

Modelli di analisi e previsione del rischio di insolvenza. Una prospettiva delle metodologie applicate

[Analysis and forecasting models for default risk. A survey of applied methodologies]

Nadia D'Annunzio*, **Greta Falavigna****

* *Ceris-Cnr*
e-mail: n.dannunzio@ceris.cnr.it

** *Università di Bergamo e Ceris-Cnr*, PhD Student in Economia e management della tecnologia,
Università di Bergamo e Ceris-Cn

e-mail: g.falavigna@ceris.cnr.it
greta.falavigna@unibg.it

Abstract. During the last three decades various models have been proposed by the literature to predict the risk of bankruptcy and of firm insolvency, which make use of structural and empirical tools, namely rating system, credit scoring, option pricing and three alternative methods (fuzzy logic, efficient frontier and a forward looking model). In the present paper we focus on experting systems of neural networks, by taking into account theoretical as well as empirical literature on the topic. Adding to this literature, a set of alternative indicators is proposed that can be used in addition to traditional financial ratios.

Key words: rischio d'insolvenza, default, neural networks, option pricing, sistemi esperti, algoritmi genetici, logica fuzzy

JEL: C45, C53, C67, G33

I risultati dello studio sono frutto di un lavoro congiunto dei due autori anche se Nadia D'Annunzio ha curato la stesura dei paragrafi 4, 6 e 7, mentre Greta Falavigna ha curato i paragrafi 1, 2, 3 e 5.

WORKING PAPER CERIS-CNR

Working paper N. 17/2004

Anno 6, N° 17 – 2004

Autorizzazione del Tribunale di Torino

N. 2681 del 28 marzo 1977

Direttore Responsabile

Secondo Rolfo

Direzione e Redazione

Ceris-Cnr

Istituto di Ricerca sull'Impresa e lo Sviluppo

Sede di Torino

Via Avogadro, 8

10121 Torino, Italy

Tel. +39 011 5601.111

Fax +39 011 562.6058

segreteria@ceris.cnr.it

<http://www.ceris.cnr.it>

Sezione di Ricerca di Roma

Istituzioni e Politiche per la Scienza e la Tecnologia

Via dei Taurini, 19

00185 Roma, Italy

Tel. 06 49937810

Fax 06 49937884

Sezione di Ricerca di Milano

Dinamica dei Sistemi Economici

Via Bassini, 15

20121 Milano, Italy

tel. 02 23699501

Fax 02 23699530

Segreteria di redazione

Maria Zittino e Silvana Zelli

m.zittino@ceris.cnr.it

Distribuzione

Spedizione gratuita

Fotocomposizione e impaginazione

In proprio

Stampa

In proprio

Finito di stampare nel mese di January 2005

Copyright © 2004 by Ceris-Cnr

All rights reserved. Parts of this paper may be reproduced with the permission of the author(s) and quoting the source.

Tutti i diritti riservati. Parti di questo articolo possono essere riprodotte previa autorizzazione citando la fonte.

INDICE

1. Introduzione	5
2. La definizione del rischio di insolvenza.....	6
3. Le fonti dello studio: la ricerca bibliografica	8
4. Modelli di valutazione del rischio d'insolvenza. Vantaggi e limiti.....	13
4.1. <i>Rating System</i>	14
4.2. <i>I modelli di Credit Scoring</i>	14
4.3. <i>Modern Methods of credit risk measurement</i>	16
4.3a. <i>First Generation Models</i>	16
4.3b. <i>Second generation models</i>	17
4.3c. <i>Reduced Form Models</i>	17
4.4. <i>Alternative Methods</i>	18
4.4.1. <i>Frontiera efficiente</i>	18
4.4.2. <i>Metodo forward looking</i>	19
4.4.3. <i>Logica fuzzy</i>	19
5. Reti neurali: dai modelli semplici ai modelli complessi	21
5.1. <i>Introduzione alle reti neurali artificiali</i>	24
5.2. <i>Analisi della letteratura sulle reti neurali</i>	27
5.3. <i>Metodologie a confronto: reti neurali vs modelli statistici e algoritmi</i> <i>genetici</i>	31
5.4. <i>Modelli complessi: reti neurali ibride</i>	34
6. Indicatori adottati come input delle reti	36
7. Next Steps	39
Bibliografia:	40
Working Paper Series (2004-1993)	I-V

1. Introduzione

Lo scopo principale di questo lavoro, è quello di documentare i principali contributi teorici sull'analisi e previsione del rischio di insolvenza delle imprese e di illustrare alcune delle metodologie di analisi quali: analisi discriminante lineare, modelli *option pricing*, algoritmi genetici e reti neurali.

Questo contributo è il risultato del primo anno di lavoro al progetto “*Applicazioni di tecniche softcomputing (reti neurali ed algoritmi genetici) per l'analisi dei sistemi complessi alla finanza moderna*”¹ che ha come obiettivo quello di riuscire ad individuare un sistema di *rating* delle imprese alla luce di quanto dettato dalle norme di Basilea2. Gli istituti di ricerca coinvolti nel progetto sono due dipartimenti dell'Università di Trieste (facoltà di ingegneria e di economia), l'Osservatorio Industriale della Sardegna (OSSIND, Cagliari), l'Istituto di studi e analisi economica (ISAE, Roma) e l'Istituto di ricerca sull'impresa ed il territorio (CERIS, Torino). La ricerca è coordinata dal Parco Scientifico di Trieste sotto la responsabilità scientifica del prof. Fanni.

Il progetto non si ferma all'analisi del rischio di default aziendale, ma prende in considerazione anche il rischio dei mercati finanziari e il rischio paese. Sulla base di queste tre aree, sono stati creati dei gruppi di ricerca per ognuna di queste.

Ogni istituto è coinvolto in ciascuna delle tre analisi di rischio in quanto non è possibile studiare queste tematiche separatamente. Infatti, come si vedrà nel quarto paragrafo, i mercati finanziari spesso anticipano le situazioni aziendali e sarebbe dunque impossibile considerare il rischio di impresa escludendo il rischio dei mercati finanziari. Non solo, anche la rischiosità del paese influenza le banche nel concedere prestiti alle imprese, in quanto aziende appartenenti a paesi ad alto rischio di default, vengono considerate meno capaci di generare liquidità e dunque di far fronte

ai propri impegni di natura finanziaria.

Il progetto ha una durata triennale e il CERIS è stato coinvolto soprattutto nello studio del rischio di insolvenza delle imprese in stretta collaborazione con l'OSSIND di Cagliari. L'obiettivo fissato era quello di “studiare” la letteratura esistente per individuare ed implementare le tecniche più idonee per analizzare e prevedere il default aziendale.

Il seguente lavoro si compone di introduzione più ulteriori cinque sezioni.

Nella sezione seguente, si cercherà di fare chiarezza sulla definizione del rischio d'insolvenza in quanto è necessario circoscrivere precisamente il problema che dobbiamo indagare.

La seconda sezione è stata dedicata alla ricerca bibliografica che è stata svolta da noi in collaborazione con l'OSSIND. A questo proposito, è stato creato un database con tutte le fonti ritenute utili per l'analisi del rischio di default. Inoltre, possiamo anticipare che nell'effettuare la ricerca bibliografica si sono tenute in considerazione tre direttive principali, che verranno approfondite in seguito: lo stato di salute delle imprese, il rischio di insolvenza e la teoria dei sistemi. Dopo aver descritto questi aspetti, si sono fatte delle considerazioni sulla produzione, nel tempo, dei diversi contributi che sono stati selezionati.

La terza e la quarta parte analizzano i modelli presenti in letteratura ed in particolare: il paragrafo tre definisce i modelli di studio che non considerano i sistemi di intelligenza artificiale, mentre il quarto analizza i sistemi esperti con specifico riferimento alle reti neurali.

La quinta sezione è stata invece dedicata alla scelta delle variabili aziendali da inserire in un modello di rete neurale per l'analisi del rischio di insolvenza. In questa sezione, si vedrà come si possono inserire non solo variabili di bilancio, ma anche di tipo organizzativo. In questa stessa sezione verrà anche fatto un confronto delle variabili utilizzate nella letteratura considerata.

In un'ultima sezione, verranno formulate le nostre conclusioni sui modelli e su quali saranno le nostre azioni future.

¹ Per informazioni o approfondimenti sul tema della finanza moderna, si faccia riferimento al testo di Fanni, 2000.

2. La definizione del rischio di insolvenza

“Quando un soggetto viene considerato insolvente? In particolare, un’impresa è considerata insolvente solo quando iniziano le procedure di fallimento oppure anche prima può essere considerata tale?”

Molteplici sono i soggetti, singoli studiosi o istituzioni, che hanno tentato di rispondere a queste domande. In questo capitolo, saranno riportate le definizioni letterarie che maggiormente hanno influenzato la scelta, da parte nostra, di un criterio preciso per l’identificazione del default aziendale o meno. In particolare, tre sono i contributi letterari presi in considerazione, mentre saranno meglio elaborati i criteri utilizzati dalle agenzie di rating ed i principi dettati da Basilea².

Secondo la teoria classica di Altman, è necessario distinguere tra insolvenza in senso statico e dinamico. In particolare, la prima si verifica quando l’impresa ha un capitale netto negativo², mentre la seconda accade quando il *cash flow* aziendale è insufficiente a coprire tutti i pagamenti richiesti.

Successivamente, una parte della letteratura ha legato il concetto di rischio di insolvenza a quello di *financial distress*, ovvero quando il *cash flow* operativo aziendale non permette di poter far fronte alle obbligazioni correnti (Wruck, 1990).

Mentre le definizioni sopra riportate sono state estratte da articoli, viene ora presa in considerazione una definizione più moderna e più elaborata del rischio default che si trova nel testo a cura di Sironi e Marsella del 1998 e che definisce il termine rischio di credito³ come “la possibilità che una variazione inattesa del merito creditizio di una componente nei confronti della quale esiste un’esposizione, generi una corrispondente variazione inattesa del valore di mercato della posizione creditoria”.

Il rischio di credito non deve essere inteso semplicemente come la possibilità di insolvenza di una controparte, ma esso può anche essere rappresentato dal deterioramento del merito creditizio inteso come una delle manifestazioni del rischio di insolvenza.

In particolare, secondo gli autori, il rischio di default si divide in “rischio di insolvenza” e “rischio di spread” dove, il primo rappresenta il rischio di perdita conseguente al rischio di insolvenza del debitore, mentre il secondo descrive il rischio di una perdita conseguente al semplice deterioramento del merito creditizio di quest’ultimo, cui seguirebbe un innalzamento dello spread richiesto dal mercato.

Una ulteriore componente fondamentale nella definizione del rischio di credito, è la necessità che la situazione d’insolvenza sia completamente inaspettata altrimenti la banca (o l’impresa) sarebbe in grado di prevedere tale problema ed evitare il rischio.

Nel testo presentato da Sironi e Marsella inoltre, il rischio di credito si suddivide in tre componenti essenziali.

La prima è rappresentata dal “tasso di perdita atteso”, cioè dal valore medio della distribuzione dei tassi di perdita. Coerentemente con quanto esposto precedentemente questa parte è prevedibile e dunque non può essere considerata vera e propria essenza del rischio.

La seconda componente è rappresentata dalla “variabilità della perdita attorno al suo valor medio” che rappresenta il vero fattore di rischio, cioè il rischio che la perdita si dimostri, *ex post*, superiore a quella inizialmente stimata.

La terza componente è rappresentata dall’“effetto diversificazione”, cioè dalla diminuzione che il tasso di perdita inattesa subisce quando all’interno del medesimo portafoglio vengono inseriti impieghi i cui tassi di perdita inattesa risultano caratterizzati da una correlazione imperfetta. Quest’ultima appare essere la componente maggiormente interessante per la previsione del rischio di credito. Infatti, le variazioni dei rapporti sofferenze/impieghi e dunque di probabilità di insolvenza fra settori produttivi e aree geografiche, sono particolarmente forti e si accentuano in corrispondenza delle fasi di crisi.

In questo modo, è possibile osservare come un’efficace politica di diversificazione del portafoglio impieghi, consenta di ridurre significativamente, a parità di rendimento atteso, il grado di rischio complessivo del portafoglio stesso.

Dopo aver fatto riferimento alla letteratura,

² Vale a dire, se gli impieghi a Stato Patrimoniale sono minori del valore dei suoi debiti.

³ Quando si parla di rischio di credito, ci si mette nella posizione delle banche che valutano la possibilità o meno di riuscire a riscuotere il credito.

appare opportuno verificare come viene inteso lo stato di insolvenza da parte delle società di rating⁴.

La definizione suggerita dall'Agenzia di rating Standard & Poor's (S&P)⁵, dichiara che "si ha default quando vengono meno la capacità o la volontà del debitore di tenere fede ai suoi impegni finanziari relativi a un'obbligazione, rispettandone i termini originari". In particolare si ha insolvenza⁶:

- Quando un pagamento di interessi e/o capitale è dovuto e non viene effettuato;
- In caso di richiesta spontanea di accesso ad una procedura concorsuale;
- In seguito ad un'offerta di ristrutturazione del debito che ne riduce chiaramente il valore totale.

È necessario sottolineare che, se manca anche solo una di queste tre situazioni (condizioni), S&P non considera insolvente il soggetto debitore.

La definizione appena espressa, seppur articolata, risulta comunque avere carattere meramente esemplificativo in quanto ogni istituzione finanziaria è libera di definire dei parametri propri per valutare il rischio di insolvenza di un'impresa.

Tuttavia nel testo di Resti si fanno notare dei principi generali che un istituto di credito deve tenere presente rispetto al problema dell'insolvenza:

- Una definizione di default "ampia e prudentiale" consente di intercettare per tempo le possibili patologie creditizie, ma si presta a interpretazioni soggettive che possono pregiudicarne l'applicazione, su basi omogenee, in tutte le divisioni e dipendenze della banca;
- Una definizione "ristretta" rischia, invece, di fotografare con ritardo eventuali fenomeni di

⁴ In particolare, si farà riferimento alla definizione suggerita dall'Agenzia di rating Standard and Poor's. Per l'analisi di tale definizione è stato utilizzato il testo a cura di Resti.

⁵ In questo caso, si è semplificata la definizione che viene presentata dall'agenzia. Tuttavia, questa è interamente disponibile nel documento Corporate Ratings Criteria al sito dell'agenzia: www.standardandpoors.com.

⁶ È necessario specificare che per le agenzie di rating, insolvenza si ha anche rispetto ad una sola situazione debitoria. Dunque se chi ha preso a prestito paga il debito tranne un'obbligazione, si parla per questa precisa posizione di insolvenza selettiva.

dissesto e di crisi finanziaria. Ad esempio, una caratterizzazione basata esclusivamente sull'esistenza di una procedura concorsuale in atto finirebbe per classificare come sane anche imprese palesemente incapaci di fronteggiare i pagamenti correnti o che hanno già avanzato alla banca una espressa richiesta di ristrutturazione del debito;

- Infine, la definizione di insolvenza deve essere esplicitata con chiarezza e portata a conoscenza di tutti gli analisti della banca. Il vero pericolo appare infatti essere quello che strutture diverse, all'interno dello stesso intermediario, applichino criteri differenti per valutare se una controparte vada considerata o no insolvente.

Emerge comunque chiaramente, che il concetto di default fa riferimento ad un processo di crisi pressoché irreversibile, tale da rendere necessaria l'escussione delle garanzie e da far ritenere probabile la perdita di una quota significativa del capitale prestato. In particolare, l'insolvenza è uno stato che Resti definisce "assorbente" in quanto rappresenta l'ultimo stadio nel processo di degenerazione degli equilibri finanziari.

Nonostante la definizione di insolvenza da parte degli istituti finanziari sia completamente libera⁷, si è resa sempre più necessaria la creazione di uno standard per la definizione di tale problema, dunque molte aziende di credito tendono comunemente ad identificare il default con il momento del passaggio in sofferenza⁸.

Rispetto al concetto di "sofferenza", la Banca Centrale Europea elabora un insieme di informazioni statistiche sul rischio di insolvenza basate proprio su tale concetto in una versione "rettificata" per tener conto di eventuali difformità di giudizio da parte delle banche segnalanti⁹.

Ulteriore puntualizzazione¹⁰ necessaria sulla definizione del rischio di credito, è la suddivisione nelle variabili determinanti:

- PD – Probability of Default: è la probabilità di insolvenza della controparte;
- LGD – Loss Given Default: è la percentuale di

⁷ Quanto detto significa che non esistono né leggi né principi che definiscono il rischio di default.

⁸ Così infatti viene definito dalla normativa di vigilanza emanata dalla Banca d'Italia.

⁹ Su tale definizione rimandiamo al testo di Resti citato in precedenza.

¹⁰ Bianconi M., Direttore generale di banca delle Marche.

perdita effettiva sul credito, cioè il costo dell'insolvenza al netto della porzione recuperata;

- EAD – Exposure At Default: è l'esposizione al rischio riscontrata al momento dell'insolvenza;
- M – Maturity: è la scadenza residua delle esposizioni in essere.

Il lavoro che si propone di seguire, prende spunto dalla volontà di creare un sistema di rating per la valutazione del rischio di credito. Risulta dunque necessario, a questo punto, chiarire la nozione di "rating". Con questo termine si vuole definire un giudizio sintetico che consente di quantificare il rischio di credito di una controparte, attraverso l'analisi congiunta di variabili finanziarie e non. Per dare un "giudizio di rating" è necessario:

- Definire un'analisi settoriale e competitiva;
- Effettuare ed analizzare l'analisi di bilancio;
- Effettuare l'analisi qualitativa;
- Effettuare una valutazione soggettiva del relationship manager;
- Verificare e valutare i dati comportamentali;
- Effettuare un'analisi andamentale.

Dall'analisi condotta, si può facilmente notare che non esiste una definizione univoca del rischio di insolvenza. Tuttavia, qualsiasi sia l'obiettivo, è necessario definire chiaramente che cosa si intende con rischio di default in quanto è importante per riuscire a capire quale situazione aziendale si sta analizzando. Se manca questo passaggio sarà difficile, se non impossibile, riuscire a comprendere quali variabili inserire nel modello per l'analisi dell'insolvenza.

A questo proposito vale la pena ricordare che, per quanto riguarda la situazione delle "Centrali Rischi" private¹¹, è stato già fatto un passo in questa direzione. Infatti, si è arrivati alla sottoscrizione di un codice deontologico¹² la cui

¹¹ Le "centrali rischi" private entreranno in vigore nel 2005 e sono delle grandi banche dati nelle quali confluiranno delle informazioni relative ai numerosi cittadini che chiedono un prestito personale, un mutuo, una carta di credito e alle quali accedono banche e finanziarie per verificare l'affidabilità e la solvibilità della clientela prima di concedere finanziamenti.

¹² Notizie sul contenuto di questo documento possono essere scaricate dal sito del Garante:

entrata in vigore è prevista per gli inizi del 2005. L'adozione di questo codice di comportamento provocherà forti cambiamenti e soprattutto una standardizzazione non solo dei concetti ma anche degli strumenti necessari alla definizione dell'insolvenza aziendale o meno.

Nel caso tutti gli istituti di credito riuscissero a coordinarsi per stabilire una definizione univoca del concetto di rischio di credito, si potrebbe arrivare a comprendere meglio quale situazione finanziaria è da considerarsi a rischio (di insolvenza) o meno.

Alla luce di quanto detto finora sul rischio di insolvenza, è stato definito che, nell'ambito del progetto, sarà costruita una graduatoria del rischio di insolvenza sulla base della permanenza di cash flow negativo per un determinato numero di anni, in concomitanza o meno della condizione di patrimonio netto negativo.

Dopo aver effettuato questa panoramica, il lavoro prenderà in considerazione le diverse fonti utilizzate per l'analisi del rischio di insolvenza, cercando di collocare le stesse all'interno di uno schema che vuole separare i modelli statistici, teorici e "intelligenti" per l'analisi del rischio di insolvenza.

3. Le fonti dello studio: la ricerca bibliografica

Come anticipato, in questa sezione si illustreranno i principi seguiti per la costruzione del database che è stato ideato in collaborazione con l'Osservatorio Industriale della Sardegna che ha sede a Cagliari e con il quale si è definita la struttura dello stesso. Il progetto prevede che questo strumento sia disponibile attraverso internet a tutti coloro che partecipano al lavoro.

Inoltre, viene fatta una semplice indagine statistica al fine di estrarre informazioni sulle metodologie più utilizzate e sulla dinamica dell'utilizzo delle stesse nel tempo.

La ricerca bibliografica è stata condotta seguendo tre direttive principali:

www.garanteprivacy.it. Inoltre è necessario specificare che l'argomento principale del testo è quello della tutela della privacy, nonostante si faccia riferimento all'ipotesi di adottare un'unica definizione per il rischio di insolvenza.

- *Stato di salute* delle imprese, valutato in base ai principi della finanza moderna e applicato all'analisi sui dati di bilancio;
- *Rischio di insolvenza* delle imprese, esaminato attraverso i metodi diagnostici adottati e non ancora sperimentati;
- *Teoria dei sistemi*, nei suoi aspetti non prettamente teorici ma nell'ottica della multidisciplinarietà e dunque dell'applicazione di tali strumenti alle analisi empiriche di tipo economico-finanziario.

Quest'ultimo punto è quello caratterizzante del progetto. La "teoria dei sistemi", infatti, nasce come modello teorico che è interessato allo studio dei fenomeni complessi. Di questi, la teoria prende in considerazione la dimensione organizzata, in base alla quale è possibile individuare alcune costanti comportamentali e per la quale diviene possibile formulare dei principi generali che descrivano il funzionamento dei complessi organizzati che sono i sistemi. Il "pensiero sistemico" è sempre stato caratteristica delle materie scientifiche quali la fisica e la chimica, in quanto i fenomeni da esse studiati sono organizzati "staticamente" nel senso che da un esperimento fisico, ad esempio, è possibile estrarre delle leggi sul fenomeno che, a uguali condizioni, si ripetono. In questo modo, si è avuto un passaggio tra questo paradigma di tipo "fisico" ad uno di tipo "biologico" (Frabboni F., Pinto Minerva F., 1997). Infatti, è divenuto possibile pensare che, nella visione sistemica, possano intravedersi degli atteggiamenti culturali generali, principi euristici o modelli interpretativi necessari per avvicinarsi alla realtà complessa.

Il pensiero sistemico dunque, viene utilizzato sia per l'analisi delle realtà fisiche che per la comprensione di modelli più complessi che comprendono caratteri mentali, sociali e culturali (Frabboni F., Pinto Minerva F., 2002).

Secondo von Bertalanffy (Von Bertalanffy L., 1971), il termine 'teoria dei sistemi' raggruppa sotto di sé tre insiemi inseparabili per contenuto ma distinguibili per le loro specifiche finalità:

- *Scienza dei sistemi*: in cui l'autore individua ciò che si occupa della ricerca e della teorizzazione dei "sistemi" all'interno delle

varie scienze (ad esempio, la fisica, la biologia, la psicologia, le scienze sociali) e della teoria generale dei sistemi, intesa come dottrina dei principi che sono applicabili a tutti i sistemi (o a delle sottoclassi ben definite di sistemi).

- *Tecnologia dei sistemi*: ovvero l'insieme dei contributi che affrontano i problemi che sorgono nella tecnologia e nella società moderna, comprendendo l'"indirizzo pesante" dei calcolatori, dell'automazione, dei dispositivi auto-regolanti, etc..., e l'"indirizzo leggero" dei nuovi sviluppi e delle nuove discipline in campo teorico.
- *Filosofia dei sistemi*: che si occupa di un nuovo orientamento del pensiero e dell'elaborazione di un'immagine del mondo che segue all'introduzione del "sistema" inteso come nuovo paradigma scientifico.

La necessità di studiare l'impresa alla luce di quanto appena detto, nasce dal fatto che l'attività economica aziendale si organizza in un sistema complesso di soggetti che si coordinano al fine di produrre.

La teoria dei sistemi viene utilizzata in quanto lo stato di salute dell'impresa non è determinato solamente dalle crisi finanziarie interne o del settore, ma anche dalle relazioni tra le funzioni in cui è organizzata l'impresa nella sua attività. Da ciò, si può intuire come non sia sufficiente ottenere buoni risultati economico-finanziari ma come sia necessario che l'azienda, come sistema, sia in grado di generare risorse per la propria sopravvivenza, nonché per l'economia generale.

È dunque necessario considerare l'impresa nel suo sistema per riuscire a effettuare una valutazione complessiva della stessa.

Non bastano più quindi le riclassificazioni classiche di bilancio¹³, ma si rende necessario utilizzare tecniche innovative che coinvolgano l'intera gestione dell'azienda nella valutazione delle sue performances.

¹³ In questo caso si fa riferimento al documento n.2 dei principi contabili, elaborato dalla Commissione Nazionale dei Dottori Commercialisti e agli indici sulla struttura e situazione finanziaria aziendale.

Figura 1: Informazioni relative ad ogni risorsa presente nel database

Inoltre, non bisogna considerare l'impresa come una realtà sistemica a sé stante, ma è necessario avere un'ottica globale partendo dal fatto che i sistemi settore, paese e mondo interagiscono insieme nel tempo. Sotto questo punto di vista, risulta, inoltre, fondamentale tenere presente e sotto controllo il flusso di informazioni che viaggiano tra imprese dello stesso settore, paese e così via. Questo aspetto ha assunto sempre più importanza nel tempo e soprattutto ne assume alla luce della sempre crescente importanza dei mercati finanziari.

Questi ultimi sono in grado di prevedere determinate situazioni in anticipo, in quanto rappresentano uno dei pochi sistemi "artificiali"¹⁴ efficienti. Per questo motivo, all'interno del database sono state raccolte risorse che riguardano non solo il rischio impresa ma anche il rischio paese e mercati finanziari, in quanto esiste un legame molto stretto tra i tre fenomeni.

Ad oggi, il database comprende 93 contributi, distribuiti nel seguente modo in base alle fonti:

¹⁴ Con questo termine non si deve intendere che i mercati finanziari si trovano spontaneamente in natura, ma che sono organizzati da regole definite a priori e ben note.

- ❑ Il 4% sono articoli pubblicati su riviste finanziarie;
- ❑ Il 15% sono studi universitari;
- ❑ Il 20% sono libri di specialisti;
- ❑ Il 61% è rappresentato da articoli e pubblicazioni scaricati da internet.

Per ogni contributo sono state estratte le informazioni catalogate nella scheda di consultazione illustrata nella figura 1.

Il database consente di scaricare copia dell'articolo ed, inoltre, è possibile farsi un'idea veloce del contenuto del testo leggendo l'abstract che definisce l'ambito di ricerca della fonte selezionata e che corrisponde all'ultimo campo visibile nella maschera. Non solo, per chi volesse, è anche possibile scaricare un riassunto ragionato e più esaustivo dell'abstract della risorsa selezionata.

Approfondendo l'analisi sulla tipologia delle fonti in base ai contenuti applicativi, otteniamo la seguente suddivisione:

- ❑ L'8% delle risorse esamina una parte della letteratura (*surveys* e commenti);
- ❑ Il 38% delle risorse descrive le applicazioni

dei modelli di previsione del rischio di insolvenza;

- Il 54% delle risorse esamina modelli e propongono approcci concettuali.

Come annunciato in precedenza, il database nasce come supporto al progetto ed è quindi necessario studiare i diversi lavori empirici. Il 38% delle risorse dunque, contribuisce a comprendere meglio come implementare le tecniche di *softcomputing* nell'analisi e previsione del rischio d'impresa.

Dallo studio delle diverse fonti bibliografiche, è emerso che vi sono tre principali metodologie per l'analisi del rischio: modelli teorici, sistemi esperti di intelligenza artificiale e modelli statistici. La frequenza delle modellistiche appena citate è la seguente:

- Il 93% dei contributi utilizza i modelli statistici;
- Il 67% elabora sistemi di intelligenza artificiale;
- Il 3% descrive modelli teorici.

I modelli teorici sono poco presenti nella nostra indagine ed infatti questi, pur utilizzando strumenti matematico-statistici, cercano di spiegare la situazione aziendale in base a teorie economiche della finanza aziendale. In particolare, in questo caso, rientrano le tecniche della società di consulenza KMV e la tecnica *Credit Metrics* elaborata dalla JP Morgan. Queste metodologie, che rientrano nella categoria dei modelli "*option pricing*", sono state molto utilizzate in letteratura e verranno descritte nel paragrafo successivo.

La letteratura utilizza prevalentemente i modelli statistici che hanno radici ben più antiche dei sistemi di intelligenza artificiale. Tali metodologie utilizzano l'analisi univariata e multivariata ma mentre il primo tipo di analisi presenta alcuni limiti, la seconda è più idonea a rappresentare la complessità della realtà e per questo è in continua evoluzione. L'analisi univariata non riesce a cogliere la complessità dei fenomeni in quanto ha per ipotesi che una determinata realtà dipenda solo da una variabile mentre l'analisi multivariata permette l'introduzione di più variabili per lo studio del problema.

All'interno di quest'ultima metodologia, vi sono i modelli parametrici e non parametrici. I primi comprendono l'applicazione di *scoring* soggettivi,

analisi discriminante lineare, analisi discriminante non lineare, *logit* e *probit analysis*; i secondi invece appaiono essere più evoluti e, oltre ad essere più recenti, sembrano cancellare i limiti dei primi. In questa categoria rientrano, ad esempio, gli alberi decisionali¹⁵.

I sistemi di intelligenza artificiale sono, invece, modelli che utilizzano tecniche matematico-statistiche proprie di discipline quali l'ingegneria e la genetica, che cercano di rappresentare il fenomeno in esame senza omettere specifici aspetti dello stesso e quindi cercano di riprodurre, con i mezzi informatici, metodologie di elaborazione complesse come nel caso delle reti neurali o degli algoritmi genetici. Come si può capire, i modelli di intelligenza artificiale partono dall'osservazione e dallo studio di eventi naturali, come quello della selezione, per poter poi applicare le stesse procedure a fenomeni, ad esempio, di tipo economico-finanziario. Nell'indagine svolta, è stata focalizzata l'attenzione soprattutto sulle reti neurali e sugli algoritmi genetici che possono essere definite metodologie "non parametriche" e "non lineari".

All'interno del database sono presenti numerosi articoli sui diversi argomenti citati ma in proporzioni diverse come si può notare dalla figura 2.

È evidente come la tecnica maggiormente utilizzata in questi articoli sia l'analisi discriminante lineare, seguita dai *modelli logit* e dall'analisi *univariata*.

È inoltre possibile catturare una ulteriore e significativa informazione dalle fonti raccolte. Infatti, è possibile determinare la distribuzione (Fig. 3) nel tempo dei modelli utilizzati in letteratura per la risoluzione del problema della previsione dell'insolvenza nelle imprese. Negli anni 1999, 2000 si è registrato un sensibile incremento dei lavori empirici effettuati, mentre negli anni successivi si è verificato un calo consistente, tuttavia la dinamica sembra evidenziare un continuo interesse da parte dei ricercatori sulla materia. È necessario specificare che in quest'analisi non rientrano 7 fonti di cui non è stato possibile risalire all'anno di pubblicazione.

¹⁵ Sono formalismi che consentono di ottenere, in via automatica, una o più classificazioni progressive di un insieme di oggetti a partire da una serie di caratteristiche osservate su di essi. Tale struttura è composta da una rete ordinata di relazioni, articolate in una o più "foglie" che si dipartono da nodi decisionali o intermedi.

Figura 2: Frequenza dei modelli statistici

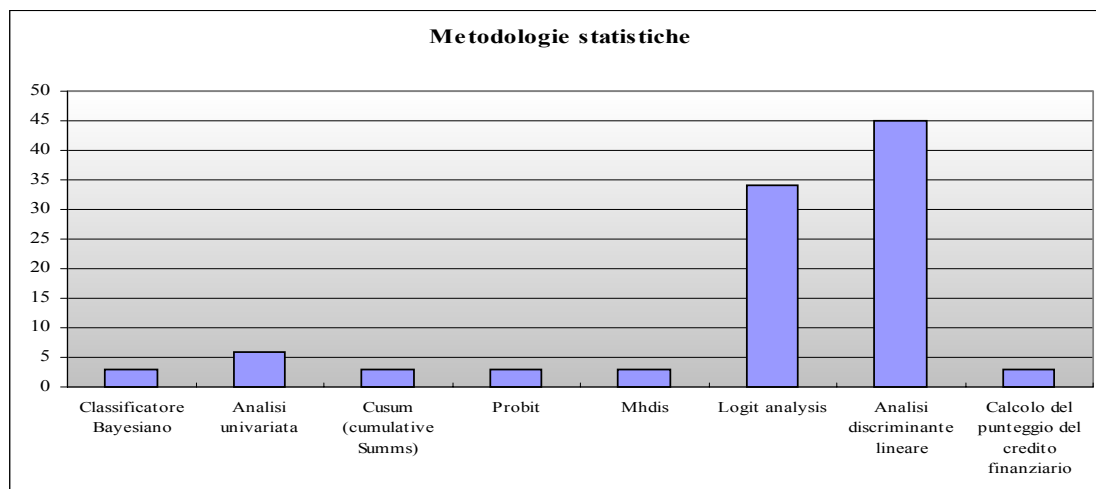
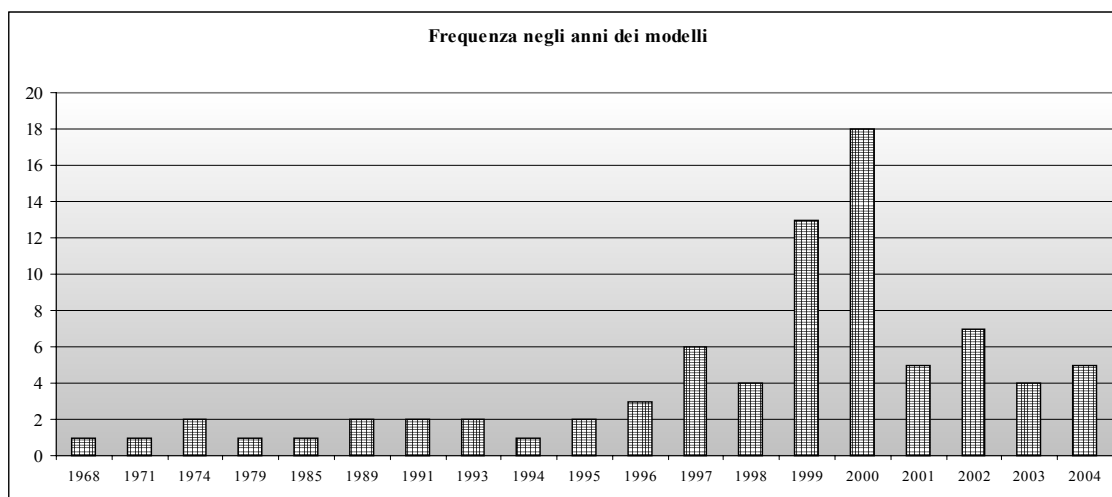


Figura 3: Frequenza negli anni dei diversi modelli: statistici, teorici e di intelligenza artificiale



Nel grafico rappresentato in figura 4 invece, possiamo vedere il contributo negli anni¹⁶ delle metodologie fin qui citate. È necessario, però, segnalare che le risorse per le quali non vi è datazione, si riferiscono a lavori che utilizzano le reti neurali come modello di analisi.

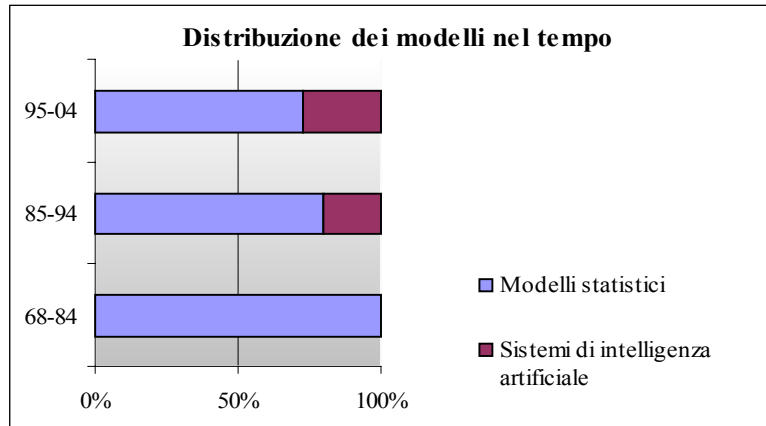
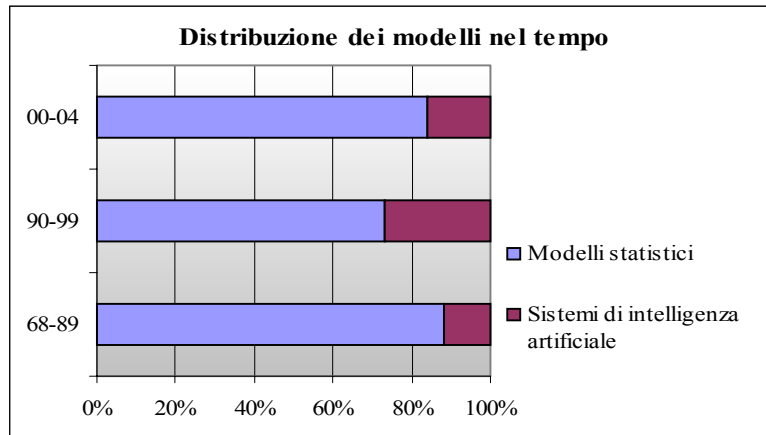
Inoltre, questa statistica è stata fatta con riferimento alle risorse contenute nel database che

¹⁶ È necessario precisare che, essendo le classi temporali non omogenee tra loro come numero di anni, è stato applicato un fattore di correzione ai dati in modo che gli stessi potessero essere confrontabili.

ha lo specifico obiettivo di individuare il modello di rappresentazione migliore per il rischio di insolvenza d'impresa.

Secondo quanto esposto nel grafico in figura 4, è possibile vedere come i modelli di intelligenza artificiale, assenti inizialmente, diventino sempre più frequenti nella letteratura.

Tuttavia, se si variano le suddivisioni temporali della distribuzione, si evidenzia un risultato apparentemente contraddittorio con quanto appena detto.

Figura 4: Rappresentazione della dinamica dell'utilizzo dei diversi modelli nel tempo**Figura 5: Rappresentazione della dinamica dell'utilizzo dei diversi modelli secondo una diversa distribuzione temporale**

Come infatti è mostrato nella figura 5, i sistemi di intelligenza artificiale sono stati studiati in massima parte negli anni '90, ma si registra un sostanziale calo nei primi anni 2000. Così stando le cose, si potrebbe pensare che questi modelli non siano in grado di rispondere alle esigenze del nostro progetto e che i migliori rimangano quelli statistico-econometrici.

Questa osservazione non è del tutto corretta, in quanto la letteratura si sta muovendo in modo da unire i diversi modelli creando delle tecniche di analisi "ibride"; dunque non sorprende che la ricerca continui in entrambe le direzioni senza scartarne una delle due.

L'obiettivo, quindi, è quello di completare le schede presenti nel database e di arricchirlo in modo che possa essere disponibile on-line per

coloro che partecipano al progetto.

In questo modo i contributi potrebbero venire da tutti i gruppi e favorire l'interdisciplinarietà che caratterizza il progetto.

4. Modelli di valutazione del rischio d'insolvenza. Vantaggi e limiti

In questo paragrafo si intende dare una prospettiva generale della modellistica esistente, sia di tipo tradizionale, con le relative evoluzioni, che innovativo, al fine di mettere in evidenza gli aspetti rilevanti e le carenze di ciascun modello e l'accuratezza nella misurazione del rischio d'insolvenza dell'impresa.

Una prima suddivisione caratterizza modelli ad approccio strutturale e uno statistico (o empirico). Il primo modella le dinamiche dei tassi d'interesse e le caratteristiche aziendali per ottenere una probabilità di *default*, secondo una logica reattiva agli eventi che coinvolgono l'impresa.

Il secondo stima la probabilità di *default* in relazione alle caratteristiche d'impresa attraverso l'apprendimento di dati

I modelli presi a riferimento verranno raccolti nei prossimi cinque paragrafi. I *Rating System* sono assimilabili a modelli tradizionali che utilizzando fattori quantitativi e qualitativi giudicano, attraverso l'assegnazione di punteggi, la qualità del credito di una impresa.

I modelli *Credit Scoring*, o alla Altman, sono descritti nel secondo paragrafo e utilizzano una metodologia empirica. I *Modern Methods of Credit Risk Measurement*, descritti nel terzo paragrafo, sono suddivisi in tre tipologie fondamentali, la prima ha un approccio strutturale mentre le altre hanno un approccio statistico.

Gli *Alternative Methods*, descritti nel quarto paragrafo, sviluppano, con differenti mezzi, metodologie di previsione del rischio d'insolvenza capaci di anticipare i risultati ottenuti dalle metodologie tradizionali.

Gli *Expert System*, sistemi esperti, sono metodologie che sono in grado di computare assieme e in modo ponderato variabili quali la reputazione, il leverage, la volatilità degli asset i collaterali e condizioni macroeconomiche che coinvolgono l'impresa. Sistemi esperti tradizionali non hanno alcuna specificità sullo schema di ponderazione delle variabili in termini di capacità di previsione del rischio di default, mentre strumenti quali le reti neurali ben si adattano e incorporano i cambiamenti dei processi decisionali. Questa tipologia verrà descritta nel successivo capitolo.

4.1. Rating System

I modelli *Rating System* sono quelli che le agenzie di rating utilizzano per analizzare la qualità del credito della singola impresa, in virtù di fattori quantitativi e qualitativi ad essa relativi. L'opinione sul credito consiste in una dichiarazione sul livello di LGD (*loss given default*) e di DP (*default probability*).

Generalmente le classi di rating rispecchiano l'affidabilità e la classe di rischio nella quale l'azienda è collocata. White nel 2002 ha identificato 37 agenzie di rating con sede legale fuori dagli Stati Uniti. Ciascun sistema ha una sua logica interna in relazione a differenti modalità di valutazione e di assegnazione del rating ed in relazione al peso che ciascun fattore riveste all'interno di questo. Sebbene tutti i processi constano di una istruttoria preliminare, di una analisi qualitativa in relazione all'assetto competitivo e dell'analisi di bilancio. Questi modelli non sono segnaletici della tendenza al default in quanto la decisione di variazione della classe di rating è attuata solo quando la variazione del merito di credito è molto alta.

4.2. I modelli di Credit Scoring

La metodologia più tradizionalmente utilizzata per la misura del rischio di credito è l'analisi discriminante (MDA) di Altman (1968).

L'MDA è una tecnica statistica usata per classificare a priori un'osservazione in uno o più gruppi che dipendono dalle caratteristiche della singola osservazione.

Principalmente si utilizza per classificare e/o eseguire delle previsioni e in cui la variabile dipendente compare in una forma qualitativa, ad esempio: impresa fallita/non fallita.

Il primo passaggio è la definizione di espliciti gruppi di classificazione. Con il metodo MDA viene derivata una combinazione lineare delle caratteristiche che meglio discriminano le variabili tra i gruppi. Se ad esempio un'impresa ha delle caratteristiche (rapporti finanziari) che possono essere quantificate per tutte le imprese coinvolte nell'analisi, MDA determina un set di coefficienti discriminanti. Quando questi coefficienti sono applicati al rapporto attuale, esiste una base per la classificazione del soggetto in uno dei diversi gruppi esistenti. A questo proposito, la funzione discriminante ha la forma seguente:

$$Z = v_1 x_1 + \dots + v_n x_n$$

$v_1 \dots v_n$: coefficienti discriminanti
 $x_1 \dots x_n$: variabili indipendenti

e trasforma i valori della singola variabile in un

singolo risultato discriminante e quindi il valore di Z viene utilizzato per classificare l'oggetto. MDA calcola i coefficienti discriminanti v_j ($j = 1, \dots, n$) mentre le variabili indipendenti x_j ($j = 1, \dots, n$) sono i valori attuali.

La tecnica MDA presenta diversi vantaggi:

- Considera un intero profilo di caratteristiche comuni delle imprese rilevanti, così come l'interazione di queste proprietà.
- Riduce lo spazio dimensionale dell'analisi. Ad esempio fa diminuire il numero di differenti indipendenti variabili a $G-1$ quando G rappresenta il numero dei gruppi originari.
- Uno dei maggiori vantaggi è quello di creare un modello con un numero relativamente piccolo di misure selezionate che ha il potere di incorporare un gran numero di informazioni. Questa informazione potrebbe essere molto indicata per descrivere bene le differenze tra i gruppi ma il più importante aspetto dell'analisi è verificare se queste differenze sono più o meno significative;
- MDA, affrontando il problema della classificazione, ha il potere di analizzare contemporaneamente l'intero profilo di variabili dell'oggetto piuttosto che esaminano sequenzialmente le sue singole caratteristiche.

Le variabili da introdurre nel modello sono state prese dai bilanci aziendali e per verificare quali siano i rapporti che maggiormente influenzano il fallimento si è guardato alla letteratura precedente.

Sono 22 le variabili risultate rilevanti classificate in 5 categorie standard: liquidità, profittabilità, solidità e rapporti legati alle attività aziendali.

Tali indicatori sono stati scelti sia per la loro presenza nella letteratura precedente sia perché ritenuti rilevanti al fine dello studio e dunque sono sorti "nuovi" indicatori presenti per la prima volta in questo paper.

Da introdurre nel modello sono state selezionate 5 variabili che sembrano essere quelle che hanno maggiore potere previsivo. Queste sono state estratte seguendo questo procedimento:

- osservazione della significatività statistica di diverse funzioni alternative che includono diverse variabili indipendenti;

- valutazione di correlazione tra le variabili rilevanti;
- osservazione dell'accuratezza previsiva dei diversi profili;
- giudizio dell'analista.

$$Z = 0,12X_1 + 0,14X_2 + 0,33X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

X_1 – *Capitale Circolante/Totale Attivo*. È la misura delle attività liquide nette dell'impresa relativamente alla capitalizzazione totale. Il capitale circolante è definito come la differenza tra le attività e le passività correnti. Liquidità e caratteristiche legate alla dimensione sono qui esplicitamente considerate.

X_2 – *Utili non distribuiti/Attività Totali*. Questo è un "nuovo" indicatore e viene qui implicitamente considerata l'età dell'impresa. Infatti, una giovane impresa probabilmente mostrerà un basso valore di questo rapporto perché non ha avuto il tempo di costruirsi una riserva maggiore di profitti.

Si potrebbe dunque pensare che nello studio le imprese giovani vengano discriminate rispetto alle più anziane nel senso che la possibilità che siano classificate come fallite è maggiore per le giovani. Tuttavia, l'evidenza empirica evidenzia che la probabilità che fallisca una giovane impresa è più alta della probabilità di una più vecchia.

- X_3 – *Utili prima degli interessi e delle tasse /Totale attivo*. È la misura della vera produttività delle attività aziendali, tenendo in considerazione tasse e fattori legati all'indebitamento.
- X_4 – *Valore di mercato dell'equity/Book value del debito totale*. L'*equity* è misurato dal valore di mercato di tutte le quote di azioni mentre il debito include sia quello a breve che quello a lungo termine. Tale indicatore mostra quanto le attività aziendali possono diminuire di valore prima che le passività siano maggiori delle attività e le aziende diventino insolventi.
- X_5 – *Vendite/Totale Attivo*. Misura la capacità del management nell'affrontare condizioni competitive. È il *turnover* delle vendite.

Mester (1997) rileva che il 97 per cento delle banche usano il *credit scoring* nell'analisi di concessione delle carte di credito, mentre il 70

percento delle banche lo utilizzano nella concessione di prestiti.

Ci sono quattro forme metodologiche dei modelli multivariati di credit scoring: modelli probabilistici lineari, modelli *logit*, modelli *probit*, e modelli di analisi multidiscriminante.

Tutti questi modelli identificano variabili finanziarie che hanno notevole significatività statistica nel differenziare le società insolventi da quelle solventi. All'ottenimento dei parametri, ai prestiti è assegnata un punteggio che li classifica in buoni o cattivi. Lo Z-score a sua volta può essere convertito in una probabilità di default.

Le insufficienze di questa tipologia di modelli sono relative alla limitatezza dei dati e alle assunzioni di linearità. L'analisi discriminante misura una funzione lineare di esplicazione delle variabili sui dati storici del default. Le variabili esplicative sono sostanzialmente limitate a dati di bilancio, tali dati sono aggiornati meno frequentemente dei dati disponibili sul mercato.

I credit scoring: cercano di sfruttare la capacità previsiva insita nella relazione statistica empiricamente registrata tra un valore in un dato momento degli indici di bilancio e lo stato di default del periodo successivo, in genere un anno.

Un limite sostanziale è che non sono fondati su una teoria economica forte che giustifichi la loro validità ma solo di tipo empirico; mancano le relazioni di causalità tra condizione finanziaria dell'azienda e stato di default; vi è inoltre una impostazione *backward looking*, l'uso dei dati storici non consente di scontare le aspettative di evoluzione futura dell'azienda, limitando la capacità previsionale del modello e il passaggio allo stato di default non è definito in maniera univoca tra i diversi modelli.

4.3. Modern Methods of credit risk measurement

I modelli considerati in questo paragrafo fanno parte della più grande categoria definita *forward looking* che consta sia modelli a *Term Structure* descritti da Jonkard (1979), Iben, Litterman (1989), che si basano sulla struttura a termine dei tassi d'interesse e utilizzano quasi unicamente dati provenienti dai mercati finanziari e modelli *Option Pricing* che utilizzano sia dati aziendali che dati di mercato. I modelli Option Pricing sono le moderne metodologie di misura del rischio di credito che,

secondo una serie di caratteristiche, vengono suddivisi in modelli di prima generazione, modelli di seconda generazione e modelli in forma ridotta. Vengono considerate diverse metodologie per realizzare la stima della probabilità di default, per ognuna delle quali vi è la specificazione di quattro elementi:

- ❑ Forma e parametri del processo che descrive la dinamica del valore dell'impresa
- ❑ Probabilità di default
- ❑ Recovery rate in caso di default
- ❑ Metodo di stima dei parametri del modello

4.3a. First Generation Models

Questo approccio deriva dal modello di *pricing* delle opzioni sviluppato originariamente da Black e Scholes del 1973 e che trova applicazione al rischio d'insolvenza con il lavoro di Merton del 1974. Vengono definiti *structural model* perché si basano su variabili strutturali dell'impresa ove l'evento di default deriva dall'evoluzione degli asset dell'impresa stessa.

Secondo l'adattamento di Merton, poi di Black & Cox (1976), Geske (1977), Vasicek (1984), Crouhy & Galai (1994), Jones, Mason & Rosenfeld (1984), l'insolvenza si verifica nel momento in cui il valore delle attività aziendali risulta essere inferiore al valore delle passività. Il debito aziendale viene modellato come una *opzione call* sugli asset con uno *strike price* uguale alle passività, l'opzione verrà esercitata finché il valore della attività risulta essere maggiore delle passività. Il default si verifica se l'opzione non viene esercitata prima della sua scadenza. Gli elementi considerati qui sono:

- ❑ Dinamica: Stochastic Differential Equation (SDE), è una diffusione¹⁷ dove il valore degli asset segue una traiettoria continua.
- ❑ Default: evento endogeno.
- ❑ Recovery rate: in caso di default questo è endogeno e corrisponde al valore degli asset in caso di default utilizzabile per il pagamento del debito.

¹⁷ Un processo di Markov è un processo continuo rispetto al tempo.

- Metodi di stima dei parametri del modello: econometrico tramite l'uso di serie storiche delle variabili osservabili.

Per la stima delle variabili non osservabili si utilizza un metodo iterativo, si ottengono il valore di mercato degli asset (A) e la volatilità degli asset (σ_A); questi valori stimati vengono utilizzati per misurare la “distanza dal default” ovvero il numero di deviazioni standard che intercorrono tra il valore corrente degli asset e il valore del debito

$$DD = \frac{(\text{Valore di mercato degli Asset}) - (\text{Debito})}{(\text{Valore di mercato degli Asset}) - (\text{Volatilità Asset})}$$

Più è alta la DD più bassa è la probabilità di default. Per convertire la DD in probabilità Merton (1974) assume che il valore degli asset ha una distribuzione lognormale. Nella realtà questa ipotesi è spesso violata ma può essere sostituita da una stima di probabilità di default usando i dati storici sul default.

Al vantaggio relativo alla semplicità di applicazione di tali modelli si frappongono una serie di limitazioni nelle ipotesi. Innanzitutto l'ipotesi restrittiva che considera l'elemento default soltanto a scadenza e non durante tutto il periodo di vita dell'ipotetica opzione. La seconda ipotesi secondo la quale l'attivo si sviluppa secondo un processo diffusivo di tipo browniano che considera la probabilità d'insolvenza come un valore facilmente prevedibile in relazione all'orizzonte temporale prescelto.

Altra limitazione in cui si incorre nel caso si utilizzino anche valori provenienti dal mercato sono: l'ipotesi che i prezzi di mercato rappresentino la migliore stima possibile del valore dell'azienda (efficienza dei mercati) e che fenomeni di *overreaction* dei prezzi rendano i modelli instabili.

4.3b. Second generation models

Questo approccio evolutivo semplifica la prima classe di modelli sia esplicitando esogenamente i flussi di cassa in caso di default e semplificando il processo di default. Ciò accade quando il valore degli asset aziendali raggiunge un dato limite; ciò che cambia degli elementi considerati è il *recovery rate* che è esogeno e indipendente dal valore

d'impresa quindi dall'evento di default.

Malgrado questi tentativi nel rispetto del modello di Merton, i modelli di seconda generazione di Kim, Ramaswamy & Sundaresan (1993), Nielsen, Saà-Requejo, Santa Clara (1993), Hull & White (1995), Longstaff & Schwarz (1995) presentano diversi svantaggi che sono motivo della limitata applicazione empirica.

I limiti di tali modelli sono relativi al fatto che richiedono stime per parametri non osservabili; non possono incorporare variazioni nel rating creditizio.

La maggior parte dei modelli a forma strutturale, inoltre, assume che il valore dell'azienda è in tempo reale. Il tempo di default può essere previsto appena prima che accada quindi come hanno considerato Duffie e Lando (2001) non c'è nessuna “sudden surprise”.

4.3c. Reduced Form Models

Mentre i modelli strutturali osservano il default come il risultato di un processo graduale di deterioramento del valore degli asset, i modelli a forma ridotta (chiamati anche *intensity-based models*) rappresentano il default come un evento improvviso (*sudden surprise*). Sono modelli, Littermann & Iben (1991), Madan & Unal (1995), Jarrow & Turnbull (1995), Jarrow, Lando & Turnbull (1997), Lando (1998), Duffie & Singleton (1999), Duffie (1999) estremamente empirici, e non prevedono un processo stocastico che genera il default (non si assiste ad una specificazione della SDE) ma tendono a decomporre i *credit spread* osservati sul debito per accertare sia la probabilità di default, che è quindi un evento imprevisto che si distribuisce secondo una Poisson, che la LGD, calcolata come complemento a uno del *recovery rate*.

Come descritto nel paper di Altman, Sironi e Resti (2002):

$$CS = PD * LGD$$

Questo approccio rende comprensibile come imprese con diverso rating hanno, in media, diversi tassi di default e tuttavia il loro livello attuale di PDs può muoversi su un periodo secondo lo stato dell'economia e sul cash flow e sui cicli di profitto delle aziende.

$$PD_{short} = PD_{long} * Shock$$

Più specificatamente, gli shock di breve termine possono essere pensati come la somma pesata di due componenti random, è guidato da distribuzioni gamma con media uguale a uno: x_1 rappresenta un fattore di background che è comune a tutte le aziende, il rischio di una flessione economica che colpisce tutti, mentre x_2 è diverso per ogni impresa e rappresenta un rischio idiosincratice.

$$SHOCK = w_1 x_1 + w_2 x_2$$

La simulazione Montecarlo utilizzata per la stima può essere considerata computando in maniera differente la LGD.

Deterministico. Secondo l'approccio *Creditrisk* di Credit Suisse Financial Products (1997) si moltiplica l'esposizione di ciascun asset fallito per un valore medio di LGD

Stocastico ma non correlato con la DP. È l'approccio *CreditMetrics* suggerito da Gupton, Finger and Bhatia (1997). In questo caso la LGD è separatamente gestita per ciascun debito.

Infine *LGD* è stocastico e correlato con DP. In questo caso usiamo la stessa distribuzione beta come nel caso precedente ma si impone una perfetta correlazione tra LGD e il fattore x_1 ¹⁸.

Questa tipologia di modelli presenta alcuni vantaggi. Il primo è relativo all'uso di informazioni storiche del default e del rating creditizio, il secondo è che il processo di recupero può essere random e dipendere da un valore prima del default.

Ovviamente il credit spread cambia solo quando cambia il rating e ciò lo rende poco significativo dal punto di vista previsionale.

Un altro limite è che la probabilità storica del default delle variazioni del rating sono usate sotto l'assunto che il premio al rischio dovuto al default e le variazioni del rating sono pari a zero;

I modelli a forma ridotta, inoltre, sono limitati nell'esplicare la struttura a termine degli spread sui crediti aziendali di diverso tipo.

4.4. Alternative Methods

I metodi alternativi presi in considerazione nella nostra analisi si riferiscono a quei modelli che ben si prestano ad essere utilizzati nella valutazione del rischio d'insolvenza e che meglio di altri metodi tradizionali riescono a prevedere l'evento di default. Si escludono pertanto quei modelli come G.R.M.¹⁹ S.L.S.²⁰ e T.R.A.²¹ che sono in grado di evidenziare tensioni finanziarie all'interno dell'impresa ma che non incorporano la complessità delle relazioni tra impresa e mercato dei capitali, come ad esempio il rischio relativo alla combinazione produttiva.

Si considerano, invece, quei modelli che sono riusciti ad applicare generici modelli economici e non economici al rischio d'insolvenza dell'impresa. Quelli inclusi nella nostra analisi sono essenzialmente tre.

Il primo è la costruzione di una frontiera efficiente. Il secondo utilizza la modulazione dello stato di default. Il terzo utilizza la logica fuzzy.

4.4.1. Frontiera efficiente

Il metodo della frontiera efficiente proposta da Di Clemente permette di ricavare una serie di payoff per i quali si ottiene il massimo rendimento raggiungibile a fronte di un dato livello di rischio e il minimo rischio sopportabile a fronte di un dato livello di rendimento. Si utilizza il metodo della ottimizzazione lineare vincolata

$$r_i = r_f + r_i^e + r_i^u$$

Come misura di rendimento, quando si costruiscono frontiere efficienti si utilizzano il *rendimento di mercato* della *i-esima* attività rischiosa r_i , è: dove r_i^e è la frazione di premio di rendimento che serve a compensare le perdite attese, mentre r_i^u è la quota destinata a compensare le perdite creditizie inattese.

Il rendimento atteso è il rendimento in eccesso o *spread* che ricompensa l'investitore delle perdite potenziali dovute agli eventi creditizi. In particolare la perdita creditizia sia data

¹⁸Per esempio quando il fattore x_1 ha un alto valore (sintomo di una recessione) l-LGD sale al 50% e quando l'economia accelera LGD scende al 10%.

¹⁹ Gambler's ruin model

²⁰ Sandberg- Lewellewn- Stanley

²¹ Teoria sul rischio assicurativo.

dall'insieme di due componenti:

- Una attesa che è la media della distribuzione delle perdite;
- Una inattesa che rappresenta l'ammontare per il quale la perdita effettiva differisce dalla media.

Per rappresentare dunque il *trade-off* rischio/rendimento è necessario decomporre lo *spread* nelle due componenti sopra citate. In particolare è necessario individuare la composizione efficiente del portafoglio relativamente ad ogni rendimento ed in seguito si interpolano in modo lineare i punti ottenuti (coppie efficienti di rischio/rendimento) ottenendo così la frontiera efficiente.

Questa metodologia è ritenuta sufficientemente adeguata per la costruzione di un rating interno all'impresa in quanto le assegna una buona regola per la gestione dei rischi, operativi e finanziari, in funzione dei rendimenti ottenuti. In realtà non può essere considerato un metodo totalmente efficiente per essere applicato come metodo valutativo e previsionale del rischio d'insolvenza di una impresa; ciò perché l'analista non ha a disposizione tutte le informazioni relative ai payoff rischio/rendimento per la computazione della frontiera efficiente

4.4.2. Metodo *forward looking*

Il metodo RAPD²² proposta da Montesi (2003) è un'altra metodologia utilizzata per il calcolo della probabilità d'insolvenza. Si articola in quattro fasi:

- Costruzione di un modello previsionale
- Definizione e modulazione dello stato di default
- Modellizzazione dell'incertezza
- Simulazione Montecarlo e stima della PD

La logica di questo metodo si propone non di prevedere con precisione il valore che può assumere una certa variabile nel futuro, ma di stimare quale può essere il vero valore all'interno di un range di valori possibili in funzione di una distribuzione di probabilità.

Viene generato per ogni prova uno scenario dell'azienda, che comprende lo sviluppo di un

bilancio previsionale completo per ogni periodo di previsione e per ogni periodo viene determinato il Margine di Solvibilità: si ricostruisce l'andamento delle condizioni di solvibilità in relazione alla situazione d'incertezza ipotizzata

Ad esempio: la PD a due anni è calcolata rapportando il numero di scenari in cui si verifica il default in almeno uno dei due anni e il numero totale di prove.

Si calcola così la fragilità finanziaria dell'azienda a fronte di futuri eventi imprevedibili nei limiti di incertezza stabiliti con l'impostazione della simulazione Monte Carlo.

Il metodo adottato è di *forward looking* della PD basata sulla valutazione di tipo prospettico e sull'uso di un processo di simulazione Monte Carlo. Il metodo proposto è coerente con la teoria della finanza moderna, è in grado di spiegare il nesso di causalità tra la situazione economico finanziaria dell'azienda e l'evento di default nel senso che non è in grado di far fronte ai pagamenti finanziari nonostante l'utilizzo di tutte le linee di credito a disposizione.

4.4.3. Logica *fuzzy*

La logica fuzzy applicata al rischio di credito, proposta nel paper di Mileno, necessita di alcune considerazioni preliminari sulla logica degli insiemi e sulla relativa capacità limitata di classificazione.

La logica degli insiemi è espressa nel seguente modo: sia X un insieme classico detto universo, il cui elemento generico è x e sia A un sottinsieme di X. Dato un elemento $x \in X$ si può verificare solo una delle due condizioni: $x \in A$ oppure $x \notin A$, quindi è possibile definire la seguente funzione caratteristica del sottinsieme di A

$$f_a: X \rightarrow \{0,1\}$$

$$f_a(x) = \begin{cases} 1 & \iff x \in A \\ 0 & \iff x \notin A \end{cases}$$

dove $\{0,1\}$ è detto *insieme di valutazione* e la funzione caratteristica da X in $\{0,1\}$ definisce

²² Risk Analysis Probability of Default.

l'appartenenza di un sottoinsieme A a X. Questa funzione sottintende un principio fondamentale, noto come *legge del terzo escluso*.

In base a tale principio, l'analisi di fenomeni, l'elaborazione di dati e la deduzione di soluzioni sono condotte secondo un approccio dicotomico. L'approccio della logica binaria è valida nel caso dell'analisi simbolica, nel mondo matematico, ma è incoerente nella realtà. Una delle possibili incongruenze di tale impostazione è relativa al passaggio tra classi. Per risolvere le difficoltà dell'analisi di classificazione, Zadeh propone uno strumento alternativo, *l'insieme fuzzy*, una classe di oggetti con una continuità di gradi di appartenenza.

L'ideazione del sistema fuzzy si articola secondo sei fasi:

- I. Definizione delle variabili del modello;
- II. Fuzzificazione di queste;
- III. Determinazione del blocco di regole;
- IV. Scelta della procedura di aggregazione²³;
- V. Inferenza sui dati;
- VI. Defuzzificazione del risultato.

La prima fase prevede la definizione di quali sono gli input del modello ossia quali sono le informazioni utili per delineare il profilo di rischio dell'impresa e che saranno inserite nel sistema e trasformate in valori fuzzy. In questa fase diventa fondamentale la definizione dei dati quantitativi e qualitativi ritenuti importanti nella valutazione della rischiosità del cliente.

Al primo gruppo di dati (quantitativi) appartengono dati di bilancio e gli indicatori oltre a indicatori più generali come l'anzianità dell'impresa, il numero degli addetti, il trend di crescita dell'impresa e del settore in cui opera, le garanzie disponibili e le informazioni relative a precedenti di insolvenza e protesti.

La novità risiede nei dati qualitativi come la capacità imprenditoriale, le relazioni industriali, la notorietà sul mercato, la politica contrattuale nei confronti della clientela.

Una volta definiti gli input del sistema si crea un albero decisionale che sia in grado di

raggrupparli con logiche di affinità economica, affinché fattori che descrivono lo stesso profilo appartengano allo stesso gruppo in modo da fornire un unico punteggio complessivo su un certo aspetto dell'impresa.

La seconda fase prevede che gli input e gli output del modello siano trasformati in variabili linguistiche attraverso la definizione, nei loro domini, degli attributi linguistici (*labels*) e l'assegnazione di insiemi fuzzy ad ognuno di essi.

Per ogni variabile è poi necessario individuare il *campo di variazione*, ricorrendo ad esempio alla scala di valori numerici utilizzata dalla Centrale dei Rischi, oppure basandosi sulla letteratura economica relativa a tali indici. Lo studio di queste informazioni permette di assegnare delle valutazioni linguistiche del tipo "buono", "sufficiente", ad intervalli di valori numerici che variabili come ad esempio il ROI e la liquidità corrente potrebbero assumere.

A questo punto è necessario definire le funzioni di appartenenza che consentono di valutare il grado di prossimità tra un valore numerico del ROI e gli attributi che lo descrivono, in modo da scegliere quello che riassume meglio il giudizio assegnabile a tale valore. La logica fuzzy non prescrive regole precise su tale argomento. La scelta della funzione infatti è *context-dependent* ed è solo la conoscenza del fenomeno oggetto di analisi che può indirizzare l'operatore. Si tratta di una fase molto delicata poiché la scelta effettuata determinerà il grado di attivazione delle regole e quali di queste influenzeranno effettivamente la risposta dell'output.

La fase successiva è quella dell'indicazione del corpo di regole che determina la strategia seguita dal modello. Tali regole sono ideate sulla base della conoscenza degli esperti di fido e quindi la loro capacità esplicativa delle relazioni esistenti tra le variabili dipende principalmente dall'esperienza e competenza degli analisti.

La fase seguente è quella della scelta del metodo di aggregazione tra premessa e conclusione delle regole e della valutazione di queste ultime. Come precedentemente detto in questo caso si utilizza la procedura suggerita da Mandani (1975).

Il successivo processo di inferenza consiste nei seguenti passaggi: dati due possibili valori numerici del ROI e della liquidità corrente, questi

²³ Per la scelta delle regole di aggregazione dei dati si è seguita la procedura suggerita da Mamdani, Assilian, 1975.

sono inseriti nei grafici delle funzioni di appartenenza e in questo modo si calcola in che misura tali valori soddisfano i concetti espressi dagli attributi.

L'ultimo passaggio prevede la valutazione del massimo tra tutte le regole attivate dai dati inseriti. Il valore ottenuto deve essere defuzzificato affinché possa essere paragonabile e leggibile rispetto ai termini iniziali di inputs immessi nel processo. Per effettuare la conversione dell'output, vi sono diverse metodologie ma la più diffusa è il metodo del centroide e quello della media del massimo.

L'output del modello è un rating che può essere inserito in un sistema di classi di merito più opportunamente definito.

Il vantaggio principale della procedura fuzzy è quello di poter introdurre dati di natura qualitativa e non si serve di dati storici per la taratura del modello. Il sistema appare inoltre semplice e flessibile in quanto il processo che conduce all'elaborazione di un giudizio finale è comprensibile ed evidente per l'analista di fido in tutte le sue fasi.

In questo modo ogni singola variabile in ingresso ha un rapporto chiaro con le altre, così come i blocchi di regole utilizzati sono noti e sempre verificabili da parte dell'istituto.

Il limite invece più evidente di questa tecnica è relativo alla definizione della funzione di appartenenza, lasciata alla soggettività dell'operatore. Così facendo risulta come una ponderazione sull'output e sull'insieme di regole. È, dunque, necessario raccogliere il maggior numero possibile d'informazioni e valutare con attenzione la scelta fatta, diversamente diminuisce la probabilità di ottenere risultati significativi.

5. Reti neurali: dai modelli semplici ai modelli complessi

Come evidenziato nel paragrafo precedente, numerosi sono i modelli sviluppati nella letteratura per affrontare il rischio di insolvenza.

In questa sezione, viene approfondita una ulteriore modellistica utilizzata soprattutto a partire dagli anni '90. Si tratta dell'applicazione delle reti neurali artificiali ai problemi legati all'insolvenza d'impresa.

Tali modelli prendono spunto dalle ricerche in ambito biologico ed in particolare da quelle fondate sulla struttura del cervello. In particolare, alcune ricerche sono state focalizzate sul modo in cui l'uomo compie gesti e/o prende decisioni. A questo proposito sono state studiate la forma, le caratteristiche e l'organizzazione dei neuroni in modo da costruire un nodo artificiale che, attraverso la programmazione informatica, fosse in grado di rappresentare l'attività del neurone biologico (Fig. 6).

Il neurone può essere considerato l'unità computazionale elementare del cervello.

La caratteristica principale del neurone è quella di generare un potenziale elettrico che si propaga lungo l'"assone"²⁴ quando l'attività elettrica, a livello del corpo del neurone, supera una determinata soglia. L'input in ingresso nel neurone, è un insieme di fibre chiamate "dendriti": esse sono in contatto con gli assoni di altri neuroni dai quali ricevono i potenziali elettrici. Il punto di connessione fra un assone di un neurone e il dendrite di un altro neurone è chiamato "sinapsi". Quest'ultima ha la proprietà di modulare l'impulso elettrico proveniente dall'assone. Il potenziale elettrico generato da un neurone è di tipo tutto-o-nulla. Infatti, se l'attività elettrica del neurone supera una certa soglia, si innesca l'impulso, altrimenti no e la scarica non differisce per intensità da un neurone all'altro. Il potenziale si propaga lungo l'assone e giunge alla sinapsi con il dendrite di un altro neurone. Il potenziale post-sinaptico sul dendrite dipende dalle caratteristiche biochimiche della sinapsi. In presenza dello stesso potenziale pre-sinaptico, due sinapsi diverse generano potenziali post-sinaptici differenti. In altre parole, la sinapsi pesa il potenziale in ingresso (input) modulandolo. I potenziali post-sinaptici si propagano attraverso i dendriti del neurone e, a livello del soma²⁵, si sommano. Solo se il risultato di tale somma è superiore ad una certa soglia, il neurone innesca il potenziale che si propagherà attraverso il suo assone, altrimenti ciò non accade.

Per le caratteristiche peculiari del funzionamento del neurone, lo stesso può essere rappresentato come nella figura 7.

²⁴ L'assone corrisponde all'output del neurone.

²⁵ Corpo di varia forma della cellula nervosa che ne contiene il nucleo.

Fig. 6: Rappresentazione di un neurone biologico

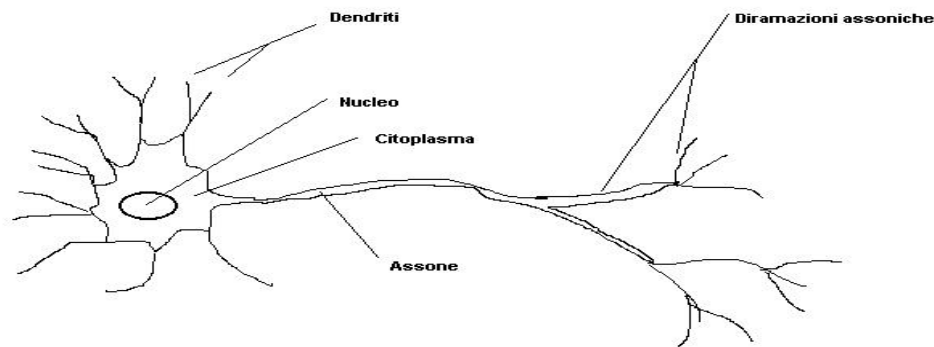
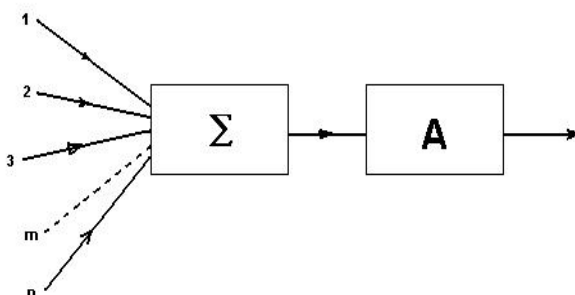


Fig. 7: Rappresentazione del funzionamento di un neurone biologico



Le linee di ingresso, corrispondenti ognuna ad un dendrite, terminano su di un modulo somma Σ , corrispondente al soma del neurone. In questo modulo, i segnali vengono sommati (stimolatori) o sottratti (inibitori) per dare un segnale che perverrà al modulo A . Il modulo A è un elemento decisionale che trasmette sulla sua linea di uscita (assone) un segnale con certe caratteristiche e che uscirà solo se l'uscita di Σ è maggiore di un certo valore corrispondente alla soglia del neurone stesso.

Data questa rappresentazione, sono state trasformate tutte queste caratteristiche in un modello informatico capace di descrivere il funzionamento dei neuroni. Nascono così, i nodi artificiali.

La connessione di più neuroni artificiali ha fatto nascere la cosiddetta **Rete Neurale Artificiale (RNA o Artificial Neural Network, ANN)**.

Questa semplice rappresentazione ha permesso di poter pensare a neuroni artificiali in grado di risolvere problemi complessi come quello del rischio di insolvenza.

A questo proposito, vale la pena ricordare che le reti neurali sono degli ottimi classificatori e per questo motivo sono utilizzate non solo per le analisi o previsioni finanziarie, ma anche per la soluzione di problemi di natura completamente diversa da quella economico-finanziaria o biologica. Nel seguito verrà presentata una tabella (Sironi e Marsella, 1998) in cui saranno elencate alcune discipline in cui l'utilizzo delle reti neurali è frequente.

Prima di proseguire, è necessario specificare che le reti neurali non sono l'unico sistema intelligente. Infatti l'altro modello artificiale utilizzato è quello dell'**Algoritmo Genetico (AG)**. Anche se in questo articolo si prendono in

considerazione i contributi letterari legati alle reti neurali, si descrive qui il funzionamento dell'AG, in quanto spesso combinato con le reti neurali in modelli di tipo ibrido.

Gli Algoritmi Genetici, proposti nel 1975 da Holland, sono un modello computazionale che si ispira ai modelli dell'evoluzione naturale darwinista. Ogni individuo ha sue caratteristiche e proprietà specifiche, che tutti possiamo vedere e che sono quindi "visibili". Queste qualità costituiscono il "fenotipo dell'individuo". Quest'ultimo determina le possibilità e i limiti delle interazioni dell'individuo con l'ambiente in cui vive. Tuttavia, il fenotipo è determinato sostanzialmente dal patrimonio genetico "invisibile" o "genotipo", costituito dai geni²⁶. Ad ognuno di questi corrisponde uno specifico fenotipo e quindi la sopravvivenza degli individui con caratteristiche più adatte, significa in realtà la sopravvivenza dei geni più adatti. I due principi fondamentali dell'evoluzione sono la "variazione genetica" e la "selezione naturale". A questo punto, è chiaro che, affinché la popolazione possa evolvere, gli individui che la costituiscono devono essere caratterizzati da una ricca varietà di fenotipi e quindi di genotipi.

Da qui in poi opera la selezione, che premia la sopravvivenza, la longevità e la riproduzione degli individui più adatti. I meccanismi generatori della varietà del genotipo sono sostanzialmente due: un "processo combinatorio" dei geni, grazie ai diversi apporti dei genitori e le "mutazioni geniche" casuali. Le mutazioni producono nuovi geni, alcuni dei quali si tramandano alle generazioni successive, mentre altri scompaiono e il cosiddetto pool di geni, nel quale "pesca" la selezione naturale, cambia continuamente. I cambiamenti che avvengono da una generazione all'altra sono molto piccoli ma quelli positivi si accumulano (selezione cumulativa) e, in tempi lunghissimi, danno origine a cambiamenti enormi.

Secondo la moderna versione degli "equilibri punteggiati", l'evoluzione sarebbe fortemente influenzata da eventi eccezionali e soprattutto avverrebbe per salti. Ciò significa che a periodi di ristagno, che possono essere anche lunghissimi, seguono periodi di accelerazione evolutiva relativamente brevi.

Sono stati dunque introdotti gli operatori

²⁶ Unità fondamentali dei cromosoma.

fondamentali dell'algoritmo genetico che qui riassumiamo:

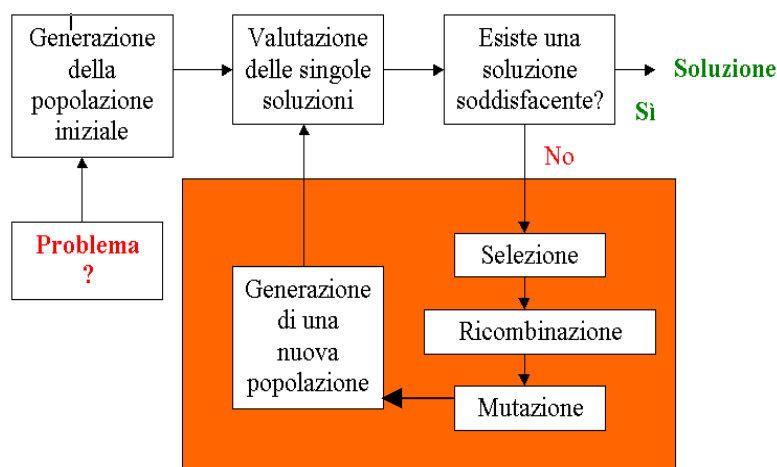
- *Selezione genetica e riproduzione*: identifica quali elementi di una popolazione sopravvivono per riprodursi e con la riproduzione ha luogo la ricombinazione dei geni. Si basa sul processo selettivo per cui il principio dell'adeguatezza impone che "sopravvive il più forte". Nei modelli economici, questa fase avviene attraverso una funzione di valutazione dell'adeguatezza degli individui in modo da generarne sempre di migliori e di evitare le duplicazioni degli stessi;
- *Ricombinazione genetica (crossover)*: i geni di due individui selezionati per la riproduzione vengono scambiati tra di loro in modo da far evolvere la popolazione e consentire l'esplorazione di nuove porzioni di spazio;
- *Mutazione genetica*: introduce ulteriori cambiamenti che intervengono con maggiore rarità sui geni. In questo modo si arricchisce la varietà degli individui presenti nella popolazione evitando che quest'ultima tenda ad essere troppo uniforme e perda così ogni capacità di evolvere.

Lo schema illustrato nella figura 8 rappresenta il processo che descrive l'operare degli AG che può essere suddiviso nelle seguenti sei fasi:

- Si genera casualmente la popolazione iniziale di individui (genomi);
- Per ogni individuo si calcola la fitness²⁷ rispetto al problema da risolvere;
- Si applica l'operatore genetico della selezione che, tenendo conto delle singole fitness, identifica gli individui destinati a vivere e a morire;
- Attraverso la ricombinazione gli individui sopravvissuti si riproducono facendo nascere nuove soluzioni;
- Con la mutazione diventa possibile registrare un'improvvisa modifica di una o più soluzioni;
- Le soluzioni figlie costituiscono una nuova popolazione di individui e nella nuova popolazione viene ripetuta la sequenza a partire dal secondo punto.

²⁷ La fitness è una funzione che descrive la capacità degli individui di rappresentare una buona soluzione per il problema da risolvere.

Figura 8: Rappresentazione del funzionamento dell' algoritmo genetico



Nell'analisi del rischio di insolvenza gli AG sono stati utilizzati su due fronti:

- ❑ La generazione genetica di funzioni lineari;
- ❑ La generazione genetica di score basati su regole.

Nel primo caso la funzione genetica lineare assume la forma seguente:

$$GLS = a_0 + a_1R_{n1} + a_2R_{j2} + \dots + a_nR_{rn}$$

in cui : a_0 indica la costante

a_i indica il coefficiente i -esimo

R_{ki} indica il k -esimo indicatore

della i -esima famiglia di indicatori

L'algoritmo genetico deve scegliere la costante a_0 , i coefficienti a_i e gli n indicatori tratti dalle n famiglie, l'analista finanziario stabilisce a priori i segni dei coefficienti a_i (ma non quello della costante), il numero (n) delle famiglie e la lista degli indicatori appartenenti a ciascuna famiglia.

Nel caso invece di generazione di score basati su regole, gli algoritmi genetici sono stati utilizzati per produrre un insieme di regole basate su test riguardanti il segno ed il valore di chiusura degli indicatori selezionati.

Quanto detto, dovrebbe bastare per capire cosa sono gli AG ed il loro modo di operare. In questa sede, come già anticipato, verrà focalizzata l'attenzione sulle reti neurali in quanto i primi, nonostante siano in grado di cogliere la complessità dei fenomeni, sono difficili da

costruire²⁸ e generano, talvolta, risultati dal significato non chiaramente interpretabile.

5.1. Introduzione alle reti neurali artificiali

Consideriamo ora una definizione tecnica di questo strumento. Le reti neurali artificiali sono una classe di modelli composti da strati di unità elementari di elaborazione, **Processing Elements (PEs)**, che elaborano l'informazione per mezzo di una funzione non lineare. Tali unità sono anche dette neuroni o nodi per analogia con il sistema connessionista biologico.

Questi modelli fanno parte dei sistemi di intelligenza artificiale ma, a differenza di quelli classici, nelle reti neurali non esiste un decisore centrale. La decisione risulta dunque essere il risultato di un lavoro cooperativo distribuito tra tante molecole. Le differenze fondamentali rappresentano le caratteristiche principali della rete e sono:

- ❑ Le reti neurali sono potenzialmente adattive in quanto apprendono;
- ❑ Le reti neurali sono in grado di generalizzare;
- ❑ Le reti neurali sono resistenti al rumore²⁹;

²⁸ Si veda la letteratura presente sulla funzione di fitness.

²⁹ Nel mondo reale, non si ricevono input puliti. Ad esempio, quando si parla al cellulare in una strada affollata, si sente pochissimo di quello che la persona dall'altra parte sta dicendo. Tuttavia, è sufficiente per capire quello che l'altro sta dicendo. Un organismo, dunque, o un modello artificiale che lo vuole riprodurre e

- Le reti neurali sono resistenti alle lesioni³⁰;
- Le reti neurali possono essere rappresentate simbolicamente.

È possibile individuare le componenti di un nodo e verificare quali problemi sono emersi nella costruzione e/o implementazione dello stesso, nel contesto della ricerca empirica presente nella letteratura.

Gli elementi fondamentali del neurone sono i seguenti e sono rappresentati nella figura 9:

- Inputs o strati di attivazione (x_i);
- Connessioni o pesi o sinapsi (w_i);
- Stato di attivazione netto (Net);
- Valore soglia o bias³¹ (θ);
- Funzione di attivazione ($f(\text{Net})$);
- Output(s) o stato di attivazione (y).

Per comprendere le potenzialità di questo strumento, è necessario spiegare la fase più importante della costruzione di una rete neurale per la classificazione e/o la previsione dell'insolvenza.

Tale fase è quella dell'“apprendimento” o “training” che avviene attraverso un algoritmo ben specificato da chi definisce la struttura della rete.

A questo punto, operano le “leggi di apprendimento” che fissano regole per attuare le variazioni alle connessioni della rete. Queste regole possono essere di tipo:

- “Non supervisionato”: la rete utilizza degli stimoli S provenienti dal mondo reale che fornisce delle risposte R sulla base degli stessi stimoli. In questo caso la rete si auto-

organizza in modo da favorire una adeguata rappresentazione della realtà.

- “Supervisionato”: la rete interagisce indirettamente con il mondo reale attraverso l'utilizzo sia degli stimoli S che delle risposte R derivate dall'ambiente e fornite da un intermediario esterno. In questo caso è necessario seguire la seguente procedura operativa:
 - Stabilire quale valore ogni unità di output deve assumere quando la rete classifica correttamente una osservazione sottoposta sulle unità di input;
 - Presentare sulle unità di input degli esempi di apprendimento (training set) di cui si conosce l'appartenenza o meno ad uno dei gruppi oggetto di studio;
 - In seguito si valuta la risposta della rete. Se questa è corretta, allora la fase di apprendimento prosegue prendendo in esame un'altra osservazione. Diversamente si provvede a calcolare l'errore tra la risposta ottenuta dalla rete e quella desiderata e modificando i pesi si cerca di ottenere dalla rete la risposta corretta.

Nel caso dell'apprendimento non supervisionato, è la rete stessa che è lasciata libera di auto-organizzarsi sulla base delle somiglianze esistenti tra i vari esempi, modificando autonomamente le proprie connessioni sulla base di precise indicazioni che specifichino come tenere conto delle varie distanze intercorrenti tra i differenti esempi.

In entrambe i casi, l'apprendimento avviene mediante “cicli” o “epoche” in quanto gli esempi appartenenti al training set vengono presentati più volte.

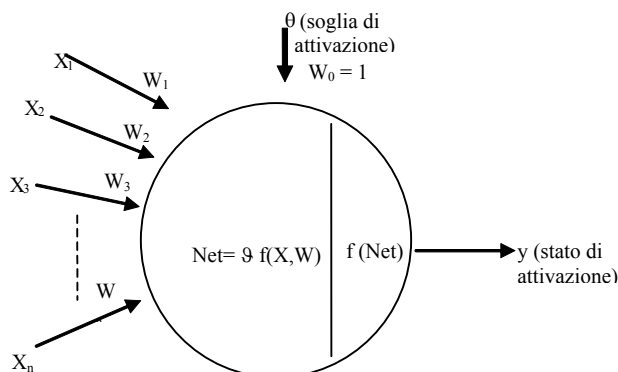
La tecnica matematica più utilizzata recentemente per il training, è quella della “backpropagation” che fa apprendere la rete sulla base della minimizzazione dell'errore nella definizione del risultato.

spiegare, deve riuscire a percepire un segnale attraverso un rumore enorme. Nell'intelligenza artificiale classica, questo non è possibile mentre nelle reti neurali ciò è riproducibile.

³⁰ Se viene danneggiata una parte della rete, il danno che viene misurato può essere piccolissimo e quindi la stessa rete può continuare a funzionare quasi come prima.

³¹ Nella rete a perceptrone si utilizza un determinato valore soglia che definisce lo stato di attivazione o inibizione di ogni singolo nodo. Questo bias, nelle versioni più recenti di rete, è rappresentato dal peso applicato all'input e che assume un valore costante pari a 1. Questa variabile, sempre presente, arricchisce i gradi di libertà della funzione.

Figura 9: Rappresentazione grafica di un nodo o neurone



Facciamo un esempio. Si supponga di essere in un'aula con 20 persone e di voler costruire una rete neurale sulla stessa in base a quattro caratteristiche: età, colore dei capelli (0 chiari, 1 scuri), occhiali (0 no, 1 si), sesso (0 maschio, 1 femmina). Sono state dunque definite quattro variabili, di cui tre qualitative, e che si conoscono per ogni persona. Queste sono dunque gli inputs e se i soggetti vengono numerati da 1 a 20, si può dire che il secondo elemento ha 20 anni, i capelli chiari, porta gli occhiali ed è un maschio e che quindi il suo vettore di inputs sarà di questo tipo:

	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
1
2	20	0	1	1
...
...
...
20

È conosciuto anche il suo output che dovrà essere di questo tipo:

	Y ₁	Y ₂	...	Y ₂₀
1	1	0	0	0
2	0	1	0	0
...
...
...
20	0	0	0	1

A questo punto, si rende necessaria una precisazione: sia le x che le y devono essere introdotte nella rete fin dall'inizio in quanto sono variabili i cui valori sono noti.

Nella fase di training, come anticipato, le incognite del problema sono i pesi, le connessioni.

Per questo motivo, la rete deve essere in grado, dopo l'apprendimento, di riconoscere che gli input appartengono all'individuo numero 2.

Quanto detto, accade solo se il numero di cicli della rete e le caratteristiche della stessa sono in grado di definire, passando attraverso il training, dei pesi idonei. Questi ultimi vengono, in una prima prova, decisi a caso ed in base alla differenza tra l'output ottenuto con questi e quello reale (che noi sappiamo essere giusto), si definisce la dimensione dell'errore e minimizzandolo si determinano i pesi migliori.

In sostanza, per ogni caso si avrà un vettore y di valori di output e un vettore t di risultati attesi. La funzione di errore dunque da minimizzare è misurato dalla doppia sommatoria:

$$\sum_n \sum_k (t_k - y_k)^2$$

Dove l'indice n va da 1 al numero totale di pattern (somma rispetto a ciascun caso del training set) e l'indice k descrive i singoli PE di output.

Riportando questo ragionamento sul nostro problema, vale a dire sul rischio insolvenza delle imprese, è necessario definire un set di imprese già fallite e uno di aziende sane, calcolare i pesi discriminanti e applicarli ad un insieme di imprese

che invece non sono fallite, ma delle quali si vuole determinare lo stato di salute finanziario. Questo campione di imprese, da cui la rete non apprende, si chiama “campione di controllo” o “validation set” e per noi è molto importante perché, se la rete è ben organizzata, ci permette di capire se la stessa ha ben appreso o no. Infatti, di questo insieme di imprese, è noto lo stato di salute ma la rete lo ignora. Se questo test è superato, sarà possibile utilizzare quella combinazione di pesi per fare previsioni sul rischio di insolvenza di ciascuna impresa.

Com'è facile intuire, con queste tecniche tutte le parti del modello sono interrelate e se una sola viene modificata ne risentono la validità e l'accuratezza dei risultati finali (outputs).

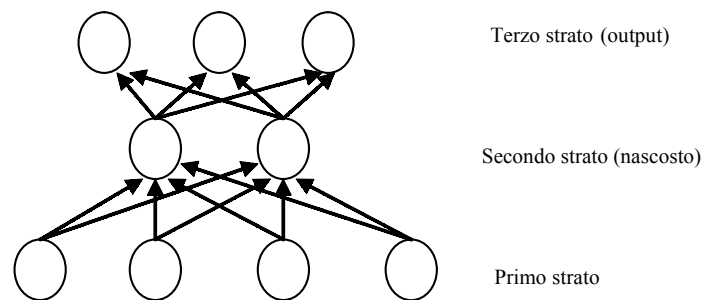
Per lo stesso motivo, però, è anche vero che la

rete è in grado di generare ottimi risultati anche se viene occultato un valore. È comunque meglio evitare modifiche al fine di ottenere un modello con risultati robusti in ogni caso.

Tuttavia, è molto importante sottolineare fin da ora alcuni punti deboli della rete che emergeranno anche nella review teorica e pratica della letteratura che seguirà. La principale mancanza di cui soffre questa metodologia è quella che se c'è un aspetto della realtà da cui la rete non ha appreso (ad esempio una situazione aziendale particolare non considerata), è possibile che si verifichi un errore di valutazione di alcuni casi che rientrano nella parte “oscura” della realtà.

Un altro aspetto da considerare è la struttura multistrato della rete (Fig. 10) cioè il numero di strati “nascosti” allocati tra gli inputs e gli outputs.

Figura 10: Struttura multistrato di una rete neurale



Se, infatti, si è in presenza di un problema che ha soluzioni che si intersecano, sarà effettivamente necessario attivare un ulteriore strato nascosto, affinché la rete sia in grado di fornire una soluzione corretta del problema. Tuttavia, questo problema viene meglio compreso in fase di analisi della rete.

Ulteriore questione riguarda la presenza di vettori di inputs uguali che generano risultati diversi. Questo appare chiarissimo alla luce dell'esempio dell'aula. È, infatti, possibile che in un contesto di quel genere vi siano due vettori di inputs uguali, in quanto due individui possono avere uguali caratteristiche, ma sicuramente essere soggetti diversi (differiscono in base ad altre qualità specifiche come il peso, l'altezza, etc...). Il vettore di output esatto, in questo caso, risulta essere diverso per gli individui, ma la rete non sarà in grado di distinguere esattamente gli stessi soggetti perché mancano informazioni

discriminanti. Proprio per questo motivo è necessario che vi sia un numero di variabili tale che il fenomeno possa essere individuato e discriminato in modo preciso affinché non vi siano errori di classificazione.

5.2. Analisi della letteratura sulle reti neurali

In questa sezione si analizzano i principali contributi della letteratura economico-finanziaria, cercando di mettere a fuoco i punti di forza e di debolezza delle reti neurali in relazione all'analisi del rischio di insolvenza.

I problemi iniziano subito, quando si vogliono cercare le variabili da introdurre come inputs nella rete. Questi ultimi devono essere numeri e quindi la natura delle stesse variabili è di tipo prevalentemente quantitativo, anche perché le informazioni relative alla salute finanziaria delle imprese vengono catturate dall'analisi dello Stato

Patrimoniale e del Conto Economico³². Su questo tema sono molteplici i contributi dei diversi autori ed una rassegna più particolareggiata verrà fatta nel successivo paragrafo.

Uno dei primi lavori che analizza le reti neurali sui bilanci delle imprese è stato realizzato da Chilanti nel 1993. Dopo una breve discussione sulla struttura stessa della rete, l'autore utilizza un campione di imprese per il training diviso in diverse proporzioni tra imprese fallite e sane.

Anche su questo aspetto, si è aperto un dibattito sulla necessità di adottare un uguale numero di imprese per tipo da introdurre nella rete. Un aiuto viene dall'articolo di Perez, in cui si evince che da 24 studi analizzati, nonostante solo 9 utilizzino un campione al 50%, quest'ultimo risulta essere la combinazione di inputs migliore.

Tornando all'articolo di Chilanti, il tipo di funzione di attivazione utilizzata è quella di tipo sigmoide³³, tuttavia possono essere utilizzate diverse forme funzionali, come spiegano accuratamente Turban e Trippi e più sinteticamente Sironi e Marsella (1998)³⁴.

Se questa funzione fosse lineare, si rientrerebbe nel caso della regressione multipla lineare e si perderebbero gli strati nascosti della rete. Infatti, se viene definita una rete con 4 nodi di input, 3 nascosti e 2 nodi output (Fig. 11)³⁵, si ottengono le seguenti matrici di pesi:

$$A = \begin{bmatrix} w_{51} & w_{61} & w_{71} \\ w_{52} & w_{62} & w_{72} \\ w_{53} & w_{63} & w_{73} \\ w_{54} & w_{64} & w_{74} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} w_{85} & w_{95} \\ w_{86} & w_{96} \\ w_{87} & w_{97} \end{bmatrix}$$

L'elemento 1,1 della matrice A definisce la connessione tra il nodo nascosto numero 5 e l'input 1, così per gli altri. L'elemento 1,1 della matrice B è il peso che definisce quanto il nodo nascosto 5 influenza il nodo di output numero 8. La rete prima definita può essere rappresentata dalla seguente forma funzionale che va da \mathcal{R}^4 in \mathcal{R}^2 :

$$y = f(B \cdot f(Ax))$$

I nodi di input corrispondono ai valori che il vettore x assume in corrispondenza di ciascuno dei casi del training set. I valori dei neuroni dello strato nascosto corrispondono alle componenti del vettore risultante da $f(Ax)$, mentre i valori dei processing elements dello strato di output corrispondono alle componenti del vettore risultato di $f(Bf(Ax))$.

Se la forma funzionale $f(Ax)$ fosse di tipo lineare, allora la funzione della rete di trasformerebbe in:

$$y = f(BAx) = f(Cx)$$

È quindi chiaro che, eliminando la funzione, scompare lo strato nascosto.

Tornando dunque alla funzione non lineare da introdurre nella rete, è possibile notare che, in generale, tutti i contributi analizzati hanno utilizzato il tipo di funzione logistica, soprattutto perché l'output è di tipo dicotomico. La forma funzionale logistica, che è quella più utilizzata insieme alla funzione sigmoide, prevede che il risultato sia 0 fino ad una determinata soglia e diventi 1 dopo aver superato tale valore³⁶ come mostrato nella successiva figura 12.

Tutto ciò permette di affrontare il discorso sulla forma dell'output. Quest'ultimo, negli studi analizzati, è sempre di tipo dicotomico: sane/fallite.

³² Anticipando, possiamo dire che le variabili e gli indicatori che risultano maggiormente utilizzati nell'analisi del rischio di insolvenza sono quelli proposti da Altman, 1968. Tali indicatori sono: Capitale circolante/Totale attivo, Utili ritenuti/Totale attivo, Utili prima di interessi e tasse/Totale attivo, Capitalizzazione di mercato/Debito totale, Fatturato/Totale attivo.

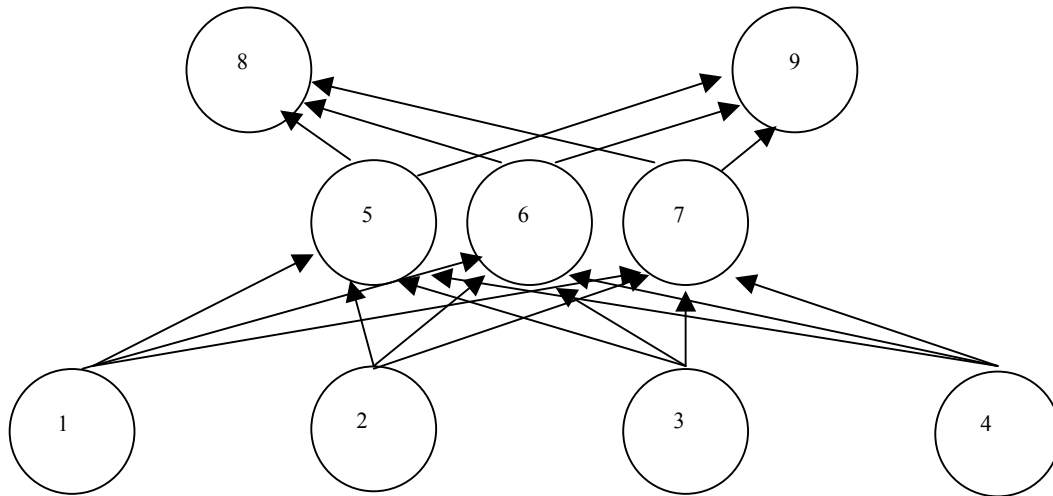
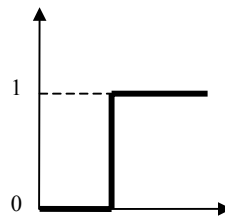
³³ In particolare: $f(\text{Net}) = \frac{1}{2} - \frac{1}{1 + e^{-\text{Net}}}$.

³⁴ Gli autori propongono i seguenti tipi di funzioni:

- Lineare: $f(x) = \alpha \cdot x$;
- Sinusoidale: $f(x) = \sin(x)$;
- Gaussiana: $f(x) = e^{-x^2}$;
- Logistica: $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$;
- Logistica simmetrica: $f(x) = \left(\frac{2}{1 + e^{-x}} \right)^{-1}$;
- Tangente iperbolica: $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$.

³⁵ Nell'esempio, si fa riferimento al caso semplificato in cui non vi sia bias. Nel caso quest'ultimo fosse presente, si complicherebbero le formule matematiche, ma il risultato che otterremmo sarebbe lo stesso di quello dimostrato nel testo.

³⁶ Le funzioni citate sono di tipo continuo dunque vi sono degli intervalli in cui i risultati assumono valori vicini allo 0 e all'1. Tuttavia tali forme meglio approssimano risultati di tipo dicotomico.

Figura 11: Rappresentazione di una rete con 4 nodi di input, 3 nascosti e 2 di output**Figura 12: Rappresentazione di una funzione a soglia**

Nessun articolo considerato da noi o da Perez considera altre variabili-risultato come, ad esempio, il tempo mancante all'evento. Inoltre non vi è l'idea di identificare una funzione che dia come output un unico risultato che funga da rating al fine di costruire una classifica in base alla salute finanziaria delle imprese³⁷.

Per quanto riguarda il tipo di rete utilizzato, quella migliore per le previsioni finanziarie appare essere quello della backpropagation.

Tuttavia molti studi, soprattutto i primi, implementano una rete chiamata **Multilayer Perceptron (MLP)**³⁸ così come suggerisce anche

³⁷ Se si decidesse in questo senso, la funzione di attivazione dovrebbe assumere una forma funzionale diversa in grado di dare un vero e proprio "voto" all'azienda.

Perez nella sua analisi. Tuttavia è necessario dire che esistono diversi generi di rete che vengono utilizzati in base al fenomeno che si vuole modellizzare.

Nella tabella 1 viene fatto un semplice ma completo riassunto dei tipi di rete, dei singoli pregi e difetti e dei fenomeni che la stessa è in grado di rappresentare.

³⁸ Questo è stato il primo tipo di rete utilizzato in letteratura e lo dobbiamo a Rosenblatt.

La grande innovazione di Rosenblatt è che ha definito una procedura per modificare i pesi in base all'esperienza. In particolare, ottenuto l'output empirico e confrontato con quello teorico, si rafforzano o si inibiscono i pesi che definiscono i rapporti con i neuroni dello strato nascosto. Questo modello nasce dall'osservazione del cervello quando gestisce il sistema visivo.

Tabella 1: Tipologia di reti neurali artificiali

Modello neurale	Applicazione principale	Vantaggi	Limiti
Hopfield	Ricostruzione delle immagini da frammenti	Implementazioni su larga scala	Non apprende e i pesi devono essere attribuiti
Perceptron	Riconoscimento caratteri e immagini	Esperienza di applicazione	Non riconosce modelli troppo complessi
Multilayer Perceptron	Riconoscimento di pattern sottostanti	Rete semplice e generalizzabile	Non riconosce modelli troppo complessi
Macchina di Boltzman	Riconoscimento di pattern sottostanti (radar, sonar)	Semplicità basata sulla funzione di errore	Richiede tempi lunghi di allenamento
Counter-propagation	Compressione di immagini e analisi statistica	Più semplice del Perceptron, meno potente della Back-propagation	Elevato numero di connessioni ed elementi da processare
Neocognitron	Riconoscimento di grafia e di simboli	Rete raffinata per pattern complessi	Elevato numero di connessioni ed elementi da processare
Self-Organizing Map	Mappatura e classificazione di dati	Performance superiore alle tecniche statistiche	Training esteso e dispersivo
Back-propagation	Ampie applicazioni: in finanza previsione e credit scoring	Rete diffusa, semplice ed efficace	Training supervisionato senza leggi universali

Fonte: Sironi e Marsella (1998)

Tabella 2: Modelli, descrizione e vantaggi dei principali tipi di reti neurali

Model	Description	Primary Use or Advantage
Multilayer Perceptron (MLP)	The most widely used neural network	General Classification or Regression.
Generalized Feedforward MLP	MLP plus additional layer-to-layer forward connections	Additional computing power over standard MLP.
Modular Feedforward	Several parallel MLP's that combine at the output	Reduced number of weights between layers compared to standard MLP.
Radial Basis Function (RBF)	Linear combination of Gaussian Axons	Fast training, simple interpretation of Gaussian centers and widths.
Jordan and Elman	MLP with non-adaptable recurrent feedback	Adds fixed memory to the MLP for simple temporal problems with fixed temporal dependencies.
Principal Component Analysis (PCA) Hybrids	Unsupervised PCA at input followed by a supervised MLP	Project high dimensional redundant input data onto smaller dimension. Resulting outputs are orthogonal.
Self-Organizing Feature Map (SOFM) Hybrid	Unsupervised SOFM at input followed by a supervised MLP	Project high dimensional data onto smaller dimension while preserving neighborhoods.
Time Lagged Recurrent	Locally recurrent layer(s) with a single adaptable weight	For temporal problems with short temporal dependencies. Guaranteed stability, simple interpretation of recurrent weight in terms of memory depth of data.
General Recurrent	Fully and partially recurrent networks	For more difficult temporal problems, the most powerful neural network, but also the most difficult to train. Often become unstable.
CANFIS	Adaptable Fuzzy membership function at the input	For poorly defined problems. The fuzzy preprocessing makes the neural network's job easier by characterizing inputs that are not easily discretized, often resulting in a better overall model.
Support Vector Machine	Trained using the kernel adatron algorithm.	Strictly used for small to medium sized classification problems. The SVM is especially effective in separating sets of data that share complex boundaries.

Fonte: Getting Started Book, NeuroSolutions 4, 2004

Si riporta inoltre la tabella 2 presente nel manuale di un programma di informatica che utilizza le reti neurali. Nella stessa, sono descritti i modelli di rete più utilizzati negli ultimi anni, definendone le caratteristiche essenziali e i principali vantaggi delle stesse.

È necessario specificare che esistono molti generi di rete che sono stati studiati nel tempo ed anche se si è cercato di individuare per ogni problema una struttura particolare e specifica di rete, in letteratura sono presenti lavori di stampo economico-finanziario che utilizzano comunque tipologie di rete diversi dalla Backpropagation o dalla Multilayer Perceptron.

Ulteriore tema affrontato è quello legato all'architettura della stessa rete.

Quasi tutti gli autori concordano sull'utilizzo di un solo strato nascosto (hidden layer), tuttavia una minoranza ne utilizza due senza giustificare la scelta. In particolare si fa riferimento agli studi condotti da Altman, Marco e Varetto (1994), De Almeida e Dumonter (1993), Roghupahi, Schkade e Raju (1991).

Inoltre, a questo proposito, in un articolo del 1989, Hornick, Stinchcombe e White ottengono un importante risultato: una rete MLP (Perceptrone Multistrato) con un solo strato nascosto può approssimare una qualsiasi funzione.

Tutti gli studi che utilizzano le reti neurali sostengono la superiorità di questa tecnica in base al fatto che non esige ipotesi particolari sulle variabili di inputs come invece altre tecniche statistiche richiedono³⁹.

Inoltre, la rete non necessita di serie storiche e utilizza funzioni di attivazione non lineari riuscendo a modellizzare la realtà in modo più accurato e veritiero.

5.3. Metodologie a confronto: reti neurali vs modelli statistici e algoritmi genetici

Terminata la fase esplorativa del modello, molti autori hanno spostato l'attenzione sul confronto tra le reti neurali e le altre metodologie utilizzate per l'analisi del rischio di insolvenza.

I pionieri, in questo caso, sono stati Odom e Sharda che già nel 1990 realizzarono uno studio

³⁹ Nell'analisi discriminante, la distribuzione dei dati finanziari deve essere di tipo normale. Questo fatto, che può apparire un limite, in realtà viene superato applicando una trasformazione logaritmica ai dati iniziali.

dove venivano confrontati, sulla base di efficacia ed efficienza, i modelli a reti neurali e l'analisi discriminante di Altman (1968). Gli autori utilizzarono come inputs gli stessi indicatori finanziari utilizzati dal citato articolo di Altman e ottennero che con le reti neurali l'accuratezza dei risultati era decisamente migliore.

In questa direzione vanno anche gli studi effettuati da Coats e Fant (1993) e Kerling e Podding (1994) che confrontano le reti neurali con l'analisi discriminante multivariata (MDA).

Unico risultato in controtendenza risulta essere quello di Altman, Marco e Varetto (1994) che, invece, dimostrano la superiorità dell'analisi discriminante lineare (ADL) rispetto alle reti. In particolare, gli autori ritengono l'ADL superiore, in quanto, all'aumentare della complessità del fenomeno e quindi dell'architettura della rete, i risultati economico-finanziari sono più trasparenti e facili da interpretare rispetto a quelli generati dalle reti. Dunque, Altman et al. concludono che le reti neurali non sono in grado di dominare i modelli statistici a differenza dell'analisi discriminante lineare. Ulteriore punto di debolezza, che viene individuato, è quello per cui con le reti neurali non sempre è così semplice identificare quali sono le variabili significative per l'analisi del problema.

Kiviluoto (1998) invece, propone il confronto tra reti neurali **SOM (Self-Organizing Map)**⁴⁰, l'analisi discriminante multivariata ed il modello di rete **LVQ (Linear Vector Quantization)**⁴¹.

⁴⁰ Le caratteristiche delle reti SOM sono le seguenti e sono tratte dall'articolo di Kohonen, 1990:

- Una serie di neuroni ricevono input coerenti e calcolano una semplice funzione di output;
- Un meccanismo confronta gli output ottenuti dalla rete in modo da poter selezionare il neurone che produce l'output massimo;
- Un'interazione locale tra il neurone selezionato e quelli vicini;
- Un meccanismo adattivo che aggiorni i pesi delle interconnessioni.

In questo modo, tutti i neuroni nello strato di input sono completamente interconnessi a quelli nello strato competitivo.

Questa tecnica trasforma i dati di input in una mappa che ne mantiene la disposizione costituita dai neuroni competitivi e si ottiene come risultato che le somiglianze tra campioni sono mappate in relazione alla vicinanza sullo strato competitivo.

⁴¹ Questa metodologia è rappresentata da reti supervisionate sottoposte ad una fase di training durante la quale devono visionare vettori di input allo scopo di classificarli correttamente. I vettori di input del set di training sono articolati in classi; per ogni vettore di input la classe di appartenenza costituisce il target della rete.

Tabella 3: Risultati ottenuti da inputs di diversa natura

Time to default	# Correct (in sample)	# in sample	% Correct (in sample)	# Correct (out of sample)	# out of sample	% Correct (out of sample)
5 month or less	35	38	92.11	56	65	86.15
6 to 12 month	43	61	84.31	44	54	81.48
12 to 18 month	33	37	89.19	47	43	74.80
18 to 24 month	33	37	89.19	26	22	78.13
More than 24 month	19	25	75.00	28	42	56.57
Total defaulted	163	188	86.70	200	256	78.13
Solvent	278	303	91.09	372	413	90.07
Total	439	491	89.41	572	589	85.50

Fonte: Atiya (2001)

Le conclusioni sono che il genere di rete SOM dà ottimi risultati nonché più accurati se confrontati con gli altri modelli.

Ancora, Back *et al.* (1995) confrontano l'abilità di previsione della rete back-propagation, SOM e la Boltzman Machine le une con le altre ad un anno, due e tre dall'evento dell'insolvenza. Gli autori hanno ottenuto come risultato che le reti backpropagation danno risultati migliori ad un anno dall'evento, mentre a due e tre anni prima, nessun modello è in grado di dare buoni risultati.

A questo proposito, Atiya (2001) sperimenta l'accuratezza delle previsioni in diversi periodi prima del verificarsi dell'evento. Come si può verificare dalla tabella 3, fino ai 2 anni precedenti l'evento, le performances sono soddisfacenti mentre oltre i due anni, le reti perdono capacità previsiva.

Inoltre, in questo contributo viene costruita una rete con inputs costituiti da variabili di mercato⁴².

Come risultato complessivo, otteniamo che, utilizzando anche questo tipo di variabili come inputs della rete, l'accuratezza dei risultati aumenta. Quanto detto trova spiegazione nel fatto che i dati dei documenti finanziari tendono ad essere ritardati poiché sono riferiti ai valori contabili presenti nel bilancio dell'impresa. Inoltre, il mercato azionario è altamente previsivo in quanto incorpora valutazioni qualitative come lo stadio di maturità del business o l'immagine aziendale.

Tam e Kiang (1990 e 1992) confrontano le reti neurali con diversi modelli: regressione, MDA, Logit, k-Nearest Neighbour, ID3⁴³. Gli autori ritengono che le reti neurali generino risultati migliori rispetto a tutti gli altri metodi quando i dati di inputs sono valori ad un anno dal fallimento.

⁴² Le variabili utilizzate in questo studio sono le seguenti: Valore di libro/Totale attivo, Cash flow/ Totale attivo, Prezzo/Cash flow, Tasso di variazione del prezzo azionario, Tasso di variazione del flusso di cassa per azione, Volatilità del prezzo azionario.

⁴³ ID3 è una particolare tecnica utilizzata per la costruzione degli alberi decisionali.

Se si utilizzano i dati a due anni dall'insolvenza, è la MDA che dà risultati migliori. Inoltre in questo studio è stato anche ottenuto che la rete con un solo strato nascosto è migliore dell'architettura senza strati nascosti.

Diversi contributi dimostrano la superiorità delle reti neurali rispetto alla Logit analysis. In questo caso rientrano i lavori di Fletcher e Goss (1993) e Salchemberger, Cinar e Lash (1992).

Interessante risulta essere il lavoro di Ho, Hsu e Young (1992) che testano l'Adaptive Learning Algorithm (ALA)⁴⁴ nel caso della previsione nel breve termine. Nonostante la rete implementata con questo tipo di algoritmo dia risultati migliori, gli errori medi assoluti (MAEs) non sono significativamente diversi da quelli ottenuti utilizzando una diversa regola di apprendimento.

Su questo argomento è interessante anche il lavoro proposto da Sexton, Dorsey e Johnson che confronta la tecnica della backpropagation con l'algoritmo genetico⁴⁵ come funzione di apprendimento attraverso il metodo Monte Carlo.

Quando la realtà da rappresentare è complessa, non sempre la backpropagation è in grado di dare delle soluzioni ottime poiché quest'ultima trova degli ottimi locali e non globali, tuttavia è più semplice e intuitiva.

⁴⁴ Questa tecnica è simile alla regola del gradiente. Le derivate prime servono solo per indicare la direzione della correzione ma non la dimensione.

⁴⁵ Si ricorda qui una breve definizione degli algoritmi genetici. In particolare, questi sono tecniche euristiche di calcolo *general purpose*, relativamente nuove, ispirate dalla meccanica della selezione naturale. Gli algoritmi genetici quindi risolvono un determinato problema ricorrendo a una popolazione di soluzioni casuali (e quindi con fitness bassa) che vengono poi fatte evolvere per un certo numero di generazioni successive. Ci si ferma quando appare almeno una soluzione con fitness elevata. Per poter applicare l'algoritmo genetico, occorre anzitutto codificare numericamente le soluzioni e individuare una opportuna funzione di fitness.

Tabella 4: Punti di forza e di debolezza dei diversi modelli più utilizzati per l'analisi del rischio di insolvenza

	Punti di forza	Punti di debolezza
Alberi decisionali	<ul style="list-style-type: none"> -Impegno finanziario richiesto è minore di quello della MDA -Risultato trasparente dal punto di vista interpretativo -Non dipendenza da ipotesi metodologiche tipiche dell'analisi discriminante e della statistica parametrica. 	<ul style="list-style-type: none"> -L'ottimizzazione avviene a livello locale e non globale -Il risultato è di tipo dicotomico
Algoritmi genetici	<ul style="list-style-type: none"> -Si ottengono attraverso funzioni lineari ottimizzate che non dipendono da ipotesi di normalità -Si può gestire il segno degli indicatori che entrano nella funzione 	<ul style="list-style-type: none"> -Risultati meno precisi che MDA
Analisi discriminante multivariata	<ul style="list-style-type: none"> -Dà un risultato continuo -Dà risultati migliori sia degli AD che degli AG 	<ul style="list-style-type: none"> -Ipotesi di normalità dei dati finanziari -Le matrici di varianza e covarianza devono essere uguali
Reti neurali	<ul style="list-style-type: none"> -Capacità di apprendere dalla realtà e di generalizzare -Capacità di adattarsi a situazioni complesse e dinamiche -Capacità di dare poco peso agli outliers -Velocità computazionale 	<ul style="list-style-type: none"> -Fase di apprendimento lungo -Grande quantità di dati -Overfitting⁴⁶

⁴⁶ Si tratta in particolare del fatto che, poiché nella fase di apprendimento vengono presentati alla rete i casi del training set per minimizzare i corrispondenti errori di classificazione, può succedere che la stessa rete si super-specializzi nella corretta classificazione dei soli casi di apprendimento.

È stato dimostrato, in letteratura, come l'algoritmo genetico sia una procedura di ricerca che, passando da una popolazione di soluzioni ad un'altra, si focalizza sull'area della soluzione migliore semplificando sempre più l'insieme dei parametri. In questo modo, l'ottimo che si ottiene è globale e non locale e la rete è in grado di trovare una soluzione efficiente per ogni realtà considerata.

Ulteriore confronto è stato fatto tra le reti neurali e i modelli **ARMA** (**A**utoregressive **M**obile **A**verage). Questo tema è stato affrontato da Hill, Marquez, O'Connor e Remus (1993) che sostengono che i migliori risultati attribuiti alle reti neurali sono dovuti alla presenza di determinate

condizioni. Come sottolineano gli autori, a livello teorico la superiorità delle reti neurali backpropagation è dimostrata, ma sul piano empirico è necessario implementare al posto della backpropagation un meccanismo diverso come ad esempio un algoritmo genetico o un ID3. Tuttavia, in un lavoro di Fenga troviamo ugualmente il confronto tra reti neurali e modelli particolari ARMA ed i risultati confermano la superiorità delle reti neurali. Anche in questo studio, l'architettura della rete migliore ha un solo strato nascosto e la funzione utilizzata è di tipo sigmoide.

Nella tabella 4 sono stati riepilogati i principali punti di forza e debolezza dei modelli più utilizzati in letteratura per l'analisi del rischio, ponendo

l'attenzione su Alberi decisionali, Algoritmi genetici, Analisi multivariata discriminante e Reti neurali.

5.4. Modelli complessi: reti neurali ibride

Ultimo tema che affrontiamo a proposito delle reti neurali sono i modelli ibridi.

Un primo tentativo è stato fatto da Foster, Collopy e Ungar (1992) che confrontano la

regressione lineare con le reti ed in un secondo tempo combinano queste tecniche. Il risultato che si ottiene è che la seconda metodologia utilizzata genera risultati migliori.

Bach *et al.* (1996) utilizzano gli algoritmi genetici per la selezione degli inputs da inserire in una rete multistrato. Il confronto tra le reti neurali, la MDA e la regressione lineare fa risultare vincenti le prime.

Tabella 5: Accuratezza dei risultati previsivi per i diversi modelli utilizzati

Group	MDA	ID3	MDA-ass NN	ID3-ass NN	SOFM(MD A)-ass NN	SOFM(ID 3)-ass NN	Total
Group I	68.00%	74.00%	70.00%	73.00%	84.00%	74.00%	73.83%
Group II	68.57%	77.86%	80.00%	81.43%	74.30%	80.00%	76.19%
Group III	70.00%	77.50%	80.00%	82.50%	82.50%	77.50%	78.33%
Total	68.57%	74.29%	75.24%	77.62%	80.48%	76.67%	75.00%

Fonte: Lee, Han e Kwon (1996)

Tuttavia, il principale lavoro svolto sulle reti neurali artificiali ibride è stato fatto da Lee, Han e Kwon nel 1996 in cui le reti neurali vengono combinate con altre tecniche statistiche. I risultati empirici mostrano la potenza dei modelli ibridi ed è in questa direzione che sono progrediti gli studi.

In questo articolo vengono confrontati 3 modelli ibridi di reti neurali, analisi discriminante multivariata e ID3.

Come mostrato nella tabella 5, il modello che meglio prevede l'insolvenza è il SOFM(MDA)-assisted NN⁴⁷.

In particolare, ID3 e MDA vengono utilizzati, in questo studio, in fase di "preprocessamento"⁴⁸ dei dati, dunque il modello vincente risulta tale perché attraverso la MDA si riescono a caratterizzare

meglio gli inputs in ingresso nella rete.

Sempre su questo tema, più recente è il working paper di Yim e Mitchell del 2002. Gli autori analizzano se due tipi di rete ibride MLP possano generare risultati migliori dei modelli statistici tradizionali.

I due approcci utilizzati per creare i modelli ibridi sono stati i seguenti:

- Utilizzare i modelli statistici per selezionare le variabili inputs per le ANN.
- Utilizzare l'output, stimato in termini probabilistici, come inputs della ANN. A questo proposito, Chilanti (1993) aveva già formulato un'ipotesi di questo tipo introducendo l'output di una rete come input della rete successiva. In questo modo le reti risultano legate a cascata in senso markoviano.

Tornando invece al lavoro di Yim e Mitchell (2002), l'introduzione di modelli statistici all'interno delle reti neurali viene giustificato dal fatto che la presenza di più variabili può portare la rete a soffrire di overfitting.

Vengono dunque definiti tre modelli ibridi:

- Le metodologie Logit e DA (Discriminant Analysis) vengono impiegate nella fase di preprocessamento per selezionare le variabili: ANN-Logit e ANN-DA;

⁴⁷ Questo tipo di rete significa Self Organizing Feature Map e nasce dalla combinazione del modello SOM (Self Organizing Map) e LVQ (Linear Vector Quantization).

Nell'articolo questa modellistica combina il modello supervisionato e non supervisionato in modo sequenziale. Così facendo, si riduce la non regolarità all'interno dei dati. Inizialmente si applica il modello non controllato agli inputs, in modo da generare un determinato numero di clusters, e poi lo stesso modello viene applicato ai singoli clusters.

⁴⁸ Durante tale momento, viene definita una prima classificazione dei dati ed in particolare per la selezione delle altre variabili di input importanti da utilizzare nelle reti neurali.

- La probabilità di fallimento prevista dal modello Logit o DA viene introdotta come input nella rete: ANN-Plogit e ANN-PDA;
- I modelli Logit e DA vengono utilizzati nella fase di preprocessamento per selezionare le variabili e la probabilità di fallimento previsto dai modelli Logit e DA viene utilizzata come input nella rete: ANN-Logit-PLogit; ANN-

Logit-PDA; ANN-DA-PDA e ANN-DA-Plogit.

Nella tabella 6, si possono confrontare i risultati ottenuti applicando le tecniche illustrate al campione di training ed emerge chiaramente che i modelli ibridi danno vita a risultati migliori rispetto alle altre metodologie.

Tabella 6: Accuratezza dei modelli testati ad uno e due anni dall'insolvenza

Best Model	1 year before		2 years before failure	
	Non failed firms correctly classified (%)	Failed firms correctly classified (%)	Non failed firms correctly classified (%)	Failed firms correctly classified (%)
DA	86	75	86.3	60
Logit	91	80	91.2	55
ANN	94	80	95	65
ANN-DA	98	75	96.2	65
ANN-PDA	96	80	95	75
ANN-DA-PDA	93	75	96.2	65
ANN-Logit	98	70	96.2	65
ANN-Plogit	96	85	95	75
ANN-Logit-Plogit	93	85	97.5	65
ANN-DA-Plogit	93	85	97.5	65
ANN-Logit-PDA	91	80	95	65

Fonte: Yim e Mitchell (2002)

Tabella 7: Accuratezza dei risultati in caso di utilizzo di dati non appartenenti al training set

Best Model	1 year before	
	Non failed firms correctly classified (%)	Failed firms correctly classified (%)
DA	86	60
Logit	89	60
ANN	94	50
ANN-DA	92	50
Hybrid (ANN-PDA)	94	50
Hybrid (ANN-DA-PDA)	92	60
ANN-Logit	94	50
Hybrid (ANN-Plogit)	89	60
Hybrid (ANN-Logit-Plogit)	89	60
Hybrid (ANN-Logit-PDA)	94	80

Fonte: Yim e Mitchell (2002)

Come è stato evidenziato, i modelli che generano le performances migliori sono l'ANN-Plogit, l'ANN-Logit-Plogit, l'ANN-DA-Plogit. A questo punto, è chiaro come i modelli composti o ibridi riescano, almeno per quanto riguarda il training set, a dare risultati decisamente migliori delle metodologie che invece si presentano nella loro forma semplice

Utilizzando un campione di dati diversi da quello utilizzato per il training, viene valutata l'accuratezza della classificazione dei diversi modelli.

Nella tabella 7, viene invece mostrata l'accuratezza dei risultati da cui è possibile estrarre la superiorità incontrastata dei modelli ibridi di reti neurali.

In accordo con Yim e Mitchell possiamo dunque dire che in futuro saranno sempre più utilizzate le reti neurali ibride rispetto ai modelli semplici. Questo avviene perché, utilizzando diversi modelli, si riescono a neutralizzare i punti deboli ed a sfruttare i punti di forza dei modelli presi singolarmente.

Un grosso limite davanti al quale ci si trova nell'affrontare le reti neurali, è quello per cui risulta molto difficile fare l'analisi di significatività e creare degli intervalli di confidenza dei risultati ottenuti, cosa che invece è pratica comune in tutti i modelli di tipo statistico-econometrico.

La strada migliore dunque, risulta probabilmente essere quella degli Algoritmi genetici applicati alle reti neurali. In questi casi si dovrebbe procedere nel modo seguente: si crea casualmente un determinato numero di reti, ad esempio 100, che sono descritte dal relativo vettore di pesi. Il secondo passo è quello di prendere due reti e incrociarle in modo casuale e procedere in questo modo con l'obiettivo di generare una nuova popolazione finita di individui. Alla fine rimarranno solo quelle rappresentazioni che sono riuscite a sopravvivere alla selezione, che sono state ricombinate e che quindi meglio degli altri soggetti riescono a risolvere il problema della previsione dell'insolvenza. Tuttavia, questa idea ha un fortissimo punto debole che è la limitata capacità operativa di un personal computer che non sarebbe in grado di dare risultati in breve tempo.

Ulteriore modellistica che è possibile utilizzare per la creazione di modelli ibridi, è la logica *fuzzy*

che ci permette di dare dei valori numerici a variabili che per loro natura hanno solo valore qualitativo, come la capacità imprenditoriale oppure caratteristiche proprie di colui che richiede il prestito.

A livello di rete neurale, il genere che sembra prevalere nella letteratura più recente, è quello delle reti SOFM.

Infatti, con questa metodologia, come spiegato nella tabella 2, è possibile individuare gruppi di input distribuiti in base alla loro somiglianza. È, però, necessario, utilizzare nella fase di preprocessamento, un modello adeguato come dimostrano i risultati presentati nella tabella 5.

In conclusione, è possibile quindi affermare che è necessario che la ricerca futura sia indirizzata all'analisi dell'algoritmo di apprendimento della rete, alla funzione di attivazione ed al tipo di rete. Fattore decisivo è l'introduzione di variabili di tipo qualitativo che vanno opportunamente trasformate affinché possano rientrare all'interno della rete.

6. Indicatori adottati come input delle reti

In questo paragrafo si approfondisce la natura delle variabili immesse nei modelli trattati ed in particolare nelle reti neurali. Si prenderanno in considerazione anche le variabili dei modelli *credit scoring* in virtù del fatto che le variabili di input sono le stesse sia che si parli di analisi discriminante, sia che ci si riferisca a sistemi esperti.

La scelta preliminare implica un duplice passaggio, il primo è relativo alla scelta del campione, ossia alla popolazione di aziende contemplate nell'analisi, il secondo è relativo alla numerosità delle variabili.

Il campione viene scelto in diversi modi, secondo un rapporto bilanciato di imprese fallite e non fallite oppure secondo un rapporto sbilanciato (ad esempio 30% fallite 70% non fallite).

La decisione di optare per modelli che utilizzano le reti neurali implica un'indagine approfondita sulle variabili che costituiscono gli input della rete e sui problemi ad esse connessi. La selezione, infatti, è critica per l'esito dell'elaborazione e per la logicità dei risultati.

I problemi che si presentano e che necessitano

di esser attentamente considerati riguardano:

Overfitting. È l'eccessivo adattamento alle caratteristiche del campione: prolungando oltre una data soglia la fase di apprendimento sul campione, l'algoritmo potrebbe risultare perfettamente dimensionato sui dati del *training set*, ma non essere più efficiente per le previsioni sulla popolazione. Il punto critico è, dunque, la determinazione della soglia di adattamento dell'algoritmo della rete. Da qui si comprende come la rete possa essere definita *black box*, in quanto non rende espliciti tutti i meccanismi di funzionamento, in maniera da essere opportunamente interrotti e modificati;

Correlazione tra le variabili. È necessario verificare che non vi sia correlazione tra le grandezze che costituiscono gli indicatori e, quindi, gli input del modello, in quanto causerebbe una replicazione degli indicatori;

Significatività degli indicatori. È opportuno che vi sia coerenza tra il set iniziale di indicatori immessi nel sistema e il database di bilanci a disposizione. Inoltre, è necessario verificare che tutte le grandezze che compongono gli indici selezionati siano deducibili anche dai bilanci redatti in forma semplificata. Infatti alcuni degli indicatori di bilancio più significativi ai fini della definizione dell'insolvenza non sono ottenibili se non è disponibile un ampio dettaglio delle informazioni contabili.⁴⁹

Nella letteratura le variabili candidate ad essere inserite nei modelli sono rappresentate da indici di bilancio, da indicatori finanziari (se le imprese inserite nel campione sono quotate) e da indicatori macroeconomici

Gli indicatori macroeconomici vengono utilizzati per valutare la ciclicità delle imprese e per legittimare talune inefficienze mostrate durante tutto il loro periodo di vita.

Gli indicatori derivati dal mercato si riferiscono alle aziende che emettono azioni e obbligazioni; la loro presenza all'interno di un sistema di variabili attribuisce al modello una componente *forward looking* in virtù del fatto che il prezzo dell'azione incorpora informazioni, circa la credibilità del management, circa la reputazione di cui gode

⁴⁹ Per esempio: il flusso di cassa non si può calcolare in maniera corretta se non è presente il dettaglio sulla natura dei crediti.

l'azienda le relative prospettive di crescita.

Come descritto da Atiya (2001) nella sua analisi sui nuovi risultati sui modelli che ricorrono a reti neurali, si evince una attitudine all'utilizzo ricorrente negli indici di variabili descritte nel primo approccio di Altman:

- ❑ Attivo totale: la somma tra le attività correnti e quelle a lungo termine. Individua la dimensione aziendale;
- ❑ Passività totali: la somma tra passività correnti e debiti a lungo termine;
- ❑ Capitale circolante: differenza tra attività e passività correnti. Indica la capacità dell'azienda di far fronte alle obbligazioni contratte a breve termine⁵⁰;
- ❑ Capitalizzazione di mercato (rispetto al debito totale). Un elevato valore indica un'alta capacità di performare;
- ❑ Vendite. Indica lo stato di salute dell'attività caratteristica dell'impresa⁵¹.

Al fine di verificare la bontà delle variabili nella rappresentazione dello stato di salute dell'impresa Altman e Narayanan (1997) hanno effettuato una catalogazione delle variabili prese in considerazione nei modelli credit scoring più utilizzati.

Charalambous, Charitou e Kaourou (2000) hanno svolto uno studio comparativo sulla capacità di prevedere il default di alcune aziende. Lo studio compara tre metodi: il Learnig Vector Quantization, il Radial Basis Function e le reti neurali Feedforward. I metodi sono applicati ad un *dataset* di 139 coppie di imprese (fallite e non fallite).

Dall'implementazione di analisi univariate e regressione graduale delle prime 27 variabili considerate dagli autori troviamo le successive 7 variabili più significative nella previsione del fallimento.

- ❑ Cassa / Totale attivo;

⁵⁰ Il totale attivo è finanziato dal totale delle passività e dal capitale azionario (*book value*).

⁵¹ Questo indicatore per essere significativo andrebbe standardizzato per settore di appartenenza.

Tabella 8: International Survey of Credit Scoring Models

STUDIES CITED	EXPLANATORY VARIABLES
United States	
Altman (1968)	EBIT/assets; retained earnings/ assets; working capital/assets; sales/assets; market value (MV) equity/book value of debt.
Japan	
Ko (1982)	EBIT/sales; working capital/debt; inventory turnover 2 years prior/inventory turnover 3 years prior; MV equity/debt; standard error of net income (4 years).
Takahashi et al. (1984)	Net worth/fixed assets; current liabilities/assets; voluntary reserves plus unappropriated surplus/assets; interest expense/sales; earned surplus; increase in residual value/sales; ordinary profit/assets; sales - variable costs.
Switzerland	
Weibel (1973)	Liquidity (near monetary resource asset – current liabilities)/ operating expenses prior to depreciation; inventory turnover; debt/assets.
Germany	
Baetge, Huss and Niehaus (1988)	Net worth/(total assets – quick assets – property & plant); (operating income + ordinary depreciation + addition to pension reserves)/assets; (cash income – expenses)/short-term liabilities.
von Stein and Ziegler (1984)	Capital borrowed/total capital; short-term borrowed capital/output; accounts payable for purchases & deliveries / material costs; (bill of exchange liabilities + accounts payable)/output; (current assets – short-term borrowed capital)/output; equity/(total assets – liquid assets – real estate); equity/(tangible property – real estate); short-term borrowed capital/current assets; (working expenditure – depreciation on tangible property)/(liquid assets + accounts receivable – short-term borrowed capital); operational result/capital; (operational result + depreciation)/net turnover; (operational result + depreciation)/short-term borrowed capital; (operational result + depreciation)/total capital borrowed.
England	
Marais (1979), Earl & Marais (1982)	Current assets/gross total assets; 1/gross total assets; cash flow/current liabilities; (funds generated from operations – net change in working capital)/debt.
Canada	
Altman and Lavalée (1981)	Current assets/current liabilities; net after-tax profits/debt; rate of growth of equity – rate of asset growth; debt/assets; sales/assets.
The Netherlands	
Bilderbeek (1979)	Retained earnings/assets; accounts payable/sales; added value/ assets; sales/assets; net profit/equity.
Van Frederikslust (1978)	Liquidity ratio (change in short-term debt over time); profitability ratio (rate of return on equity).
Spain	
Fernandez (1988)	Return on investment; cash flow/current liabilities; quick ratio/ industry value; before tax earnings/sales; cash flow/sales; (permanent funds/net fixed assets)/industry value.
Italy	
Altman, Marco, and Varetto (1994)	Ability to bear cost of debt; liquidity; ability to bear financial debt; profitability; assets/liabilities; profit accumulation; trade indebtedness; efficiency.
Australia	
Izan (1984)	EBIT/interest; MV equity/liabilities; EBIT/assets; funded debt/ shareholder funds; current assets/current liabilities.
Greece	
Gloubois and Grammatikos (1988)	Gross income/current liabilities; debt/assets; net working capital/assets; gross income/assets; current assets/current liabilities.
Brazil	
Altman, Baidya, & Ribeiro-Dias, 1979	Retained earnings/assets; EBIT/assets; sales/assets; MV equity/ book value of liabilities.
India	
Bhatia (1988)	Cash flow/debt; current ratio; profit after tax/net worth; interest/ output; sales/assets; stock of finished goods/sales; working capital management ratio.
Korea	
Altman, Kim and Eom (1995)	Log/assets); log(sales/assets); retained earnings/assets; MV of equity/liabilities.
Singapore	
Ta and Seah (1981)	Operating profit/liabilities; current assets/current liabilities; EAIT/paid-up capital; sales/working capital; (current assets – stocks – current liabilities)/EBIT; total shareholders' fund/liabilities; ordinary shareholders' fund/capital used.
Finland	
Suominen (1988)	Profitability: (quick flow – direct taxes)/assets; Liquidity: (quick assets/total assets); liabilities/assets.
Uruguay	
Pascale (1988)	Sales/debt; net earnings/assets; long-term debt/total debt.
Turkey	
Unal (1988)	EBIT/assets; quick assets/current debt; net working capital/sales; quick assets/inventory; debt/assets; long-term debt/assets.

Fonte: Altman e Narayanan (1997)

- ❑ Passività correnti / Totale attivo;
- ❑ Variazione degli Effetti Attivi;
- ❑ (Debiti a 1 anno + Debiti a lungo termine) / Totale attivo;
- ❑ Dummy su Reddito operativo: 1 se negativo negli ultimi due anni, 0 altrimenti;
- ❑ Variazioni di Cash flow da / Valore di mercato;
- ❑ Capitale circolante lordo / Valore di mercato dell'equity a fine anno.

In uno studio di Atiya (2001) si distinguono due classi di indicatori implementati nella rete, la prima è relativo agli indici di bilancio l'altro combina indici di bilancio con valori di mercato.

La prima classe:

- ❑ Book value/ Totale attivo;
- ❑ Cash flow / Totale attivo;
- ❑ ROC⁵², tasso di variazione delle quotazioni;
- ❑ Reddito operativo lordo / Totale attivo;
- ❑ Tasso di rendimento degli asset, ROA.

La seconda classe:

- ❑ Book value/ Totale attivo;
- ❑ Cash flow / Totale attivo;
- ❑ ROC, tasso di variazione delle quotazioni;
- ❑ Prezzo / Cash flow;
- ❑ Volatilità del prezzo delle azioni.

Il secondo sistema è risultato essere più efficiente del primo in quanto è riuscito a prevedere il default prima. Questo anche a dimostrazione della capacità previsionale insita nei valori di mercato, che incorporano le aspettative, ma anche la percezione di eventi negativi (ad esempio una modifica dell'assetto manageriale).

7. Next Steps

Molti lavori teorici ed empirici hanno cercato di determinare la valenza di modelli statistici e di modelli che usano le ANN. Il nostro obiettivo è stato quello di mettere in evidenza i pregi e i difetti che ciascun approccio al rischio d'impresa è

⁵² $Roc = ((P-P5)/P5)*100$ ove P è l'ultima chiusura e P5 è la chiusura di 5 periodi indietro. Il rapporto viene moltiplicato per 100 allo scopo di regolarizzare l'oscillatore attorno ad una linea dello Zero.

capace di stabilire, in generale il rischio viene stimato sulla base delle informazioni disponibili, perciò tutta l'analisi è stata "limitata" alle informazioni disponibili.

È noto che in alcuni casi le reti neurali hanno maggiore flessibilità rispetto ai metodi di regressione tradizionali, ciò dipende dall'elevato numero di parametri di cui sono composte, dalla loro capacità di stima delle trasformazioni non lineari delle variabili indipendenti in grado di migliorare l'approssimazione delle variabili dipendenti.

L'impiego di reti neurali presenta, come visto, alcuni limiti: l'*overfitting* dei dati, la non determinabilità a priori del numero e del valore adeguato dei parametri che compongono e il risultato non consentono una interpretazione immediata del legame esistente tra le variabili.

Le reti neurali devono, dunque, essere applicate come stadio finale all'analisi delle relazioni tra variabili, ossia dopo che tali relazioni siano state messe in evidenza con dei metodi statistici classici.

A seguito delle ricerche bibliografiche condotte fino ad oggi, si è deciso di effettuare una prima sperimentazione con il modello denominato "Alberi decisionali". La stesura dell'algoritmo "Alberi decisionali", verrà effettuata in parallelo con l'analisi statistica degli indici. È fondamentale mettere in evidenza in questa sede che il modello sarà applicato sia come metodo valutativo che previsionale.

L'innovazione alle tecniche presentate e già sviluppate, che si intende apportare ai fini della nostra analisi, prevede innanzitutto una diversa selezione di indici di bilancio da introdurre come input nelle reti, poi l'inserimento di *bias* non strettamente attinenti agli indici di bilancio ma collegati ad aspetti qualitativi nonché macroeconomici, che condizionano, a diversi livelli di intensità, la condotta delle imprese e dei settori.

Gli indici che a nostro avviso risultano essere i più significativi da introdurre al primo livello della rete sono i seguenti:

- ❑ Cash flow/Attivo totale;
- ❑ Leverage;
- ❑ Cash flow/Debiti a breve;
- ❑ Cash flow/Oneri finanziari;

- Attività correnti/Passività correnti;
- Fondo di Capitale disponibile netto/Attivo totale;
- Free cash flow/Attivo totale;
- Debiti a breve/Attivo totale;
- Oneri finanziari/Valore aggiunto;
- Variazione % Valore aggiunto d'impresa/
Variazione % Valore aggiunto di settore (o
stesso indice su fatturato).

Tali indicatori sono stati selezionati sia in base alla letteratura esaminata sia in base all'obiettivo prefissato. Eventuali ridondanze degli indici saranno valutate nella prima fase di test, che andrà ad analizzare le correlazioni tra i valori.

Al momento, inoltre, si stanno ancora valutando i *bias* dei fondamentali da inserire nel secondo livello della rete come pure le variabili qualitative dell'andamento delle imprese, desumibili a partire dalle informazioni disponibili.

Bibliografia

"Corporate Ratings Criteria" al sito dell'agenzia:
www.standardandpoors.com

- Adya M., Collopy F., 1998, "How effective are Neural Networks at forecasting and prediction? A review and evaluation", *Journal of Forecasting*, 17, pp. 481-495.
- Allen L., 2002, "Credit Risk Modelling of Middle Market" presented at the Wharton conference on Credit Risk Modeling and Decisioning, May 29-30.
- Altman E.I., *Corporate Financial Distress. A complete guide to predicting, avoiding and dealing with bankruptcy*, Wiley & Sons, Toronto.
- Altman E.I., Kim, D.W., Eom, Y.H., 1995, "Failure prediction: Evidence from Korea", *Journal of International Financial Management and Accounting*, 6, pp. 230-259.
- Altman E.I., Lavalley, M., 1981, "Business failure classification in Canada", *Journal of Business Administration*, Summer.
- Altman E.I., Marco G., Varetto F., 1994, "Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)", *Journal of Banking and Finance*, 18, pp. 505-529.

- Altman E.I., Narayanan, P., 1997, "An international survey of business failure classification models", *Financial Markets, Institutions and Instruments*, 6.
- Altman E.I., Resti A., Sironi A., 2002, "The link between default and recovery rates: effects on the procyclicality of regulatory capital ratios", BIS WP13, Monetary and economic department.
- Altman E.I., 1968, "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy". *Journal of Finance* 23, 589-609.
- Altman E.I., Baidya T., Riberio-Dias L.M., 1979, "Assessing potential financial problems of firms in Brazil", *Journal of International Business Studies*, Fall.
- Atiya A.F., 2001, "Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new result", *IEEE Transactions on neural networks*, vol. 12, n. 4.
- Back B., Laitinen T., Sere K., 1996, "Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions", *Expert Syst. Appl.*, pp. 407-413.
- Back B., Sere K., Wezel M.C., 1995, "A comparative study of neural networks in bankruptcy prediction", Turku Centre for Computer Science, *Technical Report*.
- Beaver W., 1966, "Financial Ratios as Predictors of Failure", *Journal of Accounting Research*, Supplement on Empirical Research in Accounting, pp. 71-111.
- Berger & Mester, 1997, "Inside the Black Box: What Explains Differences in the Efficiencies of Financial Institutions?", Center for Financial Institutions Working Papers 97-04, Wharton School Center for Financial Institutions, University of Pennsylvania.
- Bilderbeek J., 1979, "An empirical study of the predictive ability of financial ratios in the Netherlands", *Zeitschrift für Betriebswirtschaft*, No. 5.
- BIS, 2000, "Range of practice in banks' internal ratings systems", Basel Committee on Banking Supervision, Document No. 66.
- BIS, 2003, "The new Basel Capital Accord": Consultative document. Basel Committee on Banking Supervision, April 2003.
- Black, Fischer and John C. Cox, 1976, "Valuing Corporate Securities: Some Effects of Bond Indenture Provisions", *Journal of Finance*, Vol. XXXI, No. 2, pp. 351-367.

- Black, Fischer and Myron Scholes, 1973, "The Pricing of Options and Corporate Liabilities", *Journal of Political Economy*, 81:3, pp. 637-654.
- Carty L., Lieberman, D., 1996, "Corporate bond defaults and default rates 1938-1999", *Moody's Investors Service Global Credit Research*, New York, NY.
- Chilanti M., 1993, "Analisi e previsione delle insolvenze: un approccio neurale", *Finanza Imprese e Mercati*, 3.
- Coats P., Fant L., 1993, "Recognizing financial distress patterns using a neural network tool", *Financial Management*, vol. 22, pp. 142-155.
- Crosbie P., Bohn J., 2003, "Modelling default Risk. Modelling Methodology", Moody's KMV Company.
- Crouhy M., Galai D., Mark, R., 2000, "A comparative analysis of current credit risk models", *Journal of Banking and Finance* 24, pp. 57-117.
- De Almeida, Dumontier, 1993, "Neural networks, accounting numbers and bankruptcy prediction", Association Française de Comptabilité, *Comptabilité et Nouvelles Technologies*, Mai, pp 269-286.
- Delianedis G., Geske R., 1998, "Credit risk and risk-neutral default probabilities: Information about rating migrations and defaults", Bank of England Conference on Credit Risk Modeling and Regulatory Implications, London, September 21-22.
- Duffie D., 1999, "Credit swap valuation", *Financial Analysts Journal*, 55, pp. 73-87.
- Duffie D., Lando D., 2001, "Term structures of credit spreads with incomplete accounting information", *Econometrica*, 69, pp. 633-664.
- Duffie D., Singleton K.J., 1998, "Simulating correlation defaults", Bank of England Conference on Credit Risk Modeling and Regulatory Implications, London, September 21-22.
- Duffie D., Singleton K.J., 1999, "Modeling term structures of defaultable bonds", *Review of Financial Studies*, 12, pp. 687-720.
- Dwyer D., Kocagil A., Stein R., 2004, "The Moody's KMV EDF™ RISKCALC™ v3.1 Model Next-Generation Technology or predicting private firm credit default risk", Moody's KMV Company.
- Falkenstein E., Boral A., Carty L.V., 2000, "RiskCalc for private companies: Moody's default model". Moody's Investors Service Global Credit Research, New York, NY.
- Fanni M., 2000, *Manuale di finanza dell'impresa*, Giuffrè Editore.
- Fenga L., "L'utilizzo di reti neurali per la stima anticipata e la previsione di serie storiche stagionali. Un'analisi comparativa con modelli della classe ARMA su serie ISTAT delle presenze turistiche in Italia".
- Fletcher D., Goss E., 1993, "Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data", *Information & Management*, 24, pp. 159-167.
- Foster W. R., Collopy F., Ungar L. H., 1992, "Neural network forecasting of short, noisy time series", *Computers in Chemical Engineering*, 16, 4, pp. 293-297.
- Frabboni F., Pinto Minerva F., 1997, *Manuale di pedagogia generale*, Laterza, Bari.
- Frabboni F., Pinto Minerva F., 2002, *Manuale di pedagogia generale*, Laterza, Bari.
- Geske, Robert, 1977, "The Valuation of Corporate Liabilities as Compound Options", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 12, No. 4, UCLA, pp. 541-552.
- Gloubois G., Grammatikos T., 1988, "The success of bankruptcy prediction models in Greece", *Studies in Banking and Finance*, 7, pp. 37-46.
- Hill T., Marquez L., O'Connor M., Remus W., 1993, "Artificial neural network models for forecasting and decision making", NN4CAST6, wp 5.
- Hirtle B.J., Levonian M., Saidenberg M., Walter, S., Wright, D., 2001, "Using credit risk models for regulatory capital: Issues and options", *Economic Policy Review*, Federal Reserve Bank of New York, March, 19-36.
- Ho K. L., Hsu Y., Yang C., 1992, "Short term load forecasting using a multilayer neural network with an adaptive learning algorithm", *IEEE Transactions on Power Systems*, 7, 1, pp. 141-149.
- Hornick, Stinchcombe, White, 1989, "Multilayer feedforward networks are universal approximators", *Neural Networks*, vol. 2, pp 359-366.
- <http://www.naurosolutions.com>, *Getting Started Book in NeuroSolutions4*, 2004.
- Hull, J. and A. White, 1994a. "Numerical Procedures for Implementing Term Structure Models I: Single-Factor Models", *The Journal of Derivatives*, 7-16.

- IIF/ISDA, 2000, "Modeling credit risk: Joint IIF/ISDA testing program", Institute of International Finance and International Swaps and Derivatives Association, February.
- Jarrow R., Lando D., Turnbull, S., 1997, "A Markov model for the term structure of credit spreads", *Review of Financial Studies* 10, pp. 481-523.
- Jarrow R.A., Turnbull S.M., 1995, "Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk", *Journal of Finance* 50, pp. 53-85.
- Jarrow R. A. and Stuart M. Turnbull and D. Lando, 1997b, "A Markov model for the term structure of credit risk spreads," *Review of Financial Studies*, 10, pp. 481-523.
- Jarrow R. A. and Stuart M. Turnbull, 1995, "Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk," *Journal of Finance*, 50, pp. 53-85.
- Jones E. Philip, Scott P. Mason and Eric Rosenfeld, "Contingent Claims Analysis of Corporate Capital Structures: an Empirical Investigation", *Journal of Finance*, Vol. XXXIX, No. 3, (July 1984), pp. 611-625.
- Kerling M., Poddig T., 1994, "Klassifikation von Unternehmen mittels KNN", in *Neuronale Netze in der Ökonomie*, H. Rehkugler and H. G. Zimmermann, Eds. München, Germany.
- Kim I.J., K. Ramaswamy and S. Sundaresan, 1993, "Does default risk in coupons affect the valuation of corporate bonds?: A contingent claim model", *Financial Management*, 22, Autumn, pp. 117-131.
- Kiviluoto K, 1998, "Predicting bankruptcies with the self-organizing map", *Neurocomputing*, vol. 21, pp. 191-201.
- Kocagil A.E., Reyngold A., Bren, D., 2002, "Moody's RiskCalc for private companies: Singapore", Moody's Investors Service Global Credit Research, New York, NY.
- Kohonen, 1990, "Self-Organizing Map", *Proceedings of the IEEE* 78, no. 9.
- Lando, David, 1998, "On Cox Processes and Credit Risky Securities", *Review of Derivatives Research*, 2, pp. 99-120.
- Lee K. C., Han I., Kwon Y., 1996, "Hybrid neural network models for bankruptcy predictions", *Decision Support Systems*, 18.
- Litterman, Robert and Thomas Iben, 1991, "Corporate Bond Valuation and the Term Structure of Credit Spreads", *The Journal of Portfolio Management*, Spring, pp. 52-64.
- Longstaff F. A., and Schwartz E. S. (1995). "A simple approach to valuing risky fixed and floating rate debt", *Journal of Finance*, 50(3), pp. 789-819.
- Madan, Dileep, and Haluk Unal, 1995, "Pricing the Risks of Default", University of Maryland Working Paper.
- Merton R.C., 1974, "On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates", *Journal of Finance* 29, pp. 449-470.
- Mester L.J., 1997, "What's the point of credit scoring?", *Federal Reserve Bank of Philadelphia Business Review*, September/October, 3-16.
- Montesi G., Papiro G., 2003, "Un approccio forward looking per la stima della Probabilità di Default", *Amministrazione e Finanza*, 13.
- Nielsen, L. T., Saa-Requejo J., and Santa-Clara P., 1993. "Default risk and interest rate risk: the term structure of default spreads". Working paper, INSEAD.
- Odom M., Sharda R., 1990, "A neural network model for bankruptcy prediction", in Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks, San Diego, CA.
- Pascale R., 1988, "A multivariate model to predict firm financial problems: The case of Uruguay", *Studies in Banking and Finance*, 7, pp. 171-182.
- Perez M., "Neural Networks applications in bankruptcy forecasting: a state of the art".
- Podding T., 1994, "Bankruptcy prediction: A comparison with discriminant analysis", in: Refenes, A.P. (Ed.), *Neural Networks in Capital Markets*, John Wiley & Sons, Ltd., New York.
- Raghupathi, Schkade, Raju, 1991, "A neural network approach to bankruptcy prediction", *NN in Finance and Investing: Using AI to improve real-world performance*, TRIPPI/TURBAN Irwin Professional Publishing, revised 1996, pp. 227-241.
- Resti A., 2001, "Misurare e gestire il rischio di credito nelle banche: una guida metodologica", *Fondo interbancario di Tutela dei depositi*, Roma.
- RMA, 2000, "Credit risk capital for retail credit products: A survey of sound practices".
- Salchenberger, Cinar, Lash, 1992, "Neural networks: a new tool for predicting thrift failures", *NN in Finance and Investing: Using AI to improve real-world performance*, TRIPPI/TURBAN Irwin Professional Publishing, revised 1996, pp. 303-327.

- Saunders A., Allen L., 2002, *Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms*, second edition. John Wiley & Sons, New York, NY.
- Saurina J., Trucharte C., 2003, "The impact of Basel II on lending to small- and medium-sized firms. A regulatory policy assessment based on the Spanish Credit Register", Working Paper, Bank of Spain.
- Sexton R.S., Dorsey R.E., Johndon J., "Toward global optimization of neural networks: a comparison of the genetic algorithm and backpropagation".
- Sironi A., Marsella M. (a cura di), 1998, *La misurazione e la gestione del rischio di credito. Modelli, strumenti e politiche*, Bancaria editrice.
- Smeraldi G., 2001, "Introduzione alle reti neurali", *Technical Report*, 96-01, Politecnico di Torino.
- Takahashi I., Kurokawa Y., Watase K., 1984, "Corporate bankruptcy prediction in Japan", *Journal of Banking and Finance*, 8, pp. 229-247.
- Tam K. Y., Kiang M. Y., 1990, "Predicting bank failures: a neural network approach", *Applied Artificial Intelligence*, 4, pp. 265-282.
- Tam K. Y., Kiang M. Y., 1992, "Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions", *Management Science*, 38, 7, pp. 926-947.
- Terna P., 1994, "Reti neurali artificiali e modelli ad agenti adattivi", XXXV Riunione scientifica annuale della società italiana degli economisti, Milano.
- Treacy W.F., Carey M., 2000, "Credit risk rating systems at large U.S. Banks", *Journal of Banking and Finance*, 24, pp. 167-201.
- Turban E., Trippi R., *Neural Networks in Finance and Investing. Using artificial neural intelligence to improve real-world performance*, Probus Publishing Company, Chicago Illinois, Cambridge, England.
- Unal T., 1988, "An early warning model of predicting firm failure in Turkey", *Studies in Banking and Finance*, 7, pp. 141-170.
- Varetto F., 1998, "Alberi decisionali ed Algoritmi genetici nell'analisi del rischio di insolvenza", *Centrale dei Bilanci*.
- Vasicek, Oldrich Alfons, 1984, "Credit Valuation," Working Paper, KMV Corporation, <http://www.kmv.com>.
- Von Bertalanffy L., 1971, "Teoria generale dei sistemi. Fondamenti, sviluppo, applicazioni", I.L.I., Milano.
- Wruck K., "Financial Distress, Reorganization, and Organizational Efficiency", *Journal of financial economics*, 27 419.
- Yim J., Mitchell H., 2002, "A comparison of corporate failure models in Australia: Hybrid neural networks, logit models and discriminant analysis", School of Economics and Finance, WP No. 10.
- Zhou C., 2001, "The term structure of credit spreads with jump risk", *Journal of Banking and Finance*, 25, pp. 2015-2040.

WORKING PAPER SERIES (2004-1993)

2004

- 1/04 *Le origini dell'economia dell'innovazione: il contributo di Rae*, by Mario Coccia
- 2/04 *Liberalizzazione e integrazione verticale delle utility elettriche: evidenza empirica da un campione italiano di imprese pubbliche locali*, by Massimiliano Piacenza and Elena Beccio
- 3/04 *Uno studio sull'innovazione nell'industria chimica*, by Anna Ceci, Mario De Marchi, Maurizio Rocchi
- 4/04 *Labour market rigidity and firms' R&D strategies*, by Mario De Marchi and Maurizio Rocchi
- 5/04 *Analisi della tecnologia e approcci alla sua misurazione*, by Mario Coccia
- 6/04 *Analisi delle strutture pubbliche di ricerca scientifica: tassonomia e comportamento strategico*, by Mario Coccia
- 7/04 *Ricerca teorica vs. ricerca applicata. Un'analisi relativa al Cnr*, by Mario Coccia and Secondo Rolfo
- 8/04 *Considerazioni teoriche sulla diffusione delle innovazioni nei distretti industriali: il caso delle ICT*, by Arianna Miglietta
- 9/04 *Le politiche industriali regionali nel Regno Unito*, by Elisa Salvador
- 10/04 *Going public to grow? Evidence from a panel of Italian firms*, by Robert E. Carpenter and L. Rondi
- 11/04 *What Drives Market Prices in the Wine Industry? Estimation of a Hedonic Model for Italian Premium Wine*, by Luigi Benfratello, Massimiliano Piacenza and Stefano Sacchetto
- 12/04 *Brief notes on the policies for science-based firms*, by Mario De Marchi, Maurizio Rocchi
- 13/04 *Countrymetrics e valutazione della performance economica dei paesi: un approccio sistematico*, by Mario Coccia
- 14/04 *Analisi del rischio paese e sistemazione tassonomica*, by Mario Coccia
- 15/04 *Organizing the Offices for Technology Transfer*, by Chiara Franzoni
- 16/04 *Le relazioni tra ricerca pubblica e industria in Italia*, by Secondo Rolfo
- 17/04 *Modelli di analisi e previsione del rischio di insolvenza: una prospettiva delle metodologie applicate*, by Nadia D'Annunzio e Greta Falavigna
- 18/04 *SERIE SPECIALE: Lo stato di salute del sistema industriale piemontese: analisi economico-finanziaria delle imprese piemontesi*, Terzo Rapporto 1999-2002, by Giuseppe Calabrese, Fabrizio Erbetta, Federico Bruno Rolle
- 19/04 *SERIE SPECIALE: Osservatorio sulla dinamica economico-finanziaria delle imprese della filiera del tessile e dell'abbigliamento in Piemonte*, Primo rapporto 1999-2002, by Giuseppe Calabrese, Fabrizio Erbetta, Federico Bruno Rolle
- 20/04 *SERIE SPECIALE: Osservatorio sulla dinamica economico-finanziaria delle imprese della filiera dell'auto in Piemonte*, Secondo Rapporto 1999-2002, by Giuseppe Calabrese, Fabrizio Erbetta, Federico Bruno Rolle

2003

- 1/03 *Models for Measuring the Research Performance and Management of the Public Labs*, by Mario Coccia, March
- 2/03 *An Approach to the Measurement of Technological Change Based on the Intensity of Innovation*, by Mario Coccia, April
- 3/03 *Verso una patente europea dell'informazione: il progetto EnIL*, by Carla Basili, June
- 4/03 *Scala della magnitudo innovativa per misurare l'attrazione spaziale del trasferimento tecnologico*, by Mario Coccia, June
- 5/03 *Mappe cognitive per analizzare i processi di creazione e diffusione della conoscenza negli Istituti di ricerca*, by Emanuele Cadario, July
- 6/03 *Il servizio postale: caratteristiche di mercato e possibilità di liberalizzazione*, by Daniela Boetti, July
- 7/03 *Donne-scienza-tecnologia: analisi di un caso di studio*, by Anita Calcatelli, Mario Coccia, Katia Ferraris and Ivana Tagliafico, July
- 8/03 *SERIE SPECIALE. OSSERVATORIO SULLE PICCOLE IMPRESE INNOVATIVE TRIESTE. Imprese innovative in Friuli Venezia Giulia: un esperimento di analisi congiunta*, by Lucia Rotaris, July
- 9/03 *Regional Industrial Policies in Germany*, by Helmut Karl, Antje Möller and Rüdiger Wink, July
- 10/03 *SERIE SPECIALE. OSSERVATORIO SULLE PICCOLE IMPRESE INNOVATIVE TRIESTE. L'innovazione nelle new technology-based firms in Friuli-Venezia Giulia*, by Paola Guerra, October
- 11/03 *SERIE SPECIALE. Lo stato di salute del sistema industriale piemontese: analisi economico-finanziaria delle imprese piemontesi*, Secondo Rapporto 1998-2001, December
- 12/03 *SERIE SPECIALE. Osservatorio sulla dinamica economico-finanziaria delle imprese della meccanica specializzata in Piemonte*, Primo Rapporto 1998-2001, December
- 13/03 *SERIE SPECIALE. Osservatorio sulla dinamica economico-finanziaria delle imprese delle bevande in Piemonte*, Primo Rapporto 1998-2001, December

2002

- 1/02 *La valutazione dell'intensità del cambiamento tecnologico: la scala Mercalli per le innovazioni*, by Mario Coccia, January

- 2/02 SERIE SPECIALE IN COLLABORAZIONE CON HERMES. *Regulatory constraints and cost efficiency of the Italian public transit systems: an exploratory stochastic frontier model*, by Massimiliano Piacenza, March
- 3/02 *Aspetti gestionali e analisi dell'efficienza nel settore della distribuzione del gas*, by Giovanni Fraquelli and Fabrizio Erbetta, March
- 4/02 *Dinamica e comportamento spaziale del trasferimento tecnologico*, by Mario Coccia, April
- 5/02 *Dimensione organizzativa e performance della ricerca: l'analisi del Consiglio Nazionale delle Ricerche*, by Mario Coccia and Secondo Rolfo, April
- 6/02 *Analisi di un sistema innovativo regionale e implicazioni di policy nel processo di trasferimento tecnologico*, by Monica Cariola and Mario Coccia, April
- 7/02 *Analisi psico-economica di un'organizzazione scientifica e implicazioni di management: l'Istituto Elettrotecnico Nazionale "G. Ferraris"*, by Mario Coccia and Alessandra Monticone, April
- 8/02 *Firm Diversification in the European Union. New Insights on Return to Core Business and Relatedness*, by Laura Rondi and Davide Vannoni, May
- 9/02 *Le nuove tecnologie di informazione e comunicazione nelle PMI: un'analisi sulla diffusione dei siti internet nel distretto di Biella*, by Simona Salinari, June
- 10/02 *La valutazione della soddisfazione di operatori di aziende sanitarie*, by Gian Franco Corio, November
- 11/02 *Analisi del processo innovativo nelle PMI italiane*, by Giuseppe Calabrese, Mario Coccia and Secondo Rolfo, November
- 12/02 *Metrics della Performance dei laboratori pubblici di ricerca e comportamento strategico*, by Mario Coccia, September
- 13/02 *Technometrics basata sull'impatto economico del cambiamento tecnologico*, by Mario Coccia, November

2001

- 1/01 *Competitività e divari di efficienza nell'industria italiana*, by Giovanni Fraquelli, Piercarlo Frigero and Fulvio Sugliano, January
- 2/01 *Waste water purification in Italy: costs and structure of the technology*, by Giovanni Fraquelli and Roberto Giandrone, January
- 3/01 SERIE SPECIALE IN COLLABORAZIONE CON HERMES. *Il trasporto pubblico locale in Italia: variabili esplicative dei divari di costo tra le imprese*, by Giovanni Fraquelli, Massimiliano Piacenza and Graziano Abrate, February
- 4/01 *Relatedness, Coherence, and Coherence Dynamics: Empirical Evidence from Italian Manufacturing*, by Stefano Valvano and Davide Vannoni, February
- 5/01 *Il nuovo panel Ceris su dati di impresa 1977-1997*, by Luigi Benfratello, Diego Margon, Laura Rondi, Alessandro Sembenelli, Davide Vannoni, Silvana Zelli, Maria Zittino, October
- 6/01 *SMEs and innovation: the role of the industrial policy in Italy*, by Giuseppe Calabrese and Secondo Rolfo, May
- 7/01 *Le martingale: aspetti teorici ed applicativi*, by Fabrizio Erbetta and Luca Agnello, September
- 8/01 *Prime valutazioni qualitative sulle politiche per la R&S in alcune regioni italiane*, by Elisa Salvador, October
- 9/01 *Accords technology transfer-based: théorie et méthodologie d'analyse du processus*, by Mario Coccia, October
- 10/01 *Trasferimento tecnologico: indicatori spaziali*, by Mario Coccia, November
- 11/01 *Does the run-up of privatisation work as an effective incentive mechanism? Preliminary findings from a sample of Italian firms*, by Fabrizio Erbetta, October
- 12/01 SERIE SPECIALE IN COLLABORAZIONE CON HERMES. *Costs and Technology of Public Transit Systems in Italy: Some Insights to Face Inefficiency*, by Giovanni Fraquelli, Massimiliano Piacenza and Graziano Abrate, October
- 13/01 *Le NTBFs a Sophia Antipolis, analisi di un campione di imprese*, by Alessandra Ressico, December

2000

- 1/00 *Trasferimento tecnologico: analisi spaziale*, by Mario Coccia, March
- 2/00 *Poli produttivi e sviluppo locale: una indagine sulle tecnologie alimentari nel mezzogiorno*, by Francesco G. Leone, March
- 3/00 *La mission del top management di aziende sanitarie*, by Gian Franco Corio, March
- 4/00 *La percezione dei fattori di qualità in Istituti di ricerca: una prima elaborazione del caso Piemonte*, by Gian Franco Corio, March
- 5/00 *Una metodologia per misurare la performance endogena nelle strutture di R&S*, by Mario Coccia, April
- 6/00 *Soddisfazione, coinvolgimento lavorativo e performance della ricerca*, by Mario Coccia, May
- 7/00 *Foreign Direct Investment and Trade in the EU: Are They Complementary or Substitute in Business Cycles Fluctuations?*, by Giovanna Segre, April
- 8/00 *L'attesa della privatizzazione: una minaccia credibile per il manager?*, by Giovanni Fraquelli, May

- 9/00 *Gli effetti occupazionali dell'innovazione. Verifica su un campione di imprese manifatturiere italiane*, by Marina Di Giacomo, May
- 10/00 *Investment, Cash Flow and Managerial Discretion in State-owned Firms. Evidence Across Soft and Hard Budget Constraints*, by Elisabetta Bertero and Laura Rondi, June
- 11/00 *Effetti delle fusioni e acquisizioni: una rassegna critica dell'evidenza empirica*, by Luigi Benfratello, June
- 12/00 *Identità e immagine organizzativa negli Istituti CNR del Piemonte*, by Paolo Enria, August
- 13/00 *Multinational Firms in Italy: Trends in the Manufacturing Sector*, by Giovanna Segre, September
- 14/00 *Italian Corporate Governance, Investment, and Finance*, by Robert E. Carpenter and Laura Rondi, October
- 15/00 *Multinational Strategies and Outward-Processing Trade between Italy and the CEECs: The Case of Textile-Clothing*, by Giovanni Balcet and Giampaolo Vitali, December
- 16/00 *The Public Transit Systems in Italy: A Critical Analysis of the Regulatory Framework*, by Massimiliano Piacenza, December

1999

- 1/99 *La valutazione delle politiche locali per l'innovazione: il caso dei Centri Servizi in Italia*, by Monica Cariola and Secondo Rolfo, January
- 2/99 *Trasferimento tecnologico ed autofinanziamento: il caso degli Istituti Cnr in Piemonte*, by Mario Coccia, March
- 3/99 *Empirical studies of vertical integration: the transaction cost orthodoxy*, by Davide Vannoni, March
- 4/99 *Developing innovation in small-medium suppliers: evidence from the Italian car industry*, by Giuseppe Calabrese, April
- 5/99 *Privatization in Italy: an analysis of factors productivity and technical efficiency*, by Giovanni Fraquelli and Fabrizio Erbetta, March
- 6/99 *New Technology Based-Firms in Italia: analisi di un campione di imprese triestine*, by Anna Maria Gimigliano, April
- 7/99 *Trasferimento tacito della conoscenza: gli Istituti CNR dell'Area di Ricerca di Torino*, by Mario Coccia, May
- 8/99 *Struttura ed evoluzione di un distretto industriale piemontese: la produzione di casalinghi nel Cusio*, by Alessandra Ressico, June
- 9/99 *Analisi sistemica della performance nelle strutture di ricerca*, by Mario Coccia, September
- 10/99 *The entry mode choice of EU leading companies (1987-1997)*, by Giampaolo Vitali, November
- 11/99 *Esperimenti di trasferimento tecnologico alle piccole e medie imprese nella Regione Piemonte*, by Mario Coccia, November
- 12/99 *A mathematical model for performance evaluation in the R&D laboratories: theory and application in Italy*, by Mario Coccia, November
- 13/99 *Trasferimento tecnologico: analisi dei fruitori*, by Mario Coccia, December
- 14/99 *Beyond profitability: effects of acquisitions on technical efficiency and productivity in the Italian pasta industry*, by Luigi Benfratello, December
- 15/99 *Determinanti ed effetti delle fusioni e acquisizioni: un'analisi sulla base delle notifiche alle autorità antitrust*, by Luigi Benfratello, December

1998

- 1/98 *Alcune riflessioni preliminari sul mercato degli strumenti multimediali*, by Paolo Vaglio, January
- 2/98 *Before and after privatization: a comparison between competitive firms*, by Giovanni Fraquelli and Paola Fabbri, January
- 3/98 **Not available**
- 4/98 *Le importazioni come incentivo alla concorrenza: l'evidenza empirica internazionale e il caso del mercato unico europeo*, by Anna Bottasso, May
- 5/98 *SEM and the changing structure of EU Manufacturing, 1987-1993*, by Stephen Davies, Laura Rondi and Alessandro Sembenelli, November
- 6/98 *The diversified firm: non formal theories versus formal models*, by Davide Vannoni, December
- 7/98 *Managerial discretion and investment decisions of state-owned firms: evidence from a panel of Italian companies*, by Elisabetta Bertero and Laura Rondi, December
- 8/98 *La valutazione della R&S in Italia: rassegna delle esperienze del C.N.R. e proposta di un approccio alternativo*, by Domiziano Boschi, December
- 9/98 *Multidimensional Performance in Telecommunications, Regulation and Competition: Analysing the European Major Players*, by Giovanni Fraquelli and Davide Vannoni, December

1997

- 1/97 *Multinationality, diversification and firm size. An empirical analysis of Europe's leading firms*, by Stephen Davies, Laura Rondi and Alessandro Sembenelli, January

- 2/97 *Qualità totale e organizzazione del lavoro nelle aziende sanitarie*, by Gian Franco Corio, January
- 3/97 *Reorganising the product and process development in Fiat Auto*, by Giuseppe Calabrese, February
- 4/97 *Buyer-supplier best practices in product development: evidence from car industry*, by Giuseppe Calabrese, April
- 5/97 *L'innovazione nei distretti industriali. Una rassegna ragionata della letteratura*, by Elena Ragazzi, April
- 6/97 *The impact of financing constraints on markups: theory and evidence from Italian firm level data*, by Anna Bottasso, Marzio Galeotti and Alessandro Sembenelli, April
- 7/97 *Capacità competitiva e evoluzione strutturale dei settori di specializzazione: il caso delle macchine per confezionamento e imballaggio*, by Secondo Rolfo, Paolo Vaglio, April
- 8/97 *Tecnologia e produttività delle aziende elettriche municipalizzate*, by Giovanni Fraquelli and Piercarlo Frigero, April
- 9/97 *La normativa nazionale e regionale per l'innovazione e la qualità nelle piccole e medie imprese: leggi, risorse, risultati e nuovi strumenti*, by Giuseppe Calabrese, June
- 10/97 *European integration and leading firms' entry and exit strategies*, by Steve Davies, Laura Rondi and Alessandro Sembenelli, April
- 11/97 *Does debt discipline state-owned firms? Evidence from a panel of Italian firms*, by Elisabetta Bertero and Laura Rondi, July
- 12/97 *Distretti industriali e innovazione: i limiti dei sistemi tecnologici locali*, by Secondo Rolfo and Giampaolo Vitali, July
- 13/97 *Costs, technology and ownership form of natural gas distribution in Italy*, by Giovanni Fraquelli and Roberto Giandrone, July
- 14/97 *Costs and structure of technology in the Italian water industry*, by Paola Fabbri and Giovanni Fraquelli, July
- 15/97 *Aspetti e misure della customer satisfaction/dissatisfaction*, by Maria Teresa Morana, July
- 16/97 *La qualità nei servizi pubblici: limiti della normativa UNI EN 29000 nel settore sanitario*, by Efisio Ibba, July
- 17/97 *Investimenti, fattori finanziari e ciclo economico*, by Laura Rondi and Alessandro Sembenelli, rivisto sett. 1998
- 18/97 *Strategie di crescita esterna delle imprese leader in Europa: risultati preliminari dell'utilizzo del data-base Ceris "100 top EU firms' acquisition/divestment database 1987-1993"*, by Giampaolo Vitali and Marco Orecchia, December
- 19/97 *Struttura e attività dei Centri Servizi all'innovazione: vantaggi e limiti dell'esperienza italiana*, by Monica Cariola, December
- 20/97 *Il comportamento ciclico dei margini di profitto in presenza di mercati del capitale meno che perfetti: un'analisi empirica su dati di impresa in Italia*, by Anna Bottasso, December

1996

- 1/96 *Aspetti e misure della produttività. Un'analisi statistica su tre aziende elettriche europee*, by Donatella Cangialosi, February
- 2/96 *L'analisi e la valutazione della soddisfazione degli utenti interni: un'applicazione nell'ambito dei servizi sanitari*, by Maria Teresa Morana, February
- 3/96 *La funzione di costo nel servizio idrico. Un contributo al dibattito sul metodo normalizzato per la determinazione della tariffa del servizio idrico integrato*, by Giovanni Fraquelli and Paola Fabbri, February
- 4/96 *Coerenza d'impresa e diversificazione settoriale: un'applicazione alle società leaders nell'industria manifatturiera europea*, by Marco Orecchia, February
- 5/96 *Privatizzazioni: meccanismi di collocamento e assetti proprietari. Il caso STET*, by Paola Fabbri, February
- 6/96 *I nuovi scenari competitivi nell'industria delle telecomunicazioni: le principali esperienze internazionali*, by Paola Fabbri, February
- 7/96 *Accordi, joint-venture e investimenti diretti dell'industria italiana nella CSI: Un'analisi qualitativa*, by Chiara Monti and Giampaolo Vitali, February
- 8/96 *Verso la riconversione di settori utilizzatori di amianto. Risultati di un'indagine sul campo*, by Marisa Gerbi Sethi, Salvatore Marino and Maria Zittino, February
- 9/96 *Innovazione tecnologica e competitività internazionale: quale futuro per i distretti e le economie locali*, by Secondo Rolfo, March
- 10/96 *Dati disaggregati e analisi della struttura industriale: la matrice europea delle quote di mercato*, by Laura Rondi, March
- 11/96 *Le decisioni di entrata e di uscita: evidenze empiriche sui maggiori gruppi italiani*, by Alessandro Sembenelli and Davide Vannoni, April
- 12/96 *Le direttrici della diversificazione nella grande industria italiana*, by Davide Vannoni, April
- 13/96 *R&S cooperativa e non-cooperativa in un duopolio misto con spillovers*, by Marco Orecchia, May
- 14/96 *Unità di studio sulle strategie di crescita esterna delle imprese italiane*, by Giampaolo Vitali and Maria Zittino, July. **Not available**
- 15/96 *Uno strumento di politica per l'innovazione: la prospezione tecnologica*, by Secondo Rolfo, September

- 16/96 *L'introduzione della Qualità Totale in aziende ospedaliere: aspettative ed opinioni del middle management*, by Gian Franco Corio, September
- 17/96 *Shareholders' voting power and block transaction premia: an empirical analysis of Italian listed companies*, by Giovanna Nicodano and Alessandro Sembenelli, November
- 18/96 *La valutazione dell'impatto delle politiche tecnologiche: un'analisi classificatoria e una rassegna di alcune esperienze europee*, by Domiziano Boschi, November
- 19/96 *L'industria orafa italiana: lo sviluppo del settore punta sulle esportazioni*, by Anna Maria Gaibisso and Elena Ragazzi, November
- 20/96 *La centralità dell'innovazione nell'intervento pubblico nazionale e regionale in Germania*, by Secondo Rolfo, December
- 21/96 *Ricerca, innovazione e mercato: la nuova politica del Regno Unito*, by Secondo Rolfo, December
- 22/96 *Politiche per l'innovazione in Francia*, by Elena Ragazzi, December
- 23/96 *La relazione tra struttura finanziaria e decisioni reali delle imprese: una rassegna critica dell'evidenza empirica*, by Anna Bottasso, December

1995

- 1/95 *Form of ownership and financial constraints: panel data evidence on leverage and investment choices by Italian firms*, by Fabio Schiantarelli and Alessandro Sembenelli, March
- 2/95 *Regulation of the electric supply industry in Italy*, by Giovanni Fraquelli and Elena Ragazzi, March
- 3/95 *Restructuring product development and production networks: Fiat Auto*, by Giuseppe Calabrese, September
- 4/95 *Explaining corporate structure: the MD matrix, product differentiation and size of market*, by Stephen Davies, Laura Rondi and Alessandro Sembenelli, November
- 5/95 *Regulation and total productivity performance in electricity: a comparison between Italy, Germany and France*, by Giovanni Fraquelli and Davide Vannoni, December
- 6/95 *Strategie di crescita esterna nel sistema bancario italiano: un'analisi empirica 1987-1994*, by Stefano Olivero and Giampaolo Vitali, December
- 7/95 *Panel Ceris su dati di impresa: aspetti metodologici e istruzioni per l'uso*, by Diego Margon, Alessandro Sembenelli and Davide Vannoni, December

1994

- 1/94 *Una politica industriale per gli investimenti esteri in Italia: alcune riflessioni*, by Giampaolo Vitali, May
- 2/94 *Scelte cooperative in attività di ricerca e sviluppo*, by Marco Orecchia, May
- 3/94 *Perché le matrici intersettoriali per misurare l'integrazione verticale?*, by Davide Vannoni, July
- 4/94 *Fiat Auto: A simultaneous engineering experience*, by Giuseppe Calabrese, August

1993

- 1/93 *Spanish machine tool industry*, by Giuseppe Calabrese, November
- 2/93 *The machine tool industry in Japan*, by Giampaolo Vitali, November
- 3/93 *The UK machine tool industry*, by Alessandro Sembenelli and Paul Simpson, November
- 4/93 *The Italian machine tool industry*, by Secondo Rolfo, November
- 5/93 *Firms' financial and real responses to business cycle shocks and monetary tightening: evidence for large and small Italian companies*, by Laura Rondi, Brian Sack, Fabio Schiantarelli and Alessandro Sembenelli, December

Free copies are distributed on request to Universities, Research Institutes, researchers, students, etc.

Please, write to:

MARIA ZITTINO

Working Papers Coordinator

CERIS-CNR

Via Real Collegio, 30; 10024 Moncalieri (Torino), Italy

Tel. +39 011 6824.914; Fax +39 011 6824.966; m.zittino@ceris.cnr.it; <http://www.ceris.cnr.it>

Copyright © 2004 by CNR-Ceris

All rights reserved. Parts of this paper may be reproduced with the permission of the author(s) and quoting the authors and CNR-Ceris