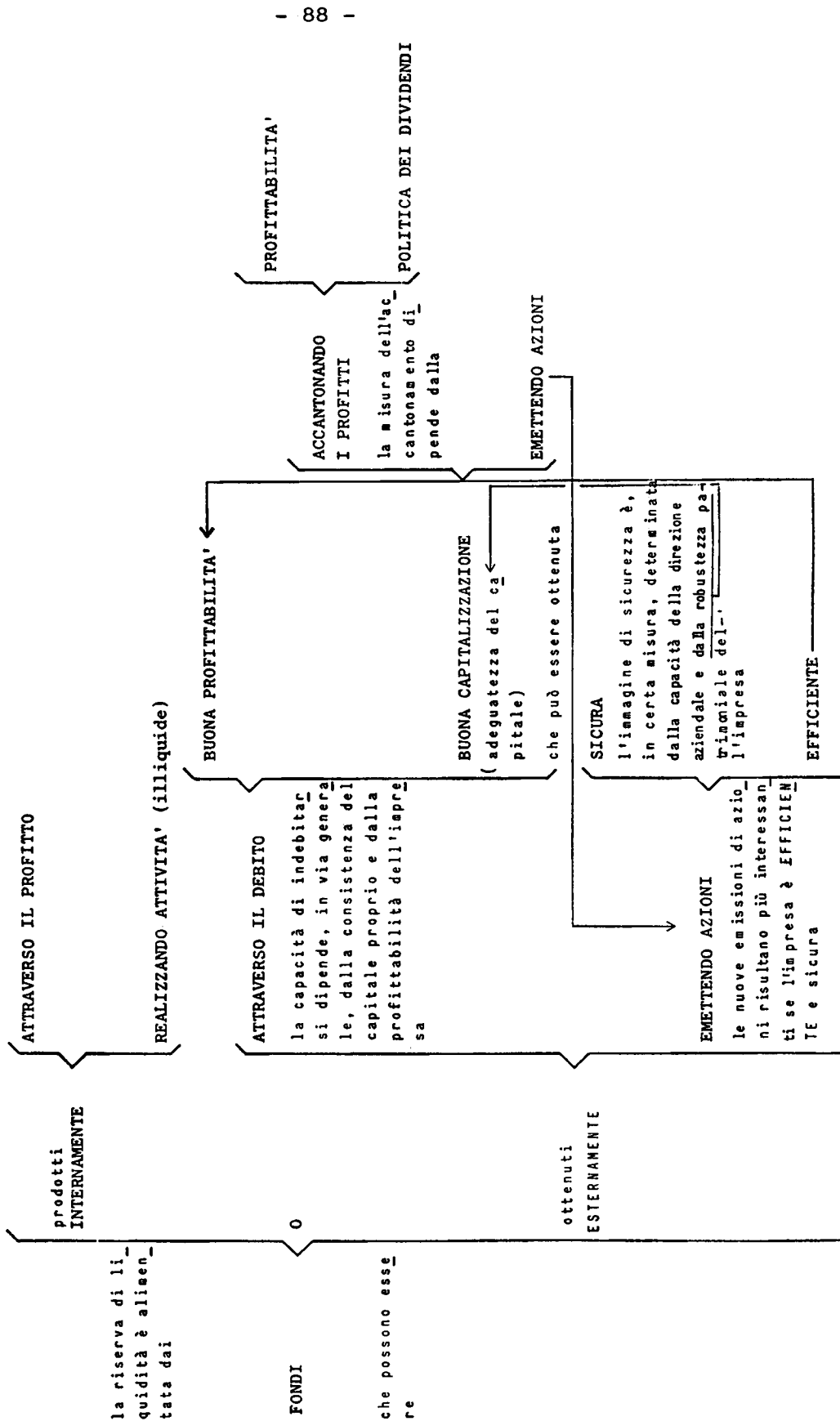
L'ampiezza del buffer di liquidità dipende poi anche dalla capacità dell'impresa di generare risorse finanziarie internamente e di procurarsi denaro sul mercato e presso le banche. L'accesso al credito, a sua volta, dipende dalla reputazione dell'impresa e/o dall'opinione che i prestatori hanno circa la sua profittabilità e solidità patrimoniale. L'adeguatezza del buffer dipende infine dalla variabilità dei flussi in entrata e uscita. La tavola B.1 riporta un sommario dei modi in cui un'impresa può rafforzare la propria posizione di liquidità: un'analisi attenta mostra che questa è, in definitiva, strettamente collegata con il grado di profittabilità dell'impresa.

