



Università
Ca'Foscari
Venezia

Corso di Laurea Magistrale
in Economia e Finanza

Tesi di Laurea

Rischio Sistemico:
misure di connettività
parametriche e
non parametriche

Relatore

Ch. Prof. Claudio Pizzi

Laureanda

Isotta Chiarlanti

Matricola 823868

Anno Accademico

2015-2016

INDICE

Indice	i
Elenco delle tabelle	ii
Elenco delle figure	iii
1 Il rischio sistemico	3
1.1 Il rischio sistemico e le diverse interpretazioni	3
1.2 Elemento chiave per l'analisi del rischio sistemico: evento sistemico	6
1.3 Le 4 L: Leverage, Liquidity, Losses e Linkages	8
1.4 Le misure più frequenti per la valutazione del rischio sistemico . . .	11
1.5 L'importanza del grado di connessione ed il test di causalità di Granger	16
1.6 L'importanza del grado di connessione: metodi alternativi al test di causalità di Granger	21
1.7 Cointegrazione: Test Phillips Ouliaris (po.test)	23
1.8 Cointegrazione: modello ECM (Error Correction Mechanism)	24
1.9 Cointegrazione: modello di Johansen	26
1.10 Test di causalità non parametrico e non lineare di Diks e Panchenko	28
2 Rischio sistemico e Network Theory	32
2.1 L'origine della Social Network Analysis	32
2.2 Raccolta, analisi ed organizzazione dei dati nella Social Network Analysis	37
2.3 Eulero e l'enigma sui sette ponti di Königsberg	41
2.4 Elementi essenziali della teoria dei Grafi moderna	43
2.5 Analisi del rischio sistemico mediante la Network Theory	50
2.6 Kimmo Soramaki: tecniche e metodologie della Network Theory . .	52
2.7 Proprietà dei nodi (la centralità) e delle reti (densità)	54
3 Misure di connettività parametriche e non parametriche	68
3.1 Dataset per l'analisi	68
3.2 Il test ADF (Augmented Dickey-Fuller)	70
3.3 Cointegrazione: confronto tra diversi test	72
3.3.1 Test di cointegrazione Phillips-Ouliaris	72

3.3.2	Test di cointegrazione di Engle e Granger	73
3.3.3	Test di cointegrazione di Johansen	73
3.4	Analisi delle causalità	74
3.4.1	Test parametrico per la causalità secondo Granger	74
3.4.2	Test non parametrico per la causalità secondo Granger: Test di Diks e Panchenko	76
4	Network a confronto	79
4.1	Cointegrazione: confronto tra diversi test	79
4.2	Causalità secondo Granger e secondo Diks e Panchenko: confronto dei due test	85
5	Conclusioni	94
A	Tabelle indice di Closeness e Betweenness ottenute con il Test di Phillips Ouliaris	97
B	Tabelle indice di Closeness e Betweenness ottenute con il Test di Johansen	100
C	Tabelle indice di Closeness e Betweenness ottenute con il Test di Engle e Granger	103
D	Tabelle indice di Closeness e Betweenness ottenute con il Test causalità di Granger	106
E	Tabelle indice di Closeness e Betweenness ottenute con il Test causalità secondo Diks e Panchenko	109
F	Script R test ADF	112
G	Script R test di cointegrazione	113
H	Script R test di causalità	115
	Bibliografia	118

ELENCO DELLE TABELLE

2.1	Le quattro tipologie dei dati relazionali	40
2.2	Tabella relativa alle proprietà dei nodi	45
2.3	Calcolo dell'eccentricità	50
2.4	Matrice per il calcolo dell'indice di Closness	60
2.5	Tabella per il calcolo dell'indice di Betweenness	63
2.6	Tabella relativa alle proprietà dei grafi	67
4.1	Tabella relativa ai network delle <u>banche</u>	80
4.2	Tabella relativa ai network delle <u>assicurazioni</u>	81
4.3	Misure di densità calcolate per le <u>banche</u> e le <u>assicurazioni</u>	82
4.4	Tabella relativa ai network delle <u>banche</u>	86
4.5	Tabella relativa ai network delle <u>assicurazioni</u>	87
4.6	Tabella relativa ai network delle <u>banche</u>	88
4.7	Tabella relativa ai network delle <u>banche</u>	91
4.8	Tabella relativa ai network delle <u>banche</u>	92
A.1	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>banche</u> . .	98
A.2	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>assicurazioni</u>	99
B.1	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>banche</u> . .	101
B.2	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>assicurazioni</u>	102
C.1	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>banche</u> . .	104
C.2	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>assicurazioni</u>	105
D.1	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>banche</u> . .	107
D.2	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>assicurazioni</u>	108
E.1	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>banche</u> . .	110
E.2	Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle <u>assicurazioni</u>	111

