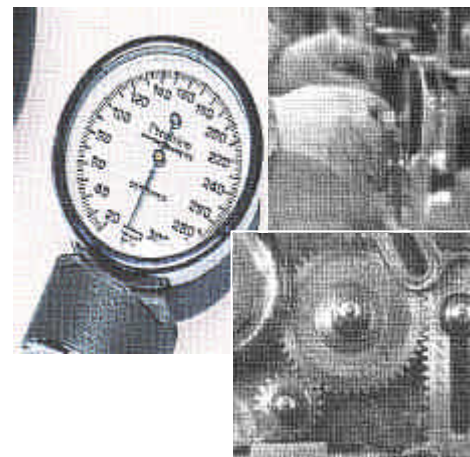


2.2 Il disegno delle correlazioni per grandi blocchi

ANDREA RESTI



2.2.1 Struttura e obiettivi di questo capitolo

2.2.2 La stima di un coefficiente di correlazione tra due generiche controparti

2.2.3 Rilevanza empirica: analisi dei dati italiani

2.2.4 Le correlazioni tra prenditori appartenenti ad uno stesso cluster

2.2.5 Le correlazioni tra prenditori appartenenti a cluster diversi

Appendice A: struttura dei dati presenti in Base Informativa Pubblica

Appendice B: formula per la correlazione tra i default di prenditori appartenenti a segmenti di portafoglio diversi

✓ Highlights

Questo capitolo è dedicato alla stima delle correlazioni tra debitori, un "ingrediente" indispensabile in qualsiasi modello di portafoglio. In particolare, coerentemente con quanto enunciato nelle pagine precedenti, si cerca di approssimare la correlazione tra due prenditori facendo riferimento al rispettivo "cluster" geo-settoriale di appartenenza. L'approccio presentato è di tipo semplificato, e fornisce una traccia - di per sé non esaustiva - per la stima dei parametri necessari a un modello VaR.

Dapprima si cerca di approfondire, sul piano teorico, che cosa determini la tendenza di due controparti a "fallire insieme". Quindi si presenta la base di dati utilizzata (tratta dalla Base Informativa Pubblica della Banca d'Italia) e si stima la correlazione tra i default di prenditori appartenenti al medesimo cluster o a cluster diversi. Dai risultati emerge come la componente idiosincratICA (cioè individuale) del default rivesta un ruolo molto rilevante, e non possa quindi essere trascurata nell'implementazione di un modello di credit risk management.

2.2.1 Struttura e obiettivi di questo capitolo

Correlazioni "per grandi blocchi"

Nel precedente capitolo si è visto come, per mettere a punto un modello di portafoglio che consenta di stimare il VaR associato a tutti i crediti della banca, sia fondamentale conoscere il grado di correlazione tra le diverse controparti.

In particolare, si è ipotizzato che sia possibile assegnare i diversi debitori di una banca a un insieme di cluster geo-settoriali uniformi (per esempio, in base al settore di attività Istat ed alla regione di residenza), e cioè che imprese appartenenti al medesimo cluster risentano, in uguale misura, dei medesimi fattori macroeconomici suscettibili di determinarne il dissesto.

Per esempio, si è supposto che Alfa e Beta, due villaggi turistici ubicati sulla costa pugliese, siano ugualmente vulnerabili a un insieme di possibili eventi che potrebbero ridurre il loro giro d'affari e minarne la solidità economica (disastri ecologici, forte rivalutazione dell'euro, sbarco di clandestini...). E che questi eventi siano, in linea di massima, meno rilevanti (o irrilevanti) per imprese operanti in settori e territori diversi (per esempio, per Gamma, un'officina meccanica del Piemonte).

Seguendo questo schema di ragionamento, diventa possibile modellare la correlazione tra le imprese facendo riferimento direttamente al cluster di appartenenza, e

limitandosi a stimare “per grandi blocchi” il grado di dipendenza tra vaste famiglie geo-settoriali di aziende.

Struttura del capitolo

Il presente capitolo è dedicato proprio alla stima di queste correlazioni tra cluster, e riporta riflessioni e calcoli basati su un set di dati empirici relativi ai prestiti erogati dalle banche italiane. Ci si limita a presentare un primo approccio semplificato alla misura delle correlazioni, che potrà fornire una traccia – di per sé non esaustiva – per la stima dei parametri necessari al modello VaR riportato nel capitolo precedente.

Per prima cosa preciseremo meglio i fondamenti del modello, cercando di approfondire cosa determina la tendenza di due controparti a “fallire insieme”. Quindi presenteremo la base di dati utilizzata nel seguito del capitolo (i dati sui tassi di decadimento diffusi dalla Banca d’Italia nella sua Base Informativa Pubblica), e infine cercheremo di utilizzarli per stimare la correlazione tra i default di prenditori appartenenti al medesimo cluster o a cluster diversi.

2.2.2 La stima di un coefficiente di correlazione tra due generiche controparti

Un modello per il default

Per capire come possa essere descritta la correlazione tra le perdite su crediti di due generiche controparti, è necessario fare un passo indietro e chiedersi, per prima cosa, da cosa dipende il default di un singolo prenditore.

In generale, un’impresa diventa insolvente quando il valore dei suoi attivi è insufficiente a ripagare i debiti. Di conseguenza, dato un certo livello di indebitamento (che per semplicità possiamo supporre costante), l’impresa che oggi è solvibile potrebbe risultare in *default* al termine del nostro orizzonte di rischio (per esempio tra un anno) se il valore del suo attivo dovesse deteriorarsi in misura sensibile.

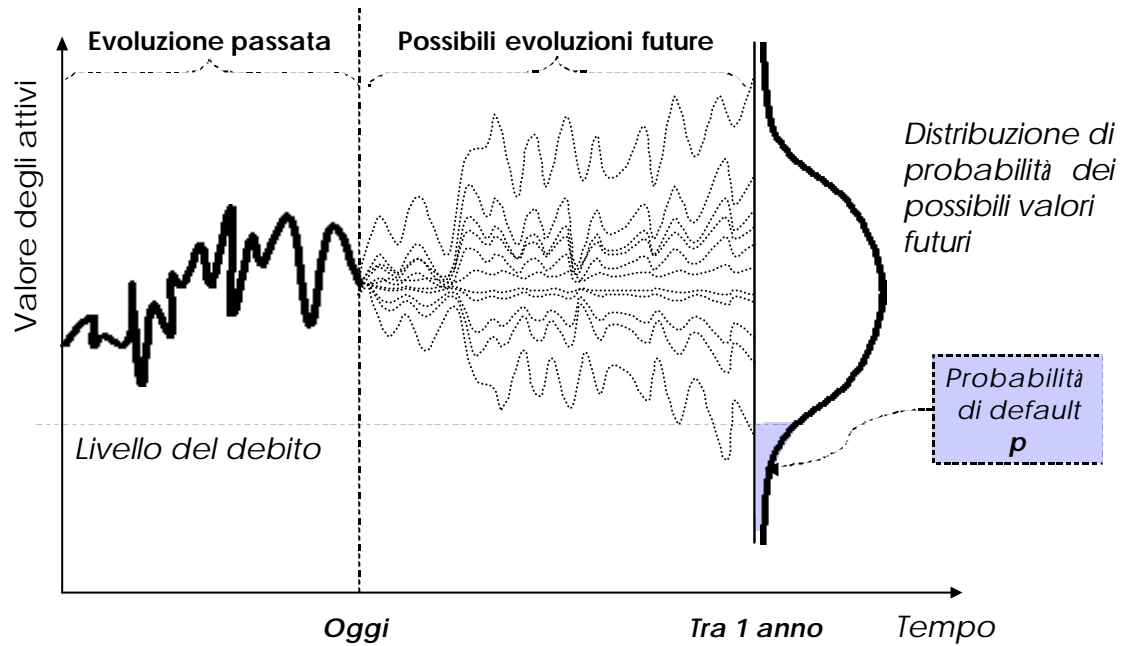
Questa linea di ragionamento è visualizzata nella figura 2.2.1, ripresa, con modifiche, da Crosbie (1999). Le variazioni di valore dell’impresa fino ad oggi sono note (cfr. la spezzata a tratteggio continuo), mentre le possibili evoluzioni future sono, a priori, infinite. Alcune, tuttavia, vengono ritenute più verosimili di altre (in particolare, incrementi o decrementi di valore particolarmente marcati sono giudicati poco probabili): di conseguenza, anche se non si sa quale potrà essere il percorso seguito, nel prossimo anno, dal valore degli attivi, è possibile raffigurarsi la distribuzione di probabilità di tutti i possibili valori futuri, che nel grafico è stata rappresentata con una distribuzione normale (variazioni di valore superiori o inferiori alle attese sono giudicate ugualmente probabili).

La probabilità di default di un prenditore

Il tassello evidenziato in grigio nella parte bassa della distribuzione rappresenta il “peso” degli scenari più sfavorevoli (quelli in cui il valore dell’attivo scende al di sotto di quello del debito, e l’impresa risulta insolvente): questo valore (per esempio 0,5%, 1%, 2%...) coincide con la probabilità di default del prenditore. In altri termini, l’analista fidi che assegna un’impresa ad una certa classe di rating (cui corrisponde una data probabilità di default p) ha implicitamente in mente che l’evoluzione futura del valore degli attivi di quell’impresa possa contemplare una percentuale di scenari sfavorevoli pari al p %.

¹ Si potrebbe obiettare che se un’impresa si finanzia prevalentemente a medio-lungo termine, può continuare ad operare anche quando il valore degli attivi scende al di sotto di quello dei debiti, riuscendo comunque a fronteggiare i pagamenti dei soli interessi. L’obiezione è ovviamente corretta, ma non intacca la validità concettuale del modello: in questo caso, infatti, il livello-soglia al di sotto del quale scatta il default non dovrà essere posto pari a tutto il debito, ma soltanto al debito a breve termine più una quota (collegata al pagamento degli interessi e al rispetto dei covenants) di quello a medio-lungo termine.

Figura 2.2.1
Il processo che conduce al default

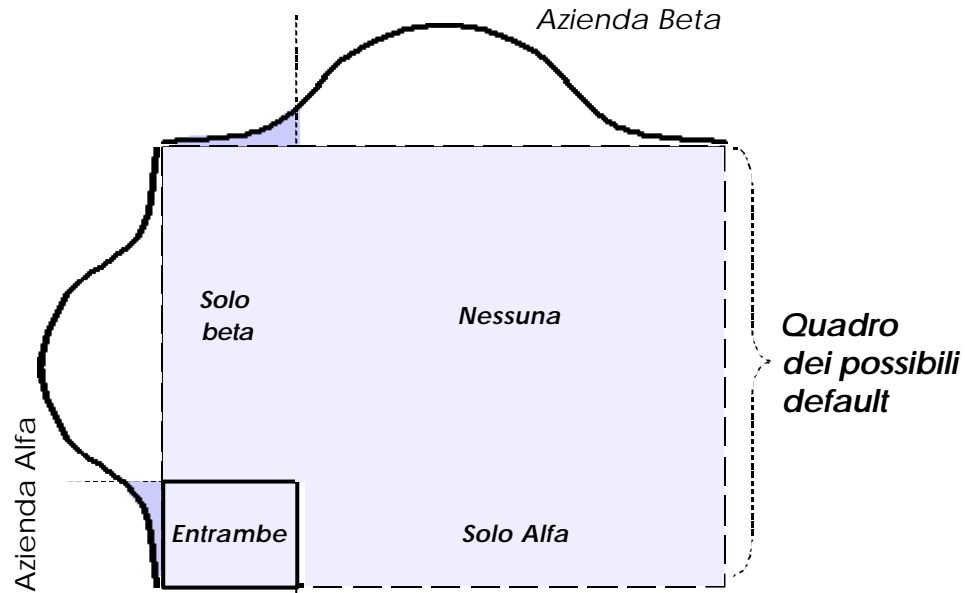


Il default di due
prenditori

Concentriamoci ora sulla sola distribuzione di probabilità del valore futuro dell'attivo (cioè sulla parte destra del grafico) e, anziché osservare una sola impresa, proviamo a valutare congiuntamente le probabilità di default di due prenditori. Consideriamo quindi la figura 2.2.2, che rappresenta insieme i possibili valori futuri dell'attivo² dell'impresa Alfa e dell'impresa Beta: come si vede, in funzione delle variazioni conosciute dal valore delle due imprese si verificano quattro possibili casi: in particolare, è anche possibile (cfr. l'area scura in basso a sinistra) che i due debitori risultino insolventi contemporaneamente. La probabilità associata a questo evento non è in generale il semplice prodotto delle probabilità di default di Alfa e di Beta (lo sarebbe se le variazioni nel valore degli attivi delle due imprese fossero completamente indipendenti), ma dipende, evidentemente, dall'attitudine degli attivi di Alfa e Beta a variare di valore insieme. Analizzando la "legge" empirica che governa le variazioni di valore di Alfa e Beta si ottiene quindi, indirettamente, un'informazione sulla loro probabilità di insolvenza congiunta, quindi sulla correlazione tra i loro default.

² A volte, anziché considerare i valori futuri dell'attivo si preferisce utilizzare i tassi di variazione percentuale dell'attivo, perché l'ipotesi che questa seconda variabile si distribuisca secondo una normale appare più ragionevole dal punto di vista empirico. Si tratta, tuttavia, di una complicazione che non aggiunge nulla al modello, e con cui preferiamo non annoiare il lettore.

Figura 2.2.2
La correlazione tra default di due imprese



La variazione nel
valore degli attivi

Da quali fattori dipende, allora, la variazione nel valore degli attivi di Alfa e Beta? Gupton et. al (1997) suggeriscono che essa sia “guidata” da due diverse componenti: un primo fattore macroeconomico, che dipende dal cluster geo-settoriale di appartenenza³, ed uno individuale o idiosincratco, che ha a che fare con le caratteristiche specifiche dell’impresa (capacità del management, solidità finanziaria, liquidità, ecc.). In altri termini, le variazioni di valore di Alfa e Beta (r_α e r_β) possono essere viste come una media ponderata delle variazioni di un certo fattore macro (per tornare all’esempio citato in apertura di questo capitolo, quello che governa lo “stato di salute” delle imprese turistiche pugliesi, cioè r_P) e di un fattore idiosincratco (r_α^* e r_β^*)

$$r_a = w_{1,a} r_{TP} + w_{2,a} r_a^*$$

$$r_b = w_{1,b} r_{TP} + w_{2,b} r_b^*$$

E’ evidente che se il peso del primo fattore fosse pari al 100%, le due imprese sarebbero perfettamente correlate (e i due rettangoli scuri in figura 2.2.2 assorbirebbero il 100% dei casi possibili); se invece il fattore macro non contasse nulla ($w_1=0$, $w_2=100\%$), allora non vi sarebbe correlazione tra i default, e la probabilità di insolvenza congiunta sarebbe, in effetti, semplicemente il prodotto delle p di Alfa e di Beta. Valori intermedi di w_1 e w_2 appaiono, in effetti, i più realistici, considerato che la correlazione tra imprese del medesimo cluster, in generale, non sarà né assente né completa.

Imprese
appartenenti a
altri cluster

Se poi considerassimo una terza impresa, Gamma, operante in un cluster diverso (industria meccanica del Piemonte, MP , sempre per riferirci all’esempio che apre il capitolo), avremmo che anche le sue variazioni di valore sono governate da una legge analoga alle precedenti:

³ Può trattarsi, in effetti, di una media ponderata di più cluster, per tener conto del fatto che molte imprese sono attive contemporaneamente in più paesi e in più settori; per amor di concisione, non considereremo questa estensione del modello, rinviando i lettori interessati direttamente al capitolo 8 di Gupton et al. (1997) o, in italiano, all’appendice C di Resti (1999).

$$r_g = W_{1,g} r_{MP} + W_{2,g} r_g^*$$

Ne consegue che il default di Gamma sarebbe perfettamente indipendente da quelli di Alfa e di Beta solo in due casi:

- a) se le sue variazioni di valore fossero guidate soltanto dal fattore idiosincratco, e non anche da quello macro ($w_1=0$, $w_2=100\%$), oppure
- b) se il suo fattore macro (r_{MP}) fosse perfettamente incorrelato rispetto al fattore macroeconomico r_{TP} (turismo in Puglia).

Diventa quindi necessario comprendere se, e fino a che punto:

- ✓ i default tra prenditori dello stesso cluster sono collegati tra loro; se, infatti, dovesse osservarsi una scarsa correlazione empirica tra insolvenze all'interno dello stesso segmento, se ne dovrebbe concludere che gli aspetti idiosincratci sono prevalenti (e che il peso w_2 nelle formule viste in precedenza dev'essere considerato elevato).
- ✓ i default di imprese appartenenti a cluster diversi sono correlati tra loro (cioè quali sono le correlazioni tra i singoli fattori macroeconomici, e quali sono i cluster maggiormente indipendenti, che meglio consentono un efficace politica di diversificazione).

Per fornire una prima, parziale risposta a queste domande, nei paragrafi seguenti analizzeremo alcuni dati empirici recentemente messi a disposizione dei ricercatori italiani da parte della Banca d'Italia (si tratta, come si è detto, dei dati presenti nella Base Informativa Pubblica, introdotti nel capitolo 1.2⁴).

Rinvio al capitolo 2.1

Ci pare corretto sottolineare come tali analisi rispondano solo in parte all'esigenza di stimare, in modo compiuto e stabile, le correlazioni necessarie alla corretta implementazione del modello VaR presentato nel capitolo precedente. Tale modello, infatti

- ✓ da un lato non considera la semplice correlazione tra default, ma piuttosto la correlazione tra le perdite generate dall'insolvenza o dalla migrazione dei singoli debitori;
- ✓ dall'altro, considera, correttamente, anche il rischio derivante da possibili variazioni inattese della *severity*.

Tuttavia, il procedimento presentato in questo paragrafo (così come i ragionamenti e i calcoli riportati nel seguito) può costituire una buona traccia anche per chi intendesse ricavare dai dati empirici disponibili i parametri necessari ad alimentare il modello VaR del capitolo 2.1. Lo schema della figura 2.2.2 e delle formule successive può infatti essere completato introducendo le migrazioni tra stati "vivi" (proprie di un modello multinomiale) ed il rischio di *recovery*. Nel primo caso, si tratta di individuare, oltre alla soglia che determina il default e l'area p (che è collegata al livello di indebitamento, come si è visto nella figura 2.2.1) anche altre soglie di variazione dell'attivo cui corrispondono i possibili *upgrade* o *downgrade* del rating (e le relative perdite, legate all'aggiustamento della perdita cumulata attesa); nel secondo caso, si tratta di calcolare la distribuzione congiunta delle perdite associate al default di entrambi i debitori tenendo conto dell'incertezza (e dell'eventuale correlazione) presente nelle *severity* individuali.

Entrambe queste estensioni, più che concettualmente difficili, appaiono pesanti sul piano dell'implementazione pratica, in parte perché richiedono notevoli capacità elaborative (e tempi di calcolo non brevi), in parte (e soprattutto...) perché

⁴ Cfr. il capitolo 1.2 per una spiegazione del concetto di "tasso di decadimento" ed un'introduzione ai dati disponibili nella Base Informativa Pubblica. Cfr. anche l'appendice che chiude questo capitolo per maggiori dettagli sulle informazioni riportate in questo *database*.

comportano la disponibilità di dati empirici attualmente non archiviati da parte di nessuna banca italiana⁵ (come la distribuzione di probabilità dei tassi di recupero, la correlazione tra le *severity* di prenditori appartenenti a cluster diversi...). Per questo motivo si è preferito concentrarsi sull'analisi dei dati esistenti, e cioè sulla correlazione tra i default, che rappresenta l'oggetto dei paragrafi successivi.

2.2.3 Rilevanza empirica: analisi dei dati italiani

Un primo
sguardo
d'insieme

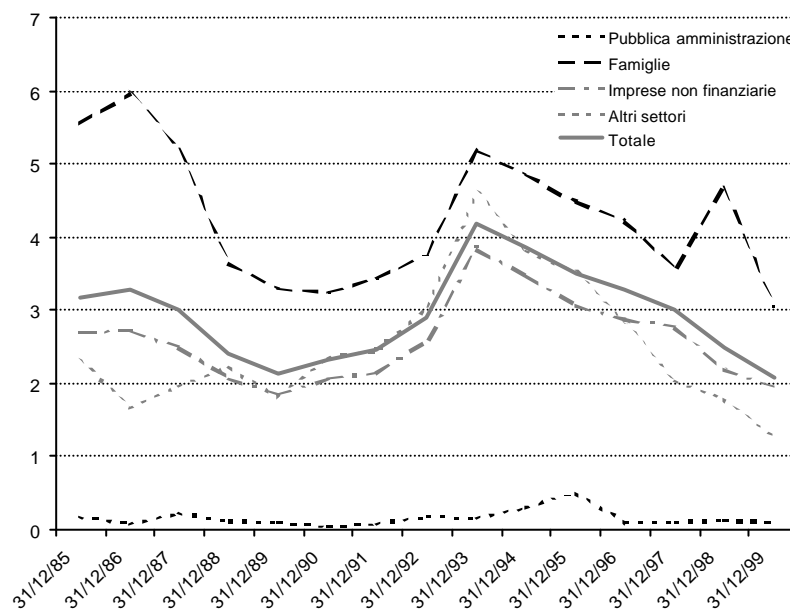
Le figure 2.2.3 e 2.2.4 consentono di dare un primo sguardo d'insieme alle evidenze empiriche utilizzate in questo capitolo. La prima figura riporta, accanto all'evoluzione nel tempo del dato medio totale, anche il dettaglio per i principali settori di attività del prenditore; la seconda propone invece un'articolazione su base geografica.

Le due figure, come tutti i dati citati in questo capitolo, fanno riferimento a valori non ponderati per l'importo utilizzato; in altri termini, si ha riguardo al numero di prenditori e non agli importi⁶.



Figura 2.2.3

Tassi di decadimento in Italia: analisi per grandi settori⁷



Tassi di default
per settori

Consideriamo dapprima la figura 2.2.3, relativa ai dati dei principali settori: il valore medio nazionale fotografa in modo molto suggestivo il "ciclo" delle sofferenze osservato, in Italia, negli ultimi quindici anni: al processo di allentamento del rischio osservato nei tardi anni Ottanta, quando una buona sequenza congiunturale e

⁵ Nel 2000 la Banca d'Italia ha coinvolto le banche italiane in un censimento dei dati relativi alla *severity* sui contenziosi passati. Se queste informazioni verranno messe a disposizione dei ricercatori, come è già stato fatto per i dati sui default commentati nei paragrafi successivi, sarà ovviamente possibile colmare, almeno in parte, questa carenza di dati empirici.

⁶ La ricchezza delle basi informative utilizzate (cfr. appendice A a questo capitolo) imponeva in effetti una scelta, così da poter concentrare l'analisi su una porzione non troppo estesa del database: si è preferito utilizzare valori basati sul numero di clienti, non ponderando per gli importi, perché i modelli di credit risk management (come quelli presentati in questo manuale) abbisognano di informazioni relative alla "mortalità" dei prestiti, basate sul numero di rapporti, e non sui capitali prestati.

⁷ A evitare possibili discontinuità statistiche legate al cambiamento dei criteri per la rilevazione delle posizioni creditizie in Centrale dei Rischi, in questa figura e nella successiva si è preferito escludere i crediti il cui utilizzato totale non raggiungesse la soglia minima di 500 milioni, e le relative sofferenze. Il dato delle "famiglie" va quindi interpretato come riferito soprattutto alle piccole imprese.

l'elevata disponibilità di credito bancario consentivano di tenere sotto controllo la qualità degli attivi creditizi, fa riscontro la lunga "rincorsa" negativa dei primi anni Novanta, culminata nel 1993 in un significativo inasprimento del tasso di decadimento, rientrato su valori più tranquillizzanti solo nella seconda parte del decennio.

Guardando ai valori dei singoli settori, può stupire una certa correlazione tra le imprese (in particolare non finanziarie) e le famiglie: considerando i due profili, in particolare fino al "picco" del 1993, parrebbe che la suddivisione del portafoglio crediti tra clientela *corporate* e *retail* non consenta particolari margini di diversificazione; in effetti, non va dimenticato che alla crisi delle imprese fa riscontro, di norma, un indebolimento del reddito disponibile per i privati, cosicché esiste, in effetti, una certa covarianza tra le dinamiche dei due comparti. Peraltro, ricordiamo che nel grafico si sono considerate soltanto erogazioni non inferiori al mezzo miliardo: ciò, unito al fatto che, fino al 1997, i criteri di settorizzazione in vigore assegnavano al settore delle famiglie anche i crediti erogati a piccole imprese inferiori ai 20 addetti (successivamente spostate, in gran parte, tra le società non finanziarie) induce a considerare il dato riportato nel grafico come una proxy per il settore delle "piccole e piccolissime imprese".

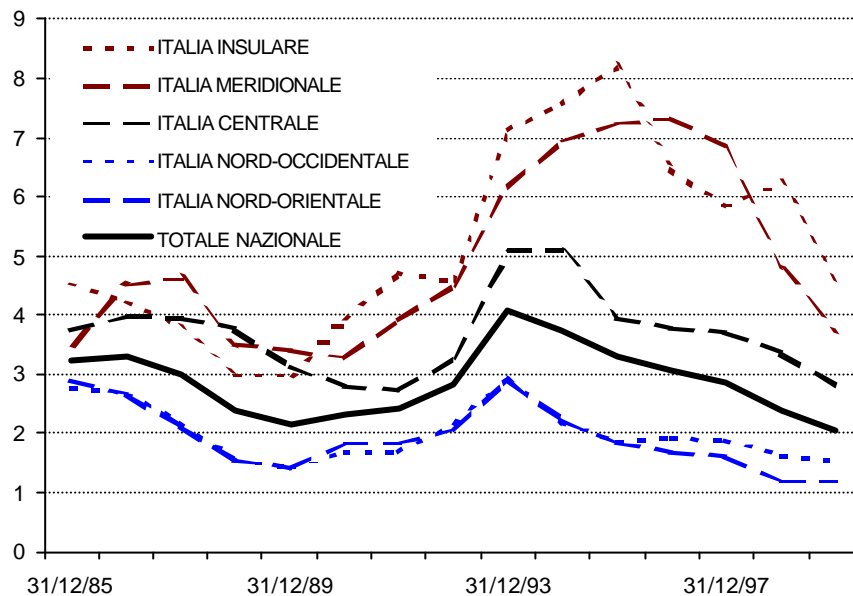
*Tassi di default
per aree
geografiche*

La figura 2.2.4 presenta invece i tassi di decadimento osservati nelle quattro grandi aree del Paese⁸: si nota come i valori delle regioni settentrionali presentino volatilità assai contenute (il dato oscilla tra l'1% e il 3% in tutto il periodo esaminato, senza discostarsi da questo immaginario "corridoio"), mentre al Centro, ed in misura ancora maggiore nel Mezzogiorno e nelle Isole, l'incidenza delle nuove sofferenze sul totale dei rapporti vivi oscilla marcatamente, in risposta al ciclo congiunturale. Di conseguenza, il fascio di linee che descrive i valori dei diversi ambiti territoriali si presenta piuttosto compatto nelle fasi positive, mentre si allarga, evidenziando valori assai eterogenei, quando la qualità media del credito in Italia prende a deteriorarsi.

⁸ Anche in questo caso, per evitare possibili discontinuità statistiche, si è preferito escludere i crediti il cui utilizzato totale non raggiungesse la soglia minima di 500 milioni, e le relative sofferenze. Inoltre, i dati riguardano soltanto imprese non finanziarie e famiglie produttrici.



Figura 2.2.4
Tassi di decadimento per grandi aree geografiche



I dati presentati nei due grafici mostrano come esista una tendenza, delle diverse industrie e delle singole aree geografiche, a “muoversi insieme”, generando un maggior numero di insolvenze nelle fasi congiunturali più critiche. Avvalorano quindi l’approccio per cluster seguito in questo capitolo, ma suggeriscono anche che non tutti i cluster sono ugualmente correlati tra loro (si pensi al ruolo della pubblica amministrazione tra i settori, o alla profonda segmentazione tra Nord e Sud osservata nell’ultimo grafico). Nei paragrafi successivi cercheremo proprio di tradurre queste osservazioni qualitative in dati numerici, che possano essere utilizzati per alimentare un modello di portafoglio.

2.2.4 Le correlazioni tra prenditori appartenenti ad uno stesso cluster

Come osservato nel paragrafo 2.2.2, la correlazione tra debitori inquadrati nello stesso cluster non è necessariamente perfetta, ma risente di una componente idiosincratca. In altri termini, due imprese possono operare nella stessa area geografica e nella stessa industria, e ciò nonostante il default di una non trascina con sé, necessariamente, l’insolvenza dell’altra.

Analizzando i tassi di decadimento osservati, storicamente, nei cluster geo-settoriali di cui si compone la clientela bancaria italiana, è possibile ricavare una stima indiretta delle correlazioni tra i default all’interno di ciascuno di essi.

Come osservato da Gupton et al. (1997), infatti, la volatilità del tasso di default registrato in una popolazione di crediti può essere vista come l’effetto della correlazione tra i singoli. In effetti, se i prenditori di un certo *cluster* non rispondessero in modo correlato alle condizioni congiunturali (e quindi ognuno mutasse la propria propensione al default in modo indipendente dagli altri), variazioni positive e negative delle probabilità di insolvenza individuali tenderebbero a compensarsi, ed il tasso di default medio della popolazione resterebbe all’incirca costante, in corrispondenza del suo valore di lungo periodo.

Se, al contrario, si osservano sensibili escursioni del tasso d’insolvenza medio, ciò dipende dal fatto che i default dei singoli si manifestano, in qualche misura, in modo

Dalla volatilità del tasso di default alla correlazione

congiunto; dalla varianza del tasso di default medio è dunque possibile inferire un'informazione circa la correlazione tra le insolvenze dei singoli individui. In particolare, sotto opportune condizioni è possibile ricavare dalla volatilità delle serie storiche dei tassi di decadimento (σ^2) una stima della correlazione media tra i default all'interno della popolazione (ρ), basata sulla seguente approssimazione¹:

$$r = \frac{S^2}{m - m^2}$$

dove m è la probabilità di default di lungo periodo, che si suppone identica per ogni individuo nel campione².

Questa approssimazione, ancorché non distorta, può risultare imprecisa, soprattutto se, come nel nostro caso, si dispone di un numero di osservazioni complessivamente limitato (15 dati annui³). Tuttavia, può essere interessante utilizzarla per stimare la correlazione media esistente tra le aziende italiane.

Correlazione tra
imprese della
stessa area

Cominciamo, in particolare, esaminando due generiche imprese appartenenti alla medesima area territoriale.

A tal fine, per prima cosa, abbiamo suddiviso i dati a nostra disposizione in sottocampioni più piccoli ed omogenei (in questo modo è possibile supporre, senza eccessivi margini di arbitrio, che la probabilità di default m di lungo periodo sia la stessa per tutti i debitori di quel campione): in particolare, il dato medio nazionale delle imprese non finanziarie (incluse le piccole imprese) è stato suddiviso in 60 sottocampioni considerando, per ogni regione d'Italia, la clientela di dimensione piccola, media e grande⁴.

Per ognuno di questi cluster abbiamo calcolato il valore del tasso di decadimento medio di lungo periodo (m) e la relativa deviazione standard (S); da questi, abbiamo ricavato una stima del coefficiente di correlazione medio (ρ) con la formula indicata in precedenza. I risultati sono riportati nella tavola 2.2.1.

¹ Cfr. Gupton et al. (1997), p. 159 e ss.

² Si tratta, evidentemente, di un'ipotesi assai impegnativa (considerato che i prenditori di ogni cluster possono ricevere rating diversi, proprio perché diversa è la loro propensione all'insolvenza). Tuttavia, essa è necessaria per ricavare le stime riportate nel seguito, che vanno considerate una base di partenza per ulteriori affinamenti e elaborazioni.

³ Inoltre, è appena il caso di ricordare che il tasso di decadimento medio di lungo periodo stimato a partire dal periodo 1984-1999 potrebbe non essere indicativo del valore (sempre di lungo periodo) valido nei prossimi 20 o 25 anni.

⁴ La dimensione del cliente è approssimata attraverso l'importo del credito totale utilizzato per cassa, articolato in tre fasce: inferiore ai 500 milioni, compreso tra 500 milioni e 5 miliardi, non inferiore a 5 miliardi.



Tavola 2.2.1

Tasso di decadimento medio di lungo periodo (μ), volatilità (σ) e correlazione media (ρ) per diverse regioni e fasce di importo

Regione	Dimensioni dell'utilizzato								
	Sotto i 500 milioni			Da 500 mln a 5 miliardi			5 miliardi e oltre		
	μ	σ	ρ	μ	σ	ρ	μ	σ	ρ
Piemonte	2.09%	0.51%	0.13%	2.07%	0.61%	0.18%	1.64%	0.85%	0.45%
Valle D' Aosta	1.69%	0.80%	0.38%	2.18%	1.70%	1.36%	1.86%	2.63%	3.80%
Liguria	2.86%	0.65%	0.15%	3.22%	0.93%	0.28%	3.58%	1.59%	0.73%
Lombardia	2.18%	0.45%	0.09%	1.92%	0.41%	0.09%	1.73%	0.72%	0.31%
Trentino-Alto Adige	1.08%	0.29%	0.08%	1.45%	0.67%	0.32%	1.59%	1.23%	0.96%
Veneto	1.75%	0.31%	0.06%	1.88%	0.41%	0.09%	1.93%	0.86%	0.39%
Friuli-Venezia Giulia	2.12%	0.56%	0.15%	2.60%	0.88%	0.30%	1.89%	1.29%	0.89%
Emilia-Romagna	1.77%	0.43%	0.11%	1.98%	0.70%	0.26%	1.80%	0.70%	0.28%
Marche	2.35%	0.48%	0.10%	2.76%	0.99%	0.36%	2.36%	1.05%	0.48%
Toscana	2.75%	0.60%	0.13%	3.07%	0.88%	0.26%	2.57%	1.27%	0.64%
Umbria	2.57%	0.60%	0.14%	3.00%	0.88%	0.27%	2.78%	1.13%	0.48%
Lazio	4.18%	1.14%	0.32%	4.67%	1.66%	0.62%	4.70%	2.32%	1.20%
Campania	4.21%	1.82%	0.82%	4.83%	1.65%	0.59%	4.87%	2.71%	1.58%
Abruzzi	3.63%	1.08%	0.33%	4.18%	0.75%	0.14%	4.23%	2.07%	1.06%
Molise	3.61%	1.71%	0.84%	5.19%	2.32%	1.09%	5.53%	6.10%	7.12%
Puglia	4.08%	1.90%	0.92%	4.75%	1.93%	0.82%	5.65%	2.57%	1.24%
Basilicata	4.42%	2.04%	0.98%	5.89%	2.46%	1.09%	6.05%	5.29%	4.92%
Calabria	5.27%	2.21%	0.98%	6.35%	1.59%	0.43%	8.48%	5.50%	3.89%
Sicilia	4.75%	1.65%	0.60%	5.45%	1.74%	0.58%	6.14%	3.37%	1.98%
Sardegna	3.62%	1.58%	0.72%	4.52%	1.40%	0.45%	3.31%	2.12%	1.41%

Commento ai risultati

I tassi di insolvenza e le volatilità delle diverse regioni confermano le valutazioni emerse dalla figura 2.2.4: si assiste infatti ad un progressivo aumento di entrambe le variabili man mano che ci si sposta verso il mezzogiorno e le isole. Ciò è vero per tutte e tre le classi di importo considerate.

La lettura per colonne della tavola appare invece meno agevole, visto che non necessariamente il passaggio a prestiti di dimensioni superiori (che dovrebbero in qualche misura fare capo a controparti più grandi, dunque più solide) porta con sé una riduzione del tasso di insolvenza: un simile fenomeno si verifica, ad esempio, in Lombardia e in Piemonte, ma non nel Lazio o nel Veneto. Addirittura, per molte regioni del Mezzogiorno (dalla Campania alla Sicilia) pare di poter riscontrare una tendenza nettamente opposta, con tassi di decadimento sistematicamente più modesti per le posizioni di minore importo⁵;

Le stime dei coefficienti di correlazione medi si prestano a diverse considerazioni:

(1) Una prima riguarda l'ammontare medio dei ρ , complessivamente limitato e nell'ordine di pochi punti percentuali; si tratta di un dato concorde con i risultati di precedenti analisi riguardanti le obbligazioni quotate sul mercato statunitense⁶, e ben lontano dal 100%, ovvero dalla perfetta correlazione.

⁵ Un simile dato porterebbe con sé una riflessione critica sulle politiche creditizie seguite dalle nostre banche nelle regioni meridionali, dato che sovente, in questa porzione del Paese, sono le piccole e medie imprese a dover sostenere i costi di accesso al credito comparativamente più elevati. Si tratta comunque di un risultato bisognoso di ulteriori conferme e analisi: non va dimenticato, infatti, che la ripartizione per fasce d'importo utilizzata nella Base Informativa Pubblica non consente di isolare efficacemente le vere "grandi imprese", visto che lo scaglione superiore abbraccia tutti gli affidati con utilizzo superiore ai cinque miliardi, senza permettere ulteriori differenziazioni.

⁶ Cfr. Gupton et al. (1997).

Forte impatto del
rischio
idiosincratice

Un simile risultato suggerisce che la componente idiosincratice potrebbe essere assai significativa¹⁵; in tal caso, la maggior parte del rischio di credito presente all'interno di un portafoglio di impieghi potrebbe essere catturata con una semplice misura di concentrazione (riferita, cioè, al peso relativo delle singole controparti affidate). Lo studio della struttura delle correlazioni tra diversi debitori, allora, pur risultando logicamente fondato e degno di approfondimento, potrebbe non rappresentare più un passaggio prioritario per una banca desiderosa di costruire, in breve tempo, una stima "di buon senso" dei propri livelli di rischio creditizio globale¹⁶.

Inoltre, questo risultato sarebbe ricco di implicazioni anche per quei modelli di portafoglio - implementati negli scorsi mesi da alcune banche e software houses italiane - che aggregano le controparti minori appartenenti allo stesso cluster considerandole alla stregua di un unico macro-credito. Così facendo, ovviamente, tali modelli finiscono per considerare perfettamente correlati tutti i piccoli prenditori; tale approssimazione sembrerebbe accettabile¹⁷ se la "vera" correlazione tra i default individuali non fosse troppo lontana dall'unità (per esempio, se r fosse nell'ordine del 60%-80%), mentre potrebbe dar luogo ad una grave sovrastima del rischio se i valori della correlazione media fossero simili a quelli indicati nella tavola 2.2.1.

Sud più ciclico
del Nord

(2) La maggiore rischiosità delle regioni meridionali si manifesta, oltre che attraverso valori più elevati del tasso di default di lungo periodo, anche con una maggiore correlazione media tra singoli prenditori; in altri termini, le imprese meridionali non falliscono solo "di più", ma anche "più congiuntamente"; ciò fa sì che non solo i costi del credito (perdite attese), ma anche i relativi rischi (legati alla volatilità attorno al valore atteso) si collochino su livelli strutturalmente superiori.

Piccole regioni e
diversificazione

(3) Nelle regioni più piccole, come la Basilicata, il Molise o la Valle d'Aosta, si osservano valori elevati delle correlazioni tra crediti di "grandi" dimensioni; ciò è dovuto essenzialmente al modesto numero assoluto di prenditori (poche centinaia) appartenenti a questo segmento, che fa sì che il dissesto congiunto di un grappolo di grandi imprese rappresenti un evento pesante in termini relativi, non potendo essere "diluito" su una base di soggetti sufficientemente ampia. I valori elevati dei r ci consentono quindi di quantificare un concetto intuitivo, ma difficilmente misurabile, e cioè che le regioni piccole non si prestano, per loro natura, a consentire elevati margini di diversificazione.

Aree
geografiche e
settori industriali



La limitata significatività delle segmentazioni per fascia d'importo riportate nella tavola 2.2.1 ci ha suggerito di abbandonarle e di procedere anche con un criterio alternativo, basato sulle grandi aree geografiche e sulle branche produttive. I risultati sono riportati nella tavola 2.2.2 (simile, per struttura, alla precedente).

Si osserva come, anche in questo caso, le correlazioni risultino, nel complesso, abbastanza modeste, e leggermente più pronunciate solo per quei settori (come i trasporti marittimi e aerei, o le comunicazioni) dove il mercato appare maggiormente concentrato (cioè dominato da poche, grandi imprese). L'effetto della concentrazione sulla correlazione media è ovviamente più tangibile per le aree

¹⁵ I valori riportati nella tavola vanno tuttavia accolti con molta cautela. Non va dimenticato, infatti, che l'imputazione di un'azienda ad un certo settore o (come nel caso in oggetto) a una data regione, è per molti versi convenzionale. Così, per esempio, i dati relativi alla Lombardia comprendono anche società con sede a Milano ma attive su tutto il territorio nazionale (i cui profitti e la cui stabilità finanziaria risentono sensibilmente di possibili deterioramenti della congiuntura nel Centro o nel Sud d'Italia). Si tratta, tuttavia, dei soli dati empiricamente disponibili: non pare sbagliato, quindi, utilizzarli per abbozzare qualche ragionamento sulle correlazioni tra cluster in Italia, nella speranza che chi legge possa affinare queste prime valutazioni servendosi di dati più precisi.

¹⁶ Cfr. Sironi (1999), Resti (2000b).

¹⁷ Un approfondimento sui limiti impliciti in questo tipo di approssimazioni è riportato in Resti (2000a).

geografiche (Sud e soprattutto isole) dove il numero di imprese affidate è relativamente più basso.

Tavola 2.2.2

Tasso di decadimento medio di lungo periodo (μ), volatilità (σ) e correlazione media (ρ) per diverse branche e macro-regioni

	Nord-Ovest			Nord-Est			Centro			Sud			Isole			Totale Italia		
	μ	σ	ρ	μ	σ	ρ	μ	σ	ρ	μ	σ	ρ	μ	σ	ρ	μ	σ	ρ
Agricoltura, e Pesca	1.3%	0.3%	0.1%	1.3%	0.4%	0.1%	2.6%	0.6%	0.2%	3.7%	1.5%	0.7%	3.6%	1.3%	0.5%	2.2%	0.6%	0.2%
Prodotti Energetici	1.1%	0.5%	0.3%	1.3%	0.0%	0.0%	1.8%	0.6%	0.2%	3.2%	1.7%	0.9%	2.6%	1.3%	0.7%	1.6%	0.7%	0.3%
Minerali e Metalli	1.5%	0.8%	0.4%	1.8%	1.1%	0.7%	2.7%	0.9%	0.3%	3.8%	1.7%	0.7%	4.4%	3.1%	2.3%	2.1%	0.8%	0.3%
Minerali e Prodotti di Minerali non Metallici	1.7%	0.6%	0.2%	1.4%	0.7%	0.4%	2.9%	0.6%	0.1%	4.0%	1.1%	0.3%	4.4%	1.4%	0.5%	2.5%	0.5%	0.1%
Prodotti Chimici	1.5%	0.4%	0.1%	1.4%	0.4%	0.1%	2.4%	0.7%	0.2%	3.8%	1.6%	0.7%	4.4%	1.9%	0.8%	2.0%	0.4%	0.1%
Prodotti in metallo	1.6%	0.5%	0.2%	1.3%	0.4%	0.1%	2.4%	0.6%	0.2%	4.1%	1.4%	0.5%	4.9%	1.7%	0.6%	1.8%	0.5%	0.1%
Macchine agricole e industriali	1.8%	0.6%	0.2%	1.5%	0.6%	0.2%	2.2%	0.6%	0.2%	4.0%	1.8%	0.8%	5.1%	2.0%	0.8%	1.9%	0.6%	0.2%
Macchine per ufficio,	2.3%	0.7%	0.2%	2.0%	0.8%	0.3%	3.2%	1.1%	0.4%	5.0%	2.4%	1.3%	5.2%	2.3%	1.1%	2.6%	0.7%	0.2%
Materiale elettrico	2.1%	0.7%	0.2%	1.7%	0.5%	0.1%	2.8%	1.0%	0.3%	4.1%	1.7%	0.7%	5.0%	3.3%	2.3%	2.3%	0.6%	0.2%
Mezzi di trasporto	2.7%	0.8%	0.2%	2.1%	0.8%	0.3%	3.4%	1.0%	0.3%	4.6%	2.0%	0.9%	5.5%	3.6%	2.5%	3.0%	0.9%	0.2%
Alimentari e bevande	1.8%	0.4%	0.1%	1.4%	0.3%	0.1%	3.4%	0.8%	0.2%	4.4%	1.3%	0.4%	4.3%	1.4%	0.4%	2.6%	0.5%	0.1%
Tessili e calzature,	2.6%	0.5%	0.1%	2.9%	0.6%	0.1%	3.9%	0.9%	0.2%	5.4%	1.4%	0.4%	7.3%	2.8%	1.1%	3.4%	0.5%	0.1%
Carta ed editoria	2.1%	0.5%	0.1%	1.6%	0.6%	0.2%	2.7%	0.7%	0.2%	3.7%	1.4%	0.6%	4.2%	2.0%	1.0%	2.3%	0.6%	0.1%
Gomma e plastica	1.8%	0.5%	0.1%	1.2%	0.4%	0.2%	2.3%	0.5%	0.1%	3.5%	1.1%	0.4%	4.8%	2.5%	1.3%	1.9%	0.4%	0.1%
Altri prodotti industriali	2.0%	0.6%	0.2%	1.7%	0.5%	0.1%	3.1%	0.8%	0.2%	5.0%	1.9%	0.8%	4.9%	2.0%	0.9%	2.5%	0.6%	0.1%
Edilizia e OO.PP.	2.4%	0.4%	0.1%	1.9%	0.4%	0.1%	3.7%	0.8%	0.2%	4.8%	1.9%	0.8%	5.1%	1.8%	0.7%	3.3%	0.7%	0.2%
Commercio	2.3%	0.4%	0.1%	1.8%	0.4%	0.1%	3.4%	0.7%	0.2%	4.4%	1.6%	0.6%	4.8%	1.6%	0.5%	3.0%	0.7%	0.2%
Alberghi e pubblici esercizi	2.9%	0.8%	0.3%	1.7%	0.5%	0.1%	3.1%	0.8%	0.2%	4.4%	1.5%	0.6%	5.6%	2.0%	0.8%	2.7%	0.7%	0.2%
Trasporti interni	2.0%	0.5%	0.1%	1.6%	0.5%	0.1%	2.7%	0.7%	0.2%	3.7%	1.5%	0.6%	4.3%	2.4%	1.4%	2.4%	0.6%	0.2%
Trasporti marittimi e aerei	4.1%	2.1%	1.1%	3.3%	2.8%	2.5%	5.3%	2.3%	1.1%	4.4%	2.9%	2.0%	4.3%	2.4%	1.4%	3.8%	1.7%	0.8%
Servizi connessi ai Trasporti	2.5%	0.5%	0.1%	2.1%	0.7%	0.2%	4.1%	1.0%	0.3%	3.9%	2.2%	1.2%	3.8%	2.3%	1.4%	3.0%	0.7%	0.2%
Comunicazioni	3.8%	2.5%	1.7%	4.2%	1.6%	0.7%	4.1%	3.0%	2.4%	7.9%	5.1%	3.6%	8.8%	4.4%	2.4%	3.9%	2.1%	1.1%
Altri servizi destinabili alla vendita	2.2%	0.3%	0.0%	1.8%	0.5%	0.1%	3.4%	0.7%	0.1%	4.0%	1.7%	0.8%	4.1%	1.2%	0.4%	2.6%	0.5%	0.1%
Totale Branche	2.1%	0.4%	0.1%	1.7%	0.4%	0.1%	3.3%	0.5%	0.1%	4.4%	1.6%	0.6%	4.6%	1.5%	0.5%	2.7%	0.5%	0.1%

Nota: i nomi dei settori sono stati abbreviati. La dicitura esatta è riportata sul dischetto che accompagna il manuale.

2.2.5 Le correlazioni tra prenditori appartenenti a cluster diversi

Nel paragrafo precedente si è cercato di quantificare la correlazione tra prenditori appartenenti al medesimo segmento di clientela (per esempio, piccoli clienti del Piemonte, o imprese chimiche del Sud); tuttavia, è possibile utilizzare i dati della Base Informativa Pubblica anche per stimare la correlazione media *tra segmenti diversi*, cioè la tendenza a “fallire insieme” di aziende collocate in aree geografiche o settori distinti.

Correlazione tra tassi di default

La tavola 2.2.3 riporta i coefficienti di correlazione calcolati tra i tassi di default storici delle cinque grandi aree territoriali in cui si articola il nostro Paese e tra i principali settori di attività Istat.

Come si vede emergono una notevole segmentazione tra Nord e Sud ed una correlazione abbastanza elevata (anche se lontana dall'unità) tra famiglie e imprese (cfr. il commento al grafico 2.2.3); i dati relativi alla pubblica amministrazione sono stati



riportati per completezza, ma vanno valutati con cautela, visto che il basso numero di default storicamente osservati in questo comparto rende scarsamente significative le correlazioni indicate nella tavola.

Tavola 2.2.3

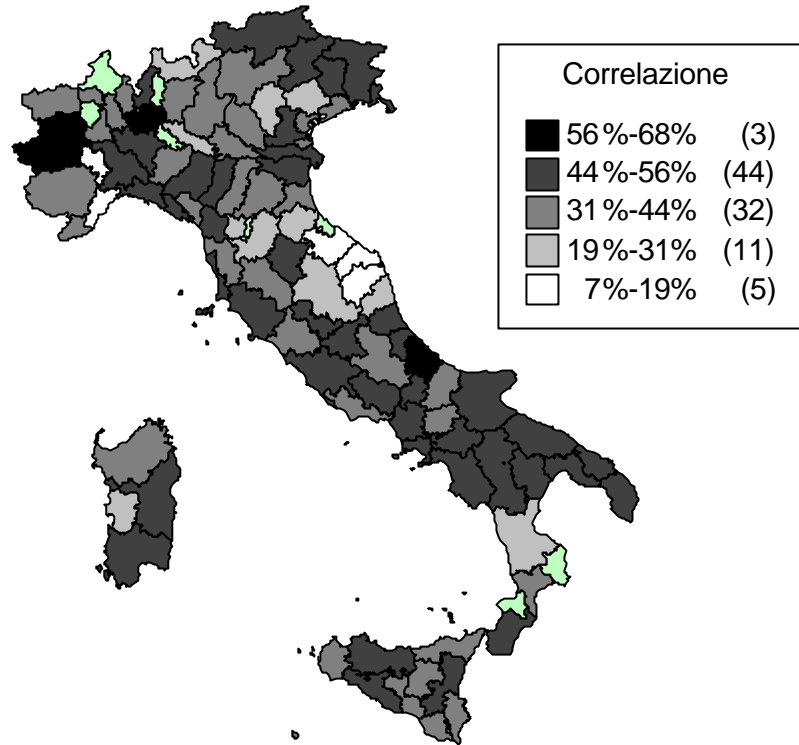
Correlazione tra i tassi di default storici

		Nord-Ovest			Nord-Est			Centro			Sud			Isole		
		Famiglie	P.A.	Imprese	Famiglie	P.A.	Imprese	Famiglie	P.A.	Imprese	Famiglie	P.A.	Imprese	Famiglie	P.A.	Imprese
Nord-Ovest	Famiglie	100%	20%	51%	89%	-27%	34%	88%	27%	34%	69%	-8%	45%	76%	3%	24%
	P.A.	20%	100%	47%	41%	-27%	56%	-4%	-6%	28%	-20%	-18%	-12%	-22%	-24%	-8%
	Imprese	51%	47%	100%	72%	-28%	95%	42%	32%	80%	35%	-3%	52%	40%	-1%	51%
Nord-Est	Famiglie	89%	41%	72%	100%	-47%	62%	68%	30%	42%	42%	-13%	31%	52%	-1%	18%
	P.A.	-27%	-27%	-28%	-47%	100%	-29%	-15%	-19%	-7%	9%	46%	29%	-2%	-5%	27%
	Imprese	34%	56%	95%	62%	-29%	100%	26%	17%	75%	20%	-6%	40%	20%	-8%	41%
Centro	Famiglie	88%	-4%	42%	68%	-15%	26%	100%	31%	51%	87%	6%	67%	85%	4%	40%
	P.A.	27%	-6%	32%	30%	-19%	17%	31%	100%	27%	9%	-23%	5%	19%	-20%	-9%
	Imprese	34%	28%	80%	42%	-7%	75%	51%	27%	100%	51%	23%	75%	48%	11%	73%
Sud	Famiglie	69%	-20%	35%	42%	9%	20%	87%	9%	51%	100%	25%	86%	94%	32%	69%
	P.A.	-8%	-18%	-3%	-13%	46%	-6%	6%	-23%	23%	25%	100%	50%	22%	32%	60%
	Imprese	45%	-12%	52%	31%	29%	40%	67%	5%	75%	86%	50%	100%	79%	36%	90%
Isole	Famiglie	76%	-22%	40%	52%	-2%	20%	85%	19%	48%	94%	22%	79%	100%	33%	66%
	P.A.	3%	-24%	-1%	-1%	-5%	-8%	4%	-20%	11%	32%	32%	36%	33%	100%	52%
	Imprese	24%	-8%	51%	18%	27%	41%	40%	-9%	73%	69%	60%	90%	66%	52%	100%

Dettaglio per
singole province

Per mancanza di spazio non ci è possibile riportare dati maggiormente articolati (considerando, ad esempio, tutte le branche produttive, o tutte le regioni). La figura 2.2.5 consente, tuttavia, un rapido colpo d'occhio sulla "capacità di diversificazione del rischio" evidenziata dalle diverse province italiane: per ognuna, infatti, l'intensità del retino utilizzato indica una correlazione più o meno spiccata con il resto d'Italia; più precisamente, nel grafico sono rappresentati i valori del coefficiente di correlazione medio (ponderato per il numero di affidati) di ogni provincia con tutte le altre. Si nota come, in base ai dati storici del periodo 1984-1999, siano soprattutto le province del Centro (ed in misura minore del Nord-Est) a consentire un'efficace diversificazione del rischio.

Figura 2.2.5
 Correlazione tra frequenze di default a livello provinciale



Correlazioni tra
 default
 individuali

Nella tavola e nella figura ora riportate si è considerata la *correlazione tra le frequenze di default* evidenziate da diversi sottoinsiemi di creditori (aree geografiche, settori di attività); si tratta di un dato significativo, che tuttavia non può essere utilizzato, all'interno di un modello per la misura del rischio di credito, come rappresentativo della *correlazione tra default individuali*.

Una cosa, infatti, è la covarianza esistente tra frequenze di insolvenza (cioè tra valori medi basati sul comportamento di tutti prenditori appartenenti ad un dato sottoinsieme); altro è, invece, la tendenza a fallire insieme di due singole imprese appartenenti a quei sottoinsiemi.

In particolare, se si indica con \bar{m}_x la probabilità di default di lungo periodo del cluster X (per esempio, della chimica nel Lazio) e analogamente con \bar{m}_y la probabilità di default di lungo periodo di un secondo cluster Y, e se $cov(\mathbf{m}_x, \mathbf{m}_y)$ rappresenta la covarianza tra le frequenze di default osservate nei due cluster, allora il coefficiente di correlazione medio tra due generici debitori appartenenti ai due cluster X e Y è approssimabile come:

$$\bar{r}_{x,y} = \frac{cov(\mathbf{m}_x, \mathbf{m}_y)}{\sqrt{(\bar{m}_x - \bar{m}_x^2)(\bar{m}_y - \bar{m}_y^2)}}$$

Basandoci su questa formula (per maggiori dettagli, cfr. l'appendice B al capitolo) ed utilizzando come stima di $cov(\mathbf{m}_x, \mathbf{m}_y)$ i valori campionari basati sui 15 anni di osservazioni presenti nella Base Informativa Pubblica, abbiamo calcolato i coefficienti di correlazione tra imprese situate in regioni o in branche produttive diverse: i risultati sono riportati nelle tavole 2.2.4 e 2.2.5.



Tavola 2.2.4

Coefficienti di correlazione tra i default individuali: grandi aree

	<i>Nord-Ovest</i>	<i>Nord-Est</i>	<i>Centro</i>	<i>Sud</i>	<i>Isole</i>
<i>Nord-Ovest</i>	0.09%	0.08%	0.11%	0.17%	0.14%
<i>Nord-Est</i>	0.08%	0.09%	0.08%	0.10%	0.09%
<i>Centro</i>	0.11%	0.08%	0.17%	0.31%	0.24%
<i>Sud</i>	0.17%	0.10%	0.31%	0.74%	0.58%
<i>Isole</i>	0.14%	0.09%	0.24%	0.58%	0.51%

Correlazioni
modeste:
perché?

I coefficienti di correlazione tra i default di prenditori residenti in aree e industrie diverse appaiono, in generale, modesti. Ciò accade per effetto di due fattori già richiamati in precedenza:

- ✓ da un lato i prenditori convenzionalmente allocati ad un certo segmento di territorio o ad un certo settore Istat risentono, in realtà, di una pluralità di fattori macroeconomici, così che i dati storici relativi ad un certo cluster risultano in qualche misura "sfocati" e imprecisi;
- ✓ dall'altro, si conferma forte l'impatto del rischio idiosincratco, che fa sì che il default di un prenditore consegua, in primo luogo, dalle sue caratteristiche intrinseche, e solo in misura minore dall'evoluzione congiunturale del suo cluster di riferimento.

Aree
geografiche

Questa seconda considerazione è vera, in particolare, per i prenditori del Nord, un'area dove l'effetto del ciclo appare mediamente meno pronunciato (tant'è che, anche nelle fasi macroeconomiche meno brillanti, la stragrande maggioranza dei prenditori rimane solvibile). Ciò spiega il risultato, solo apparentemente paradossale, di una bassa correlazione tra insolvenze individuali nel Nord-Ovest e nel Nord-Est (si tratta infatti di regioni poco sensibili al ciclo), raffrontata con correlazioni leggermente più elevate quando si considerano prenditori del Nord e delle regioni centro-meridionali (maggiormente vulnerabili alle recessioni, dunque maggiormente correlati ai default delle altre imprese, incluse quelle del Settentrione).



Tavola 2.2.5

Coefficienti di correlazione tra i default individuali

	<i>Famiglie</i>	<i>P.A.</i>	<i>Imprese</i>	<i>Altro</i>
<i>Famiglie</i>	0.22%	0.02%	0.10%	0.09%
<i>P.A.</i>	0.02%	0.06%	0.03%	0.05%
<i>Imprese</i>	0.10%	0.03%	0.12%	0.16%
<i>Altro</i>	0.09%	0.05%	0.16%	0.28%

Settori

Analizzando i dati dei settori, si osserva come la correlazione più forte si verifichi nel caso di due prenditori appartenenti entrambi al comparto delle famiglie (mutui, crediti al consumo e piccole imprese parrebbero quindi maggiormente sensibili al ciclo); si confermano inoltre virtualmente trascurabili le correlazioni della pubblica amministrazione.

Appendice A: struttura dei dati presenti in Base Informativa Pubblica

La Base Informativa Pubblica distribuita gratuitamente dalla Banca d'Italia ai principali centri di ricerca ospita, a far tempo dal CD Rom di aprile 2000, un set di tavole dedicato specificamente alla stima delle probabilità di insolvenza della clientela.

A tal fine, come definizione operativa di insolvenza si adotta, convenzionalmente, il cosiddetto passaggio a sofferenza rettificata (cfr. capitolo 1.2).

*Tasso di
decadimento*

I clienti passati a sofferenza rettificata nell'arco di un anno possono essere confrontati con la base di clientela "sana" in essere all'inizio di quello stesso anno. Il quoziente tra le due misure esprime la percentuale di crediti vivi che, nel corso di un esercizio, sono migrati a sofferenza rettificata; si tratta di un tasso di insolvenza (o, nella terminologia adottata dalla banca d'Italia, di decadimento), su cui si basano tutte le elaborazioni riportate in questo capitolo.

Tale misura può essere calcolata lavorando sul numero di rapporti (è la scelta seguita in questo capitolo) oppure sugli importi; nel secondo caso, ovviamente, il default di un grande prestatore esercita un'influenza più marcata sul valore totale dell'indice.

Tasso di mortalità

Il denominatore del tasso di decadimento comprende tutti i crediti vivi all'inizio dell'anno, indipendentemente dal fatto che si tratti di finanziamenti di nuova erogazione o di prestiti già presenti da molto tempo nel portafoglio della banca; il tasso non può quindi essere interpretato come un indice di mortalità di una generazione di crediti "appena nati", visto che si riferisce ad un portafoglio di età eterogenea; semplicemente, esso esprime la percentuale di clientela totale finita in default di anno in anno, per effetto delle mutevoli condizioni congiunturali.

Può essere interessante, invece, chiedersi se la mortalità dei crediti di nuova erogazione rimanga costante nel tempo, man mano che la loro età cresce, o segua una tendenza predefinita. Nel caso delle obbligazioni emesse sul mercato dei capitali da società dotate di rating è nota, infatti, la presenza di un "effetto d'invecchiamento" ("ageing effect") che fa sì che, passati i primi anni in cui l'equilibrio finanziario della società emittente è corroborato dai mezzi finanziari appena raccolti, il rating risulti via via meno stabile, ed il tasso di insolvenza più elevato¹⁸. Per i prestiti bancari, al contrario, è possibile che i prestiti più giovani siano quelli con i maggiori margini di rischio, perché erogati ad imprese non conosciute o addirittura di nuova costituzione; con il passare degli anni, le controparti sopravvissute ad un primo periodo di "survival of the fittest" dovrebbero mostrare tassi di insolvenza strutturalmente più bassi¹⁹.

Proprio per fornire un riscontro statistico a simili ragionamenti, la Banca d'Italia ha prodotto un secondo indicatore, il "tasso di mortalità" per generazioni omogenee di prestiti. In pratica, la "storia" di tutti i crediti erogati per la prima volta in un certo anno viene seguita nel tempo, annotando il numero di clienti (e gli importi) passati a sofferenza rettificata nei singoli esercizi successivi. Il calcolo viene ripetuto più volte, facendo variare l'anno iniziale dell'analisi; la media dei tassi di mortalità di generazioni di prestiti "nate" in fasi congiunturali diverse fornisce una stima del tasso di mortalità "medio" di un credito²⁰.

*Dettagli
concretamente
disponibili*

Per i due indici descritti in precedenza (tasso di decadimento e tasso di mortalità) la Base Informativa Pubblica riporta dati annuali dal 1985 al 1999: un arco di tempo sufficientemente lungo da consentire un'analisi "strutturale" dei tassi di default in Italia²¹. Inoltre, non fornisce solo un valore medio nazionale, relativo al totale degli affidati, ma cerca, ove possibile, di articolare il dato seguendo una o più variabili di segmentazione. In particolare, nelle diverse tavole²² riportate nella base dati le informazioni vengono articolate per:

¹⁸ Cfr. Altman (1997) dove vengono messi a confronto studi condotti su campioni diversi, comprendenti soltanto obbligazioni di nuova emissione o anche *seasoned bonds*.

¹⁹ Cfr. il capitolo 1.2 di questo manuale.

²⁰ Il tasso medio di mortalità ricavato "fondendo" generazioni nate in istanti diversi è un indicatore di default basato su un *pool dinamico*, secondo la classificazione proposta in Sironi e Marsella (1999), pp. 171 e ss.

²¹ Ovviamente, ciò ha richiesto più di un accorgimento metodologico per rendere comparabili tra loro dati acquisiti in epoche diverse, e secondo regole di rilevazione in parte dissimili. In argomento, cfr. Ascenzo e Viviani (2000)

²² Nel linguaggio della Base Informativa Pubblica, il termine "tavola" designa, in realtà, un dataset multidimensionale articolato su un numero di variabili di segmentazione ben superiore a quello rappresentabile in una tavola cartacea.

- ✓ residenza del prenditore: a seconda dei casi il dettaglio può spingersi fino alle singole province, o limitarsi alle regioni o a cinque macro-aree territoriali (Nord-Ovest, Nord-Est, Centro, Sud e Isole);
- ✓ dimensione del credito, e segnatamente del finanziamento per cassa utilizzato, articolato in tre grandi fasce d'importo;
- ✓ settore di attività del prenditore: sono presenti quattro grandi settori ricavati dalle classificazioni dell'Istat (famiglie, imprese non finanziarie, pubblica amministrazione e altro) e, limitatamente alle imprese non finanziarie ed alle piccole imprese (convenzionalmente classificate come famiglie produttrici), l'articolazione per branche produttive (chimica, metallurgia, agricoltura, ecc.).

Ovviamente non è sempre possibile fornire, congiuntamente, tutti i dettagli ora elencati. Per esempio, un dato può essere articolato per settore e, all'interno del settore, per grande area geografica, ma non per fascia d'importo. La tavola A.1 fornisce al lettore una "mappa" sintetica delle classificazioni presenti nelle singole tavole della base informativa: per quanto riguarda i tassi di decadimento, ad esempio, si vede che è possibile conoscere i dati regionali dei quattro grandi settori Istat, ma non nelle singole fasce di utilizzato (per le quali è comunque disponibile un'articolazione per grandi aree territoriali).

Tavola A.1

Contenuto delle basi informative

Oggetto	Codice tavola	Variabili di segmentazione disponibili					
		Residenza del prenditore			Dimensione del credito	Attività economica del prenditore	Branche produttive
		5 grandi aree	Regioni	Province	3 fasce di utilizzato	4 grandi settori	
Tassi di decadimento	TDB30480	.	.	.	☒	☒	.
	TDB30490	☒	☒	.	.	☒	.
	TDB30500*	☒	☒	☒	.	.	.
	TDB30510*	☒	☒	.	☒	.	.
	TDB30520*	☒	☒
	TDB30530	nessuna segmentazione					
Tassi di mortalità	TDB30540	.	.	.	☒	☒	.
	TDB30550	☒	.	.	.	☒	.
	TDB30560*	☒	☒	☒	.	.	.
	TDB30570*	☒	.	.	☒	.	.
	TDB30580*	☒	☒

* Dati disponibili solo per le imprese non finanziarie e le famiglie produttrici

Appendice B: formula per la correlazione tra i default di prenditori appartenenti a segmenti di portafoglio diversi

Sia x_i una variabile binaria che descrive il default dell' i -esimo prenditore nel segmento X (ad esempio, la chimica in Lombardia), e vale 1 in caso di insolvenza, 0 altrimenti. Analogamente, sia y_j una variabile binaria che descrive il default del j -esimo prenditore nel segmento Y , diverso da X .

Il tasso di decadimento misurato, in un dato periodo, nel settore X è anch'esso una

variabile casuale $m_x \equiv \frac{1}{N_x} \sum_{i=1}^{N_x} x_i$ (dove N_x è il numero di imprese nel settore);

analogamente $\mathbf{m}_Y \equiv \frac{1}{N_Y} \sum_{j=1}^{N_Y} y_j$. Con $\bar{\mathbf{m}}_X$ e $\bar{\mathbf{m}}_Y$ possiamo indicare il valore atteso di \mathbf{m} e

\mathbf{m} , approssimabile empiricamente con il loro valore medio di lungo periodo.

Consideriamo ora la covarianza tra \mathbf{m} e \mathbf{m}_Y (che può essere stimata, a livello campionario, partendo dai dati storici sui tassi di decadimento riportati nella Base Informativa Pubblica):

$$\text{cov}(\mathbf{m}_X, \mathbf{m}_Y) = \text{cov} \left(\frac{\sum_{i=1}^{N_X} x_i \sum_{j=1}^{N_Y} y_j}{N_X N_Y} \right) = \frac{1}{N_X N_Y} \sum_{i=1}^{N_X} \sum_{j=1}^{N_Y} \text{cov}(x_i, y_j) \quad [\text{B.1}]$$

Supponiamo ora che il tasso di decadimento di lungo periodo sia costante per ogni impresa appartenente ad un dato settore (ad esempio $\bar{\mathbf{m}}_X$ per ogni impresa appartenente a X), e che, di conseguenza, sia costante (e pari a $\mathbf{s}_X = \sqrt{\bar{\mathbf{m}}_X - \bar{\mathbf{m}}_X^2}$) anche la volatilità della variabile binomiale "default". Diventa allora possibile riscrivere la [B.1] come

$$\text{cov}(\mathbf{m}_X, \mathbf{m}_Y) = \mathbf{s}_X \mathbf{s}_Y \frac{\sum_{i=1}^{N_X} \sum_{j=1}^{N_Y} \mathbf{r}_{X,Y}}{N_X N_Y} = \mathbf{s}_X \mathbf{s}_Y \bar{\mathbf{r}}_{X,Y} \quad [\text{B.2}]$$

dove con $\bar{\mathbf{r}}_{X,Y}$ si è indicato il coefficiente di correlazione medio tra due imprese qualsiasi appartenenti rispettivamente al settore X e al settore Y. Allora:

$$\bar{\mathbf{r}}_{X,Y} = \frac{\text{cov}(\mathbf{m}_X, \mathbf{m}_Y)}{\sqrt{(\bar{\mathbf{m}}_X - \bar{\mathbf{m}}_X^2)(\bar{\mathbf{m}}_Y - \bar{\mathbf{m}}_Y^2)}} \quad [\text{B.3}]$$

che è l'approssimazione usata nel testo.