Uno sviluppo ulteriore di questo schema può essere ottenuto scomponendo la profittabilità, misurata dal quoziente di profitto, per portare in luce le sue componenti come mostrato nella tavola B.2 secondo uno schema Du Pont.

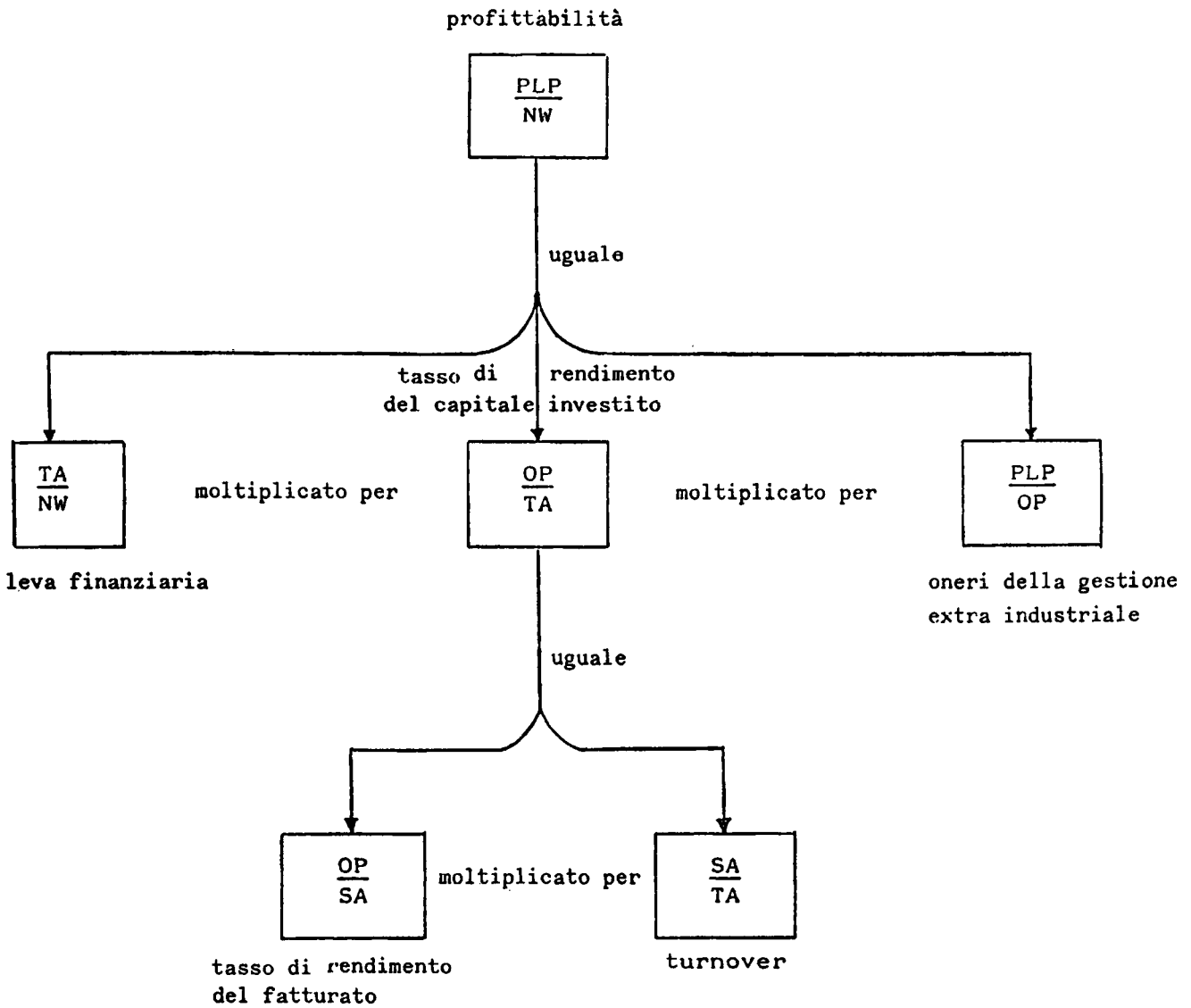
Tale modello è stato tenuto in considerazione nella scelta dei quozienti, ma non è l'unica "teoria" sino ad oggi sviluppata in proposito.

Wilcox (1976), per esempio, nel suo tentativo di descrivere il sentiero che conduce al fallimento, ha adottato un approccio detto gambler's ruin approach (la rovina dello scommettitore). Fadel e Parkinson (1978) hanno sviluppato un modello basato sulla stima della liquidità e che usa una

MODI PER L'ACCRESCIMENTO DELLA RISERVA DI LIQUIDITA' : UNA ESPOSIZIONE SINOTTICA



SCOMPOSIZIONE DEL QUOZIENTE DI PROFITABILITA'



Per il significato delle abbreviazioni si veda l'Appendice C.

nozione di cash-flow simile a quella di Beaver. Turnbull e White (1975) hanno sottolineato i differenti fattori che devono essere presi in considerazione quando si consideri il fallimento in termini di breve o di lungo periodo. In quest'ultimo caso gli autori danno rilievo all'importanza assunta dalla capacità dell'impresa di raccogliere fondi, sia all'interno che all'esterno, sufficienti per coprire i propri costi fissi. Argenti (1976) ha puntato l'attenzione sulla sequenza di eventi che conducono al fallimento, individuando una serie di sintomi che si verificherebbero nelle differenti fasi che precedono l'insolvenza, un processo che si completa in un arco di diversi anni.

Argenti (op. cit. Cap. 7, p. 122) sottolinea il fatto che prima di quelli che lui chiama gli ultimi pochi mesi, compariranno i seguenti sintomi: 'alcuni quozienti finanziari si deterioreranno ma, non appena ciò accadrà, i managers daranno l'avvio alla creative accounting (contabilità di fantasia) che riduce il valore previsivo di questi ratios conferendo maggiore rilevanza ai sintomi non finanziari.'

Nel presente lavoro sono stati selezionati sei gruppi di quozienti, per un totale di 47 indici (cfr. Appendice C), ciascuno relativo ad un differente aspetto dell'impresa che si riteneva opportuno investigare. Questi aspetti concernono:

- 1) efficienza e struttura operativa
- 2) profittabilità
- 3) liquidità
- 4) leverage
- 5) dimensione e grado di capitalizzazione
- 6) turnover degli stocks

Per ognuno di questi aspetti, sono stati scelti alcuni ratios sulla base di (i) supporti teorici, come illustrato poc'anzi, (ii) quelli che hanno prodotto i migliori risultati in ricerche analoghe e (iii) quelli più affermati nella letteratura in argomento.

Naturalmente, ove necessario sono state tenute in conto le peculiarità del sistema italiano.

Un fattore che in alcuni casi ha limitato la scelta è stata l'inadeguatezza dei dati. Per esempio, non è stato possibile inserire variabili relative al flusso dei fondi o indici quali il quick-ratio. Le assenze di tali variabili possono in qualche modo aver ridotto la significatività potenziale della funzione discriminante, poiché esse si erano dimostrate particolarmente significative in altre ricerche del genere.

Per le 47 variabili selezionate sono state calcolate le statistiche media, varianza, indice di correlazione e t di Student al fine di poter giudicare la significatività della

differenza tra le medie del primo e del secondo gruppo (Tav. 3.2). I 17 ratios con statistica t significativa almeno al 98,5 per cento sono stati scelti per ulteriori approfondimenti. La Tav. B.3 rappresenta la matrice di correlazione 17x17 estratta dall'originale.

Val la pena notare a questo punto che per le variabili utilizzate è stata assunta una distribuzione normale senza approfondire i tests per verificare in che misura tale assunzione fosse corretta. Le conseguenze di una tale assunzione, qualora si dimostri errata, sono state già discusse nell'Appendice A, paragrafo A.3.

Per ridurre la non normalità di alcune variabili si sarebbe potuta tentare una qualche trasformazione; non lo si è fatto, invece, a causa dei problemi, discussi nell'Appendice A, paragrafo A.3, che tale operazione sovente comporta.

Per la seconda parte della ricerca si è fatto ricorso ai valori standardizzati dei ratios. Sono stati quindi ricavati i coefficienti α e β per ognuna delle 47 variabili e per ciascuna impresa, eseguendo la seguente regressione:

$$Y_{ij} = \alpha_{ij} + \beta_{ij} X;$$

dove

$$1 \leq i \leq 47 \text{ (ratios)}$$

$1 \leq j \leq 50$ (imprese)

Y_{ij} = valori assunti dall'i-esimo ratio per la j-esima impresa

α_{ij} = intercetta con l'asse delle Y per l'i-esimo ratio e per la j-esima impresa

β_{ij} = coefficiente angolare della funzione per l'i-esimo ratio e per la j-esima impresa

X = anni -3, -2 e -1.

In questo caso i coefficienti α forniscono informazioni relative alla dimensione dei ratios mentre i coefficienti β forniscono informazioni sul trend dell'indice (è stata assunta una relazione lineare).

TAVOLA B.3

MATRICE DI CORRELAZIONE TRA I 17 QUOZIENTI PIU' EFFICIENTI

Ratios	X08	X10	X12	X16	X19	X23	X29	X30	X33	X34	X35	X36	X37	X38	X41	X43	X46
X08	1.00																
X10	0.83	1.00															
X12	0.65	0.57	1.00														
X16	0.24	0.04	0.24	1.00													
X19	-0.36	-0.37	-0.49	-0.37	1.00												
X23	-0.09	0.01	-0.25	-0.27	0.22	1.00											
X29	0.37	0.12	0.26	0.25	-0.17	-0.21	1.00										
X30	-0.46	-0.52	-0.34	-0.48	0.38	0.10	0.02	1.00									
X33	-0.42	-0.43	-0.55	-0.33	0.32	0.27	-0.05	0.33	1.00								
X34	-0.40	-0.39	-0.65	-0.43	0.53	0.36	-0.09	0.38	0.83	1.00							
X35	-0.20	-0.30	-0.48	-0.55	0.39	0.35	0.02	0.37	0.76	0.86	1.00						
X36	-0.35	-0.35	-0.52	-0.48	0.45	0.31	-0.13	0.33	0.88	0.84	0.83	1.00					
X37	-0.36	-0.38	-0.57	-0.47	0.61	0.36	-0.17	0.31	0.77	0.84	0.77	0.90	1.00				
X38	-0.34	-0.37	-0.48	-0.46	0.36	0.27	-0.11	0.30	0.90	0.82	0.84	0.98	0.88	1.00			
X41	-0.36	-0.38	-0.42	-0.41	0.20	0.26	-0.06	0.22	0.93	0.71	0.75	0.85	0.76	0.90	1.00		
X43	-0.36	-0.35	-0.48	-0.53	0.31	0.32	-0.15	0.23	0.83	0.80	0.83	0.91	0.89	0.93	0.89	1.00	
X46	-0.21	-0.18	-0.37	-0.46	0.28	0.41	-0.10	0.18	0.59	0.58	0.64	0.73	0.74	0.72	0.63	0.81	1.00

Per il significato delle abbreviazioni si veda l'Appendice C.

B.3 - I dati e la costruzione dei campioni

I dati utilizzati nel presente studio sono stati ricavati dall'indagine condotta da Mediobanca (1980 e 1981) per il triennio 1979-1981. La pubblicazione comprende dati riclassificati, e in taluni casi aggregati, del bilancio e del conto economico di 1.082 imprese italiane ⁽¹⁾.

Nella maggioranza degli studi relativi all'applicazione della AD alle imprese, gli autori hanno raggruppato i dati di un certo numero di anni nel tentativo di superare il problema della relativa scarsità di imprese fallite nei singoli anni. Questo sistema, tuttavia, può essere la causa di altri problemi e può distorcere seriamente i risultati, anche usando l'accortezza di costruire il campione di imprese "buone" seguendo il criterio di pareggiarlo con il primo, secondo l'anno contabile.

Tali problemi possono infatti verificarsi a causa di variazioni significative dei quozienti finanziari nel tempo

(1) L'indagine Mediobanca è condotta su un gruppo di imprese che non costituisce un campione rappresentativo in senso statistico del sistema produttivo italiano; in particolare, esso è piuttosto sbilanciato verso le imprese di media-grande dimensione e, settorialmente, verso l'industria rivolta alla produzione di base.

dovute a inflazione, modificazioni strutturali o cambiamenti tecnologici. Inoltre, raccogliendo insieme i dati di più anni diviene ancor più difficile individuare la probabilità che le imprese hanno a priori di appartenere ad un gruppo anziché ad un altro poiché di solito essa cambia nel tempo (l'argomento è stato già trattato nell'Appendice A, paragrafo A.3).

Nel presente studio, usando le informazioni dell'ACR, si è costruito un campione di imprese unsound attingendo tra quelle in sofferenza ⁽¹⁾ al 31 dicembre 1981 e fra quelle con posizioni tese (o incagliate) alla stessa data ⁽²⁾.

Questo primo campione è stato costruito con imprese appartenenti esclusivamente al settore manifatturiero; sono state perciò escluse imprese appartenenti a settori quali il minerario, le costruzioni, il commercio, i trasporti e altri servizi pubblici.

Dalla stessa definizione di unsound risulta chiaro che le imprese che saranno classificate in questo gruppo non sono necessariamente destinate a diventare insolventi. Esse sono invece semplicemente a rischio, e cioè le loro caratteristiche finanziarie sono simili a quelle di aziende la cui posizione in passato è emersa in sofferenza o tesa dall'archivio

(1) Cfr. nota (1) pag. 79.

(2) Cfr. nota (2) pag. 79.

Centrale dei Rischi.

Il passo successivo è consistito nel selezionare le imprese buone. Uno dei metodi più usati per costruire questo campione è quello di pareggiarlo con il campione delle problematiche secondo alcuni criteri quali il settore di appartenenza, la dimensione, l'anno di riferimento in cui il fenomeno che interessa viene rilevato.

Nel presente lavoro il campione delle imprese buone è stato pareggiato con quello delle problematiche soltanto per quanto riguarda il settore di appartenenza; non era infatti necessario farlo per l'anno di riferimento (è sempre è solo il 1981) mentre non lo si è fatto di proposito per il carattere dimensione affinché questo rilevasse al momento della discriminazione.

A parte il vincolo dell'appartenenza al settore, il campione di imprese buone è stato quindi costruito mediante estrazione casuale tra tutte le imprese rimanenti. Seguendo la stessa metodologia è stato infine costruito un campione di verifica, distinto nei due sottogruppi di aziende buone e problematiche.

I campioni sopra descritti sono stati quindi utilizzati per verificare le tecniche dell'AD applicate a imprese italiane. Non è stato possibile tenere conto delle priors

mancando le necessarie informazioni rilevanti per la loro stima. E' stato così assunto che le imprese avessero eguale probabilità di appartenere ai due gruppi. Ciò, come sottolineato nell'Appendice A, paragrafo A.3, può causare dei problemi per quanto riguarda l'efficienza della funzione ricavata.

APPENDICE C

LIQUIDITA'

X01. WC/GTA
X02. WC/CL
X03. WC/LTD

TURNOVER

X04. WC/SA
X05. SA/TA

LEVERAGE

X06. CL/NW
X07. CL/GTA
X08. LTD/GTA
X09. LTD/NW
X10. LTD/TD
X11. LTD/SC
X12. (LTD+STD)/GTA
X13. (LTD+STD)/TLTC
X14. TD/GTA
X15. TD/NW
X16. TD/TLTC
X17. TD/SC
X18. TA/NW

STRUTTURA OPERATIVA ED EFFICIENZA

X19. SA/IC
X20. SA/NIC
X21. IC/OP
X22. VA/SA
X23. DE/GFA
X24. DAC/VA
X25. DAC/GFA
X26. LC/VA
X27. IC/VA

DIMENSIONE E CAPITALIZZAZIONE

X28. 10^{12} /GTA
X29. 10^{12} /SA
X30. RE/GTA

PROFITABILITA'

X31. EBIT/VA
X32. EBIT/OP
X33. EBIT/SA
X34. EBIT/TA
X35. EBIT/TLTC
X36. EBT/TD
X37. EBT/CL
X38. EBT/GTA
X39. SA/TLTC
X40. SA/GFA
X41. PLP/SA
X42. PLP/SC
X43. PLP/TA
X44. PLP/NW
X45. PLP/OP
X46. OP/TA
X47. OP/SA

APPENDICE C (cont.)

CL	=	CURRENT LIABILITIES = PASSIVITA' CORRENTI
DAC	=	DEPRECIATION AND AMORTIZATION CHARGES = AMMORTAMENTO
DE	=	ACCUMULATED DEPRECIATION = FONDO AMMORTAMENTO
EBIT	=	EARNING BEFORE INTEREST AND TAXES = UTILE PRIMA DI INTERESSI E TASSE
EBT	=	EARNING BEFORE TAXES = UTILE PRIMA DELLE TASSE
FA	=	FIXED ASSETS = IMMOBILIZZAZIONI FISSE NETTE
GFA	=	GROSS FIXED ASSETS = IMMOBILIZZAZIONI FISSE LORDE
GTA	=	GROSS TOTAL ASSETS = TOTALE ATTIVO LORDO
IC	=	INTEREST CHARGES = ONERI FINANZIARI
LC	=	LABOUR COSTS = COSTO DEL LAVORO
LTD	=	MEDIUM AND LONG-TERM DEBT = DEBITI A MEDIO/LUNGO TERMINE
NIC	=	NET INTEREST CHARGES = SALDO ONERI E PROVENTI FINANZIARI
NW	=	NET WORTH = PATRIMONIO NETTO
OP	=	OPERATING PROFIT = PROFITTO OPERATIVO
PLP	=	PROFIT (LOSS) FOR THE PERIOD = RISULTATO D'ESERCIZIO
RE	=	RESERVES = RISERVE
SA	=	SALES = FATTURATO
SC	=	SHARE CAPITAL = CAPITALE SOCIALE
STD	=	SHORT-TERM DEBT = DEBITI A BREVE TERMINE
TA	=	TOTAL ASSETS = TOTALE ATTIVO NETTO
TD	=	TOTAL DEBTS = TOTALE DEBITI
TLTC	=	TOTAL LONG-TERM CAPITAL = TOTALE CAPITALI A LUNGO TERMINE
VA	=	VALUE ADDED = VALORE AGGIUNTO
WC	=	WORKING CAPITAL= CAPITALE CIRCOLANTE

I N D I C E

1 - INTRODUZIONE	p. 3
2 - L'ANALISI DISCRIMINATORIA	
2.1 - Quozienti di bilancio e analisi discriminatoria: descrizione e riferimenti di letteratura	p. 6
2.2 - L'analisi discriminatoria e la previsione delle insolvenze: l'applicazione alle imprese manifatturiere italiane	p. 11
2.3 - Un'ulteriore verifica	p. 16
3 - UN'ANALISI STATICA	
3.1 - Analisi degli indici e differenza tra i due gruppi di imprese	p. 18
3.2 - Efficienza della prima funzione e test di verifica	p. 25
3.3 - Commenti	p. 35
4 - UN'ANALISI DINAMICA	
4.1 - Verso un'analisi dinamica	p. 39
4.2 - Descrizione e analisi delle variabili	p. 42
4.3 - Commenti	p. 51
5 - CONCLUSIONI GENERALI	p. 53
RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	p. 60
APPENDICI	
APPENDICE A - L'APPLICAZIONE DELLE TECNICHE AD: ASPETTI GENERALI	
A.1 - Presupposti e procedure per l'utilizzo dell'analisi discriminatoria	p. 64
A.2 - Derivazione e test della funzione discriminante	p. 69
A.3 - Problemi connessi con l'utilizzo dell'analisi discriminatoria	p. 74

APPENDICE B - NOTA METODOLOGICA

B.1 - Definizione dei gruppi	p. 79
B.2 - Scelta dei quozienti	p. 84
B.3 - I dati e la costruzione dei campioni	p. 95

APPENDICE C - LEGENDA

p. 99

TAVOLE

TAVOLA 2.1 MODELLO DI ALBERICI: MATRICI DI CLASSIFICAZIONE	p. 15
TAVOLA 3.1 MEDIA E VARIANZA DEI QUOZIENTI ANALIZZATI	p. 19
TAVOLA 3.2 STATISTICA T	p. 23
TAVOLA 3.3 PRIMA METODOLOGIA : EFFICIENZA DEI SINGOLI QUOZIENTI	p. 24
TAVOLA 3.4 PRIMA METODOLOGIA : VALORI DELLA VARIABILE X23	p. 27
TAVOLA 3.5 PRIMA METODOLOGIA : RISULTATI OTTENUTI DALLE MIGLIORI NOVE FUNZIONI DI DUE VARIABILI (tra tutte le possibili combinazioni dei migliori 17 quozienti)	p. 28
TAVOLA 3.6 PRIMA METODOLOGIA : MIGLIORI OTTO PERFORMANCES DELLA VARIABILE X23 ACCOPPIATA CON I RIMANENTI QUOZIENTI ESCLUSI I MIGLIORI 17	p. 30
TAVOLA 3.7 PRIMA METODOLOGIA : VALORI Z ASSUNTI DALLA FUNZIONE PIU' EFFICIENTE	p. 33
TAVOLA 3.8 PRIMA METODOLOGIA : MATRICI DI CLASSIFICAZIONE	p. 34
TAVOLA 4.1 SECONDA METODOLOGIA : EFFICIENZA DEI SINGOLI QUOZIENTI	p. 45
TAVOLA 4.2 SECONDA METODOLOGIA : VALORI DELLA VARIABILE X29	p. 47
TAVOLA 4.3 SECONDA METODOLOGIA : VALORI Z ASSUNTI DALLA FUNZIONE PIU' EFFICIENTE	p. 49
TAVOLA 4.4 SECONDA METODOLOGIA : MATRICE DI CLASSIFICAZIONE	p. 50
TAVOLA B.1 MODI PER L'ACCRESIMENTO DELLA RISERVA DI LIQUIDITA': UNA ESPOSIZIONE SINOTTICA	p. 88
TAVOLA B.2 SCOMPOSIZIONE DEL QUOZIENTE DI PROFITABILITA'	p. 89
TAVOLA B.3 MATRICE DI CORRELAZIONE TRA I 17 QUOZIENTI PIU' EFFICIENTI	p. 94

FIGURE

FIGURA 3.1	PRIMA METODOLOGIA : DISTRIBUZIONE DELLA VARIABILE X23	p. 26
FIGURA 3.2	PRIMA METODOLOGIA : DISTRIBUZIONE DEI VALORI Z ASSUNTI DALLA FUNZIONE PIU' EFFICIENTE	p. 32
FIGURA 4.1	SECONDA METODOLOGIA : DISTRIBUZIONE DELLA VARIABILE X29	p. 46
FIGURA 4.2	SECONDA METODOLOGIA : DISTRIBUZIONE DEI VALORI Z ASSUNTI DALLA FUNZIONE PIU' EFFICIENTE	p. 48
FIGURA A.1	GREY-AREA E DISTRIBUZIONE VALORI Z	p. 66
FIGURA A.2	ERRORI DI PRIMO E SECONDO TIPO	p. 68
FIGURA A.3	DIFFERENTE ESTENSIONE DELLA GREY-AREA	p. 70
FIGURA B.1	DISTRIBUZIONE DEI VALORI Z PER IMPRESE IN ESSERE E IMPRESE IN SALUTE	p. 81