ELENCO DELLE FIGURE

2.1	Esempio matrice di incidenza società-per-direttori	38
2.2	Esempio matrice adiacenze società-per-società	39
2.3	Esempio matrice adiacenze direttori-per-direttori	39
2.4	I sette ponti di Königsberg (Fonte: http://www.math.columbia.edu/~bayer/F00/combinatorics.html)	41
2.5	I ponti di Königsberg (Fonte: http://physics.weber.edu/carroll/honors/konigsberg.htm)	42
2.6	Esempio di arco orientato	44
2.7	Esempio di un grafo non orientato (Fonte: Wikipedia -L'enciclopedia libera)	45
2.8	Esempio di grafo orientato	47
2.9	Matrice di connessione $n \times n$ (n numero di nodi)	47
2.10	Matrice di incidenza $n \times m$	48
2.11	Lista di adiacenza	49
2.12	Analisi di un grafo non orientato	49
2.13	Grafo non orientato (Fonte: Desmatron 2004)	55
2.14	Stella sociometrica di Jacob Moreno Font: Scott(1997)	56
2.15	Esempio indice di Closness	60
2.16	Esempio di indice di Betweenness	62
2.17	Tabella relativa alle misure di Centralità (Fonte: Vargiu 2001)	65
2.18	fig:Esempio per comprendere le proprietà dei grafi (Fonte: http://didattica.uniroma2.it/assets/uploads/corsi/39157/reti.pdf)	66

INTRODUZIONE

Il rischio sistemico ed il suo meccanismo di propagazione rivestono un ruolo importante nell'economia, in modo particolare a seguito della crisi finanziaria del 2007-2009.

George G. Kaufman and Kenneth E. Scott (2003) sintetizzano questo fenomeno con la frase: *“One of the most feared events in banking is the cry of systemic risk. It matches the fear of a cry of fire! In a crowded theater or other gatherings. But unlike fire, the term systemic risk is not clearly defined”*.

Proprio la mancanza di una definizione precisa del rischio sistemico comporta che ad esso siano attribuite diverse interpretazioni.

Il primo capitolo espone gli studi effettuati nel corso degli anni ed i differenti punti di vista relativi a questo importante argomento, per meglio individuare tale fenomeno, comprenderne il meccanismo di propagazione ed identificare le misure idonee alla sua valutazione. A tal proposito si esamina il grado di connessione tra le istituzioni finanziarie introducendo una serie di test statistici, capaci di cogliere i legami esistenti tra i soggetti finanziari.

Obiettivo dell'elaborato è confrontare diverse misure di connettività per la valutazione del rischio sistemico. Si introducono quindi tre test di cointegrazione (test di Phillips Ouliaris, test di Engle e Granger e test di Johansen) e due test di causalità (test parametrico di causalità di Granger e test non parametrico di causalità di Diks e Panchenko). In particolar modo si pone l'attenzione sul test non parametrico di Diks e Panchenko, che ha permesso di verificare la presenza di causalità anche in termini non lineari.

Per affrontare temi quali la connessione tra i soggetti, si descrive nel secondo capitolo la social network analysis (analisi delle reti sociali), si presentano gli studi effettuati nel corso degli anni e la teoria dei grafi, utile a rappresentare i network graficamente.

Mediante lo studio della natura, della direzione e dell'intensità delle connessioni esistenti tra i soggetti si è in grado di comprendere il meccanismo di propagazione del rischio sistemico e di individuare inoltre i soggetti che assumono un ruolo importante nel sistema, in quanto capaci di diffondere effetti negativi agli altri.

Per stimare le connessioni mediante i network ed individuare la misura più adeguata per valutare il rischio sistemico, sono state analizzate le serie storiche relative alle banche ed alle assicurazioni del mercato finanziario Europeo. La scelta di tali istituzioni è stata intrapresa considerando la loro importanza a livello sistemico.

Nel terzo capitolo, per identificare la rete di relazioni tra le istituzioni si sono applicati mediante il software statistico R, i test di cointegrazione alle serie storiche (prezzi giornalieri) non stazionarie, mentre il test parametrico di causalità di Granger ed il test non parametrico di causalità di Diks e Panchenko sono stati applicati ai rendimenti giornalieri corretti per l'eteroschedasticità.

Nel quarto capitolo si utilizzano gli strumenti della teoria dei network per confrontare i risultati ottenuti con i test implementati e definire il più adatto a cogliere e prevenire situazioni di instabilità del sistema.

Nell'ultimo capitolo infine, si riassume e si commenta quanto ottenuto.

Capitolo 1

IL RISCHIO SISTEMICO

1.1 Il rischio sistemico e le diverse interpretazioni

Il rischio sistemico, soprattutto in relazione alla recente crisi finanziaria, ha assunto un ruolo importante nell'economia. Nonostante gli studi approfonditi in merito, risulta però difficile giungere ad una sua definizione univoca.

Interessante è notare come l'espressione "rischio sistemico" derivi dalla nomenclatura di medicina; in ambito medico, infatti, come in quello finanziario, il termine contagio viene usato per esprimere il meccanismo di propagazione di una crisi da un soggetto malato ad un altro inizialmente sano. In economia, nella valutazione di tale rischio sistemico, al termine contagio è opportuno anche associare concetti quali shock sistemico, instabilità ed effetto domino, utili a descrivere come al verificarsi di uno shock (sistemico), si crei, di conseguenza, una situazione di instabilità tra i soggetti colpiti, con un effetto domino su tutti i settori economici contagiati, in virtù di un effetto a catena.

Nel corso degli anni sono state date diverse definizioni di rischio sistemico e per studiarne gli effetti si sono eseguite verifiche empiriche.

Premesso che il rischio sistemico, come confermato dalla letteratura in materia, è difficilmente identificabile, ma che lo si può riconoscere nel momento in cui si manifesta, negli anni si è comunque cercato di definirlo al meglio:

- nel 1992 la Bank for International Settlements (BIS) ¹, ha affermato che esso si manifesta quando si viene a creare a catena una situazione di default tra vari soggetti partecipanti ad un sistema, a causa dell'inadempienza alle proprie obbligazioni da parte di un soggetto partecipante al sistema stesso; una sorta di effetto domino in cui i soggetti si contagiano l'uno con l'altro fino ad arrivare ad una crisi sistemica diffusa;
- Kaufman (1994) riprende la definizione di rischio sistemico fornita dalla BIS affermando in modo coerente come questo rischio sia la conseguenza di un susseguirsi di perdite che si muovono all'interno di un network di mercati o istituzioni;
- De Bandt e Hartmann (2000) e successivamente anche Bazzana e Debortoli (2002) paragonano il rischio sistemico al mostro di Loch Ness, evidenziando come questo rischio sia presente ovunque, senza che ne si conoscano le modalità, i momenti ed i luoghi del suo manifestarsi. Vi è dunque la consapevolezza del pericolo, ma non della minaccia. L'unica certezza è che il rischio sistemico esiste;
- secondo Das e Uppal (2004), il rischio analizzato prende il via da un insolito evento con una forte correlazione tra i differenti assets. Questi autori ritengono che l'analisi di questo rischio dovrebbe osservare la volatilità, il suo comportamento e la sua propagazione da un mercato ad un altro;
- Chan et al. (2005) sostengono che sia il rischio che il fallimento di un soggetto del mercato comportino conseguenze anche per la situazione degli altri soggetti. Questo fenomeno è dovuto alla correlazione tra i mercati finanziari.

¹La BIS è la Bank for International Settlements (in italiano BRI, Banca dei Regolamenti Internazionali). Si tratta dunque di un'istituzione economica internazionale, la cui sede si trova a Basilea, in Svizzera.

Queste diverse interpretazioni non riescono a combinarsi tra loro a mo' di puzzle con un risultato finale uniforme; si può comunque cercare una definizione che si avvicini il più possibile a tutte quelle menzionate. Billio et al. (2010) definiscono il rischio sistemico "come un insieme di circostanze che minacciano la stabilità e la fiducia nello stesso sistema finanziario".

Da questa definizione scaturiscono due aspetti importanti:

- il primo consiste nell'attribuire l'eventuale rischio sistemico non solo alle crisi bancarie e valutarie, ma anche ad altri settori, quali per esempio hedge funds, assicurazioni, prime brokers ecc.;
- il secondo aspetto invece considera la rete di connessioni presente tra questi diversi settori.

Il rischio sistemico risulta avere diverse sfaccettature, ma al tempo stesso sembra avere un elemento comune: il "triggering event", cioè l'evento scatenante che si diffonde all'interno del sistema contagiando tutti i soggetti che ne fanno parte. Lo shock iniziale dunque si propaga tra i diversi attori del sistema causandone instabilità. Il triggering event può trarre origine dal settore pubblico (forte espansione della banca centrale e successiva contrazione della liquidità con conseguente instabilità); da shock esterni (disastri naturali) e da shock provocati dai mercati finanziari stessi (fallimento di un'istituzione finanziaria di rilevante importanza nel sistema e di grandi dimensioni).

1.2 Elemento chiave per l'analisi del rischio sistemico: evento sistemico

Elemento chiave di questa analisi è l'evento sistemico, contraddistinto da due elementi: lo shock ed il suo meccanismo di propagazione.

Primo elemento dell'evento sistemico è *lo shock, che consiste nel cambiamento repentino della struttura del sistema economico.*

Gli shock possono essere di tipo idiosincratico (il cambiamento strutturale interesserà un'unica istituzione finanziaria o il prezzo di un unico asset), oppure di tipo sistemico (il cambiamento interesserà più soggetti contemporaneamente o addirittura l'intero sistema).

Secondo elemento dell'evento sistemico è il *meccanismo di propagazione, il quale trasmette il cambiamento (lo shock) al sistema o ad altri sistemi.*

La propagazione si manifesta in modo diretto mediante l'esposizione o in modo indiretto sulla base della qualità e quantità delle informazioni in possesso.

Dall'analisi congiunta dello shock e del meccanismo di propagazione si rileva la differenza tra evento sistemico in senso stretto ed evento sistemico in senso ampio.

L'evento sistemico in senso stretto si riferisce alla diffusione di notizie negative relative ad un'istituzione o al fallimento di quest'ultima. Tutto ciò provoca la propagazione della crisi agli altri attori del sistema, inizialmente sani.

L'evento sistemico in senso ampio si verifica quando lo shock colpisce inizialmente un'istituzione ed il mercato in cui essa è attiva e si estende successivamente anche agli altri soggetti e mercati collegati, coinvolgendo dunque l'intero sistema. La conseguenza di questa situazione è una crisi sistemica.

Come riportato in Bazzana e Debertoli (2002), l'evento sistemico, a seconda della sua intensità, viene inoltre contraddistinto in quattro categorie diverse:

1. eventi sistemici forti in senso stretto (quando solo lo shock iniziale è la causa

- scatenante del fallimento del soggetto o del mercato);
2. eventi sistemici deboli in senso stretto (lo shock comporta conseguenze solo al soggetto minacciato e non anche ai soggetti ad esso collegati);
 3. eventi sistemici forti in senso ampio (un vasto numero di soggetti fallisce a causa del meccanismo di propagazione);
 4. eventi sistemici deboli in senso ampio (un vasto numero di soggetti non fallisce nonostante il meccanismo di propagazione).

Hunter e Marshall (1999), De Bandt e Hartmann (2000) e infine Diamond e Dybvig (1983) concordano sul fatto che il rischio sistemico si manifesti in particolar modo nel settore bancario.

Il meccanismo di propagazione degli shock si manifesta, secondo Saunders (1987), in modo diretto a causa dell'effetto domino scaturito dai legami tra le istituzioni finanziarie, ma anche in modo indiretto. In quest'ultimo caso si scatena la *bank run* (corsa agli sportelli). Per spiegare questo fenomeno, Diamond e Dybvig (1983) hanno elaborato un modello nel quale vengono differenziati i soggetti "pazienti" da quelli "impazienti". Le banche, sull'analisi della categoria a cui appartiene il soggetto, mantengono a riserva solamente la liquidità che ritengono sia necessario restituire ai soggetti impazienti.

I soggetti pazienti, osservando il comportamento degli altri partecipanti del sistema a seguito di uno shock macroeconomico di liquidità, potrebbero essere influenzati e desiderosi anch'essi di ritirare i fondi prestati alla banca.

Quanto descritto dà luogo alla corsa agli sportelli. I prestatori di fondi, percependo una situazione di instabilità della banca, si precipitano agli sportelli con l'intento di ritirare somme di denaro elevate, timorosi che i loro depositi non vengano restituiti. Le maggiori richieste di rimborsi da più soggetti potrebbero comportare una situazione di instabilità per la banca. La sfiducia dei clienti nei

confronti della banca, temporaneamente illiquida, inevitabilmente condurrebbe al suo fallimento.

In tale clima si può verificare un contagio con effetto bank panic: prestatori di fondi di altri istituti finanziari, sfiduciati nei confronti di questi ultimi, possono richiedere improvvisamente la restituzione di tali fondi depositati.

La situazione di bank run interessa solitamente una sola banca, mentre la situazione di bank panic interessa più banche.

Per comprendere il rischio sistemico, oltre ad approfondire le caratteristiche dell'attività bancaria, è necessario anche considerare i rapporti che intercorrono tra più banche.

1.3 Le 4 L: Leverage, Liquidity, Losses e Linkages

Gli effetti del rischio sistemico scaturiscono da una crisi di sistema, provocata da una vastità di fattori difficili da valutare utilizzando singole misure.

A tal proposito, si osservano le "4 L": Leverage, Liquidity, Losses e Linkages. La letteratura e gli studi in materia hanno sempre prestato particolare attenzione ai primi tre fenomeni, cioè Indebitamento, Liquidità e Perdite e sono arrivati a proporre diversi indici per la loro misurazione. Per quanto concerne i Linkages invece l'attenzione si è focalizzata solo negli ultimi anni. Si è riscontrato che le relazioni, o più precisamente il grado di correlazione tra i soggetti appartenenti al sistema finanziario, scatenano un meccanismo di propagazione di perdite, illiquidità, insolvenza e conseguenti default. Per un'adeguata misura del rischio sistemico, risulta importante un'analisi sul legame presente tra i soggetti operanti sul mercato.

Risulta importante quindi analizzare le quattro L:

1. l'effetto leva finanziaria (Leverage), indica il grado di indebitamento dell'investitore e viene espresso mediante la seguente formula:

$$L_f = \frac{D}{C_p}$$

Dove:

- L_f è la leva finanziaria;
- D è la passività di finanziamento;
- C_p è il capitale proprio.

L'effetto leverage assume importanza nel momento in cui si prende in considerazione il ROE, espresso dalla seguente formula:

$$ROE = ROI + (ROI - ROD) * L_f * (1 - T) \quad (1.1)$$

Il ROE indica la redditività aziendale, ed è funzione della redditività degli investimenti effettuati (ROI), alla quale si aggiunge il livello di indebitamento $(ROI-ROD)^2$ moltiplicato per la leva finanziaria (al netto della tassazione T).

L'effetto leva finanziaria può essere positivo quando il ROI è maggiore del ROD ($ROI > ROD$), situazione in cui risulta conveniente ricorrere all'indebitamento. Al crescere di L_f aumenta anche il ROE.

L'effetto leva è invece negativo, quando il ROI è minore del ROD ($ROI < ROD$), situazione in cui risulta conveniente servirsi del capitale proprio, senza dunque ricorrere all'indebitamento. Il risultato in questo caso è una diminuzione del ROE, che risulta ancor più evidente considerando l'effetto leverage: più elevato è l'indebitamento dell'azienda, maggiore sarà la riduzione della sua redditività.

A livello operativo l'impresa potrebbe indebitarsi fino a quando la differenza $(ROI-ROD)$ rimane positiva, in questo caso è necessario però conservare un margine di sicurezza, senza sfruttare del tutto l'effetto leverage.

²Il livello di indebitamento è la differenza tra il rendimento del capitale investito (ROI) ed il capitale preso a prestito (ROD).

2. perdite (*losses*)

Gli investitori per non subire notevoli perdite modificano il loro portafoglio e vendono le attività rischiose, in modo da riequilibrare la redditività e la posizione degli investimenti.

La perdita su un mercato può coinvolgere e dunque contagiare altri mercati se gli investitori hanno investito su asset rischiosi e si trovano dunque costretti a riequilibrare i loro portafogli. In questa situazione, all'aumentare dell'effetto leva, aumenterà anche la vendita delle attività rischiose.

Le riallocazioni di portafoglio, secondo Schinasi e Smith (2000), non si manifestano solo con livelli alti di effetto leva, ma anche con livelli relativamente bassi;

3. il passaggio successivo denota una situazione di instabilità ed insolvenza (o addirittura di fallimento) dovuta alle perdite che si innescano in più mercati mediante un meccanismo di propagazione. Causa di tale situazione di insolvenza è il *rischio di liquidità (Liquidity)*.

Si è in presenza del rischio di liquidità quando la banca risulta incapace di far fronte, alla scadenza prefissata, agli obblighi di pagamento.

Risulta necessario a tal proposito distinguere il concetto di sofferenza (crisi) da quello di instabilità.

La sofferenza finanziaria si presenta quando il fallimento di alcune istituzioni o le loro perdite causano gravi disturbi all'economia reale.

L'instabilità finanziaria si presenta invece quando uno shock di normale intensità provoca una situazione di debolezza del sistema; tale instabilità può anche essere duratura, senza necessariamente sfociare in una crisi.

L'instabilità di un intermediario può essere diffusa anche alle altre istituzioni finanziarie connesse, sempre per effetto di propagazione.

Uno shock di normale intensità in un sistema instabile può causare una cri-

si, a differenza di un sistema stabile in cui invece è necessario uno shock di maggiore intensità per generare una situazione di default;

4. *linkages*, cioè le connessioni tra i diversi soggetti appartenenti al sistema. I collegamenti tra le istituzioni finanziarie possono diffondere, sempre mediante il meccanismo di propagazione, una situazione di instabilità, provocando quindi una crisi di sistema.

1.4 Le misure più frequenti per la valutazione del rischio sistemico

Sintetizzando quanto già affermato, la mancanza di liquidità, combinata con un livello di indebitamento elevato e perdite rilevanti delle istituzioni finanziarie, può provocare situazioni di instabilità per il soggetto e di conseguenza anche per gli altri soggetti ad esso collegati, generando, mediante il meccanismo di propagazione, una crisi in tutto il sistema.

Il rischio sistemico ha diverse definizioni in letteratura e viene misurato con differenti indici.

Di seguito si illustreranno le misure standard usate per il calcolo del rischio sistemico.

Nel 1994 J.O. Morgan espose il suo modello Riskmetrics e nel 1996 il BIS Amendment introdusse per la prima volta il Value at Risk, Valore a Rischio o VaR.

Questa misura probabilistica varia sulla base dell'arco temporale e del livello di confidenza stabilito. Tale misura esprime la perdita massima che può subire una banca nel momento in cui si verifica un evento, con probabilità α .

Più precisamente, essa indica la perdita potenziale massima di una posizione d'investimento in un certo orizzonte temporale (solitamente un giorno), con un certo livello di confidenza (solitamente pari al 95% o al 99%) ed è una tecnica comunemente usata da banche d'investimento per misurare il rischio di mercato

delle attività detenute in portafoglio.

L'utilizzo del VaR come misura di rischio presuppone l'ipotesi di normalità dei rendimenti.

Sintetizzando, gli elementi caratteristici del modello VaR sono tre: il primo è la massima perdita potenziale che una posizione o un portafoglio può subire, il secondo è il livello di confidenza ed il terzo è l'orizzonte temporale prestabilito.

Il VaR risponde alla seguente domanda: qual è la massima perdita che un'istituzione può subire in un arco di tempo prefissato, ipotizzando che si verifichino situazioni negative con probabilità α ?

L'attenzione è focalizzata sulla probabilità che la perdita che i soggetti subiscono sia superiore al quantile. In merito a questa eccedenza il modello non dice molto e quindi presenta un primo limite. Un secondo limite riguarda una delle caratteristiche fondamentali delle "misure di rischio coerenti" che non viene rispettata.

A tal proposito Artzner et al. (1999) specificano che le misure di rischio risultano coerenti se soddisfano gli assiomi essenziali.

Perché una misura di rischio sia coerente devono essere rispettati i seguenti assiomi:

1. **Monotonicità:** se un portafoglio X ha rendimenti maggiori di un portafoglio Y, si avranno perdite minori per X e maggiori per Y e di conseguenza il rischio sarà minore per X e maggiore per Y;
2. **Invarianza nelle traslazioni:** aggiungendo un ammontare di contante ad un portafoglio, il rischio deve diminuire dell'ammontare stesso;
3. **Omogeneità positiva di grado uno:** se si moltiplica la posizione per un fattore moltiplicativo, anche la misura di rischio deve essere moltiplicata per lo stesso fattore moltiplicativo;

4. Subadditività: il rischio di un portafoglio costituito da più titoli non deve essere superiore alla somma dei rischi delle posizioni considerate singolarmente, deve essere quindi minore o uguale.

Può presentarsi, paradossalmente, la seguente situazione:

$$VaR(X + Y) > VaR(X) + VaR(Y) \quad (1.2)$$

Questa circostanza si verifica quando la distribuzione congiunta è leptocurtica, cioè possiede, a differenza della distribuzione normale, delle code più spesse.

Analizzando le quattro proprietà si riscontra che il VaR, non rispettando l'ultima condizione, è una misura non additiva.

In conclusione tale misura non descrive la perdita peggiore, non dice nulla sulla distribuzione delle perdite nella coda sinistra ed è soggetto all'errore di campionamento.

Un'altra misura utilizzata per valutare il rischio sistemico è l'Expected Short Fall (ES), misura di rischio coerente, in quanto a differenza del VaR rispetta l'assioma di subadditività. Per misurare il capitale economico assorbito da un profilo di rischio si introduce, oltre al quantile, il concetto di valore atteso della perdita condizionale, in cui la perdita è maggiore di un determinato quantile.

$$ES = E[(LOSS | LOSS > VaR)] \quad (1.3)$$

L'Expected Short Fall è una misura di rischio coerente³, a differenza del VaR.

L'ES è la perdita attesa condizionata al fatto che questa perdita sia superiore al VaR. Tale misura può essere anche definita come la media dei rendimenti nel caso in cui perdite di portafoglio siano maggiori del VaR, di conseguenza utilizzando un livello di significatività α si ottiene la seguente formula:

$$ES_\alpha = -E[R | R \geq VaR_\alpha] \quad (1.4)$$

³L'Expected Short Fall (ES) è una misura coerente in quanto a differenza del VaR rispetta la proprietà di subadditività.

L'Expected Short Fall viene anche indicata come Conditional Value at Risk (CVaR) o Expected Tail Loss (ETL). A differenza del VaR, in cui ci si domanda quanto gli investimenti finanziari possano andar male, nell'ES ci si chiede qual è la perdita attesa nel caso in cui gli investimenti vadano male.

Anche l'ES è caratterizzata dagli stessi elementi del VaR ⁴.

Confrontando il VaR ed l'ES si riscontrano delle differenze. Il VaR indica la massima perdita potenziale che si può subire dato un livello di confidenza ed un orizzonte temporale prestabilito, mentre l'ES misura le perdite attese, considerando le perdite che eccedono il quantile.

L'ES risulta sempre superiore al VaR, in quanto consiste nella media delle possibili perdite maggiori del livello del VaR, infatti con la prima misura si ottiene una rappresentazione migliore del rischio.

Il VaR considera solo la soglia sulla coda della loss distribution, senza fornire risultati relativi ai casi peggiori della perdita massima, mentre l'ES riesce invece a calcolare le perdite lungo tutta la loss distribution. L'ES, rispetto al VaR, è ritenuta una misura di rischio più conservativa, fornisce una stima lievemente più elevata ed ha un margine di sicurezza superiore, inoltre è utile per valutare la presenza o meno di connessioni all'interno del sistema.

Il *Distressed Insurance Premium (DIP)* è un'altra misura di connettività tra le istituzioni. Come l'Expected Shortfall anche la Distressed Insurance Premium considera le perdite di una specifica istituzione, condizionate al fatto che il sistema sia in una situazione difficile (Huang e al. 2011).

Per il calcolo del DIP si attuano i seguenti passaggi:

- stima della probabilità di default dell'istituzione;
- stima della correlazione tra i rendimenti delle attività in portafoglio;

⁴L'ES, come il VaR, è caratterizzata dall'orizzonte temporale e dall'intervallo di confidenza.

- simulazione mediante il metodo risk natural della distribuzione di perdite di portafoglio;
- ottenimento del valore del DIP espresso mediante la formula:

$$DIP = E(L|L \geq L_{min}) \quad (1.5)$$

in cui L indica le perdite;

- al variare nel tempo del valore ottenuto del Distressed Insurance Premium è possibile associare il livello di rischio sistemico nel sistema.

Quando il valore del DIP è elevato si associano momenti di crisi o eventi negativi che si propagano nel sistema registrando un alto grado di connettività tra i partecipanti del sistema stesso. Le misure di connettività illustrate (VaR, ES, DIP) evidenziano come il grado di correlazione tra le istituzioni finanziarie sia alto quando più partecipanti del sistema si trovano in una condizione di difficoltà finanziaria.

Ovvio quindi associare ad alti gradi di connettività un alto livello di rischio sistemico, il che fa dedurre che queste misure abbiano il potere di cogliere il grado di espansione del rischio sistemico.

Risulta però necessario prestare attenzione al fatto che tali misure dipendono dalla volatilità, in quanto si basano sulla probabilità. La volatilità appare bassa nelle situazioni di crescita ed alta invece prima e durante la crisi. Le misure prese in analisi non si dimostrano dunque capaci di prevedere le crisi, perché conducono ad una stima distorta di rischio sistemico verso il basso, situazione questa che persiste fino a che non si manifesta un eccesso di volatilità nel mercato.

In conclusione il Value at Risk, l'Expected Shortfall ed il Distressed Insurance Premium danno informazioni in merito alla crisi solo nel momento in cui essa si manifesta.

1.5 L'importanza del grado di connessione ed il test di causalità di Granger

Secondo Billio et al. (2012) il grado di connessione tra le istituzioni finanziarie ed il resto dell'economia è uno dei fattori scatenanti di una crisi finanziaria. Le misure di rischio precedentemente illustrate si basano sulle relazioni contemporanee, cioè analizzano le correlazioni fra le istituzioni finanziarie solo se simultanee allo shock e/o alla generale situazione di instabilità, senza prendere in considerazione i dati storici. Quest'ultimo aspetto evidenzia come tali misure non siano adeguate per prevedere una crisi, in quanto sono in grado di dimostrare l'esistenza di una situazione di default solo a posteriori⁵. Queste misure inoltre rappresentano il grado di correlazione delle istituzioni finanziarie in modo condizionato, cioè dipendente da avvenimenti specifici (quali perdite significative, situazioni di crisi), di conseguenza non rappresentano le correlazioni in situazioni di stabilità dei mercati.

Al contrario, il test di causalità di Granger è considerato una misura utile per la previsione e l'eventuale prevenzione di situazioni di crisi, in quanto tale test è in grado di evidenziare la correlazione tra gli istituti finanziari in modo incondizionato, cioè indipendentemente da avvenimenti specifici e permette di cogliere anche i legami in condizioni di stabilità.

Il test di causalità di Granger non si fonda su relazioni contemporanee bensì combina i dati storici di una variabile con quelli futuri di un'altra variabile, illustra le fonti di propagazione di uno shock, rileva la direzione del meccanismo di propagazione e del legame tra due soggetti ed individua i responsabili della propagazione degli eventi.

Questo è dunque un test di ipotesi statistica, volto ad analizzare il nesso di causalità, dato dal potere previsionale reciproco di due serie storiche.

⁵Il VaR, ES ed il DIP sono misure di connettività che danno informazioni in merito alla crisi solo nel momento in cui essa si manifesta.

Il test di causalità di Granger, date due serie storiche i e j , enuncia che: se la serie storica j fornisce informazioni valide a prevedere in modo più puntuale il comportamento della serie i , rispetto a quanto si acquisirebbe focalizzando l'attenzione solamente sulle informazioni storiche di i , allora si può dire che j causa i .

L'obiettivo è quello di effettuare un confronto tra le due serie storiche i e j al fine di comprendere se, mediante questo procedimento, si possano ottenere informazioni più precise rispetto a quanto invece risulterebbe dalle serie storiche analizzate singolarmente.

Le relazioni tra due serie storiche vengono espresse da un sistema di equazioni di regressione lineare sui loro dati storici:

$$R_{i,t+1} = \alpha_i R_{i,t} + \beta_{i,j} R_{j,t} + \varepsilon_{i,t+1} \quad (1.6)$$

$$R_{j,t+1} = \alpha_j R_{j,t} + \beta_{j,i} R_{i,t} + \varepsilon_{j,t+1} \quad (1.7)$$

Dove:

- $R_{i,t+1}$ e $R_{j,t+1}$ sono i rendimenti dei soggetti presi in considerazione;
- $\varepsilon_{i,t+1}$ e $\varepsilon_{j,t+1}$ sono processi white noise incorrelati;
- α_i , α_j , $\beta_{i,j}$ e $\beta_{j,i}$ sono i coefficienti del modello di regressione.

La condizione necessaria e sufficiente affinché esista la causalità di Granger è la seguente: almeno un valore tra $\beta_{i,j}$ e $\beta_{j,i}$ deve essere non nullo (diverso da zero); è necessario dunque che $\beta_{i,j}$ e $\beta_{j,i}$ non siano contemporaneamente nulli.

I possibili risultati derivanti da questo test sono i seguenti:

- se $\beta_{j,i} \neq 0$ e $\beta_{i,j} = 0$ significa che la serie j causa nel senso di Granger (Granger causa) la serie i ;

- se $\beta_{j,i} = 0$ e $\beta_{i,j} \neq 0$ significa che la serie i causa nel senso di Granger (Granger causa) la serie j ;
- se $\beta_{j,i} \neq 0$ e $\beta_{i,j} \neq 0$ significa che le due serie storiche i e j si condizionano a vicenda.

L'indicatore di causalità viene indicato mediante il sistema:

$$(j \rightarrow i) \begin{cases} 1 & \text{se } j \text{ causa secondo Granger } i \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (1.8)$$

imponendo la condizione che $(j \rightarrow j) \equiv 0$, cioè che j non causi se stessa.

Con questa funzione si individuano le connessioni che si innescano all'interno del sistema formato da N soggetti finanziari. Le misure di connettività che si vengono a creare sono quattro:

1. *il grado di causalità di Granger (DCG)* che indica, considerando il totale delle relazioni che si possono instaurare tra i soggetti finanziari del sistema, la percentuale dei legami identificati dal test di Granger come significativi.

$$DCG = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i} (j \rightarrow i)$$

Qualora il grado di causalità alla Granger (DCG) sia maggiore di una soglia K (il cui valore è determinato al di sopra dell'abituale varianza del campione ed è ottenuta mediante simulazione Monte Carlo), la probabilità che si manifesti un evento sistemico è elevata;

2. *numero di connessioni*, misura utile per valutare quanto un'istituzione condiziona o è condizionata dal sistema (S) e la sua rilevanza all'interno di quest'ultimo (sistema). Le misure a cui si fa riferimento sono:

#Out:

$$(j \rightarrow S) |_{DCG \geq K} = \frac{1}{N-1} \sum_{i \neq j} (j \rightarrow i) |_{DCG \geq K} \quad (1.9)$$

#In:

$$(S \rightarrow j) |_{DCG \geq K} = \frac{1}{N-1} \sum_{i \neq j} (j \rightarrow i) |_{DCG \geq K} \quad (1.10)$$

#In+Out:

$$(j \leftrightarrow S) |_{DCG \geq K} = \frac{1}{2(N-1)} \sum_{i \neq j} (i \rightarrow j) + (j \rightarrow i) |_{DCG \geq K} \quad (1.11)$$

In cui:

- #Out calcola il numero di soggetti finanziari causati nel senso di Granger da j in modo significativo;
- #In calcola il numero di soggetti finanziari che causano nel senso di Granger il soggetto j in modo significativo;
- #In+Out è la somma delle misure sopra descritte.

Si utilizza l'espressione "in modo significativo" in quanto la misura di connettività considera solo le relazioni di causalità alla Granger che oltrepassano la soglia K , analizzando quindi solo i legami più forti tra le istituzioni del network, quelli che potrebbero scatenare una crisi del sistema;

3. *numero di connessioni settoriali*, misura di connettività simile a quella del punto precedente. In questa misura, a differenza di quella del punto 2, si considera il vincolo di non-appartenenza allo stesso settore. Le misure esaminate in questo caso, in cui M è il numero dei settori espressi con $\alpha, \beta = 1, \dots, M$, sono:

#Out-to-other

$$[(j|\alpha) \rightarrow \sum_{\beta \neq \alpha} (s|\beta)] |_{DCG \geq K} = \frac{1}{(M-1) * \frac{N}{M}} \sum_{\beta \neq \alpha} \sum_{i \neq j} [(j|\alpha) \rightarrow (i|\beta)] |_{DCG \geq K} \quad (1.12)$$

#In-from-Other

$$[(S|\beta) \rightarrow \sum_{\beta \neq \alpha} (j|\alpha)] \Big|_{DCG \geq K} = \frac{1}{(M-1) * \frac{N}{M}} \sum_{\beta \neq \alpha} \sum_{i \neq j} [(i|\beta) \rightarrow (j|\alpha)] \Big|_{DCG \geq K} \quad (1.13)$$

#In+Out-Other

$$[(j|\alpha) \rightarrow \sum_{\beta \neq \alpha} (s|\beta)] \Big|_{DCG \geq K} = \frac{\sum_{\beta \neq \alpha} \sum_{i \neq j} [(i|\beta) \rightarrow (j|\alpha)] + [(j|\alpha) \rightarrow (i|\beta)]}{2(M-1) * \frac{N}{M}} \Big|_{DCG \geq K} \quad (1.14)$$

Dove:

- #Out-to-Other calcola il numero di soggetti finanziari di settori differenti da j , causati nel senso di Granger dal soggetto j in modo significativo;
- #In-to-Other calcola il numero di soggetti finanziari di settori differenti da j che causano nel senso di Granger il soggetto j in modo significativo;
- #In+Out è la somma delle misure sopra descritte.

Si prendono in considerazione quindi le connessioni significative che legano un soggetto ad un altro appartenente ad un settore differente;

4. *Closeness*, calcola il percorso più breve tra un'istituzione finanziaria e le altre istituzioni da essa raggiungibili in modo diretto o indiretto.

Se esiste un percorso di causalità di lunghezza C tra due istituzioni i e j , si può dire che l'istituzione j è debolmente "C-causata" nel senso di Granger

dall'istituzione i . Affinché accada ciò è necessario che esista una sequenza di relazioni di causalità:

$$(j \longrightarrow K_1) * (K_1 \longrightarrow K_2) * \dots * (K_{(C-1)} \longrightarrow i) \equiv (j \xrightarrow{C} i)$$

Individuata la formula:

$$C_{i,j} = \min_C \left\{ C \in [1; N - 1] : (j \xrightarrow{C} i = 1) \right\}$$

dove: $C_{i,j}$ = lunghezza del tragitto più breve dall'istituzione j all'istituzione i , la misura di closeness (di vicinanza) per j è:

$$C_{j,s} |_{DCG \geq K} = \frac{1}{N-1} \sum_{i \neq j} C_{i,j} (j \xrightarrow{C} i) \Big|_{DCG \geq K}$$

1.6 L'importanza del grado di connessione: metodi alternativi al test di causalità di Granger

La cointegrazione può essere utile come metodo alternativo al test di Granger per verificare la connessione tra le istituzioni. Graficamente si è in presenza di cointegrazione quando esiste un trend comune tra le serie.

La teoria econometrica classica prevede la stazionarietà delle serie storiche, oggetto di studio, lungo tutto l'orizzonte temporale considerato, mentre nella realtà economica non è possibile. Dunque, al fine di ottenere una corretta analisi di tali serie storiche, è opportuno considerare la possibilità che esse possano essere condizionate da alcuni fattori in grado di influenzare il loro andamento economico, quali la crescita economica, modifiche legislative ecc. . .

Risulta quindi necessario verificare la stazionarietà o non stazionarietà delle serie storiche. In caso di non stazionarietà si dovranno rendere stazionarie le variabili prese in esame, attraverso la differenziazione delle serie storiche.

Un ulteriore aspetto, da prendere in considerazione, riguarda la possibilità che esista un legame tra le serie storiche integrate (non stazionarie). Qualora questo legame esistesse, dal modello di regressione stimato si otterrebbero dei residui integrati ad un livello inferiore rispetto a quello delle serie storiche.

A seguito degli studi effettuati da Engle e Granger, la cointegrazione fu definita da Dolado, Gonzalo e Marmol (1999) nel seguente modo: "Cointegration signify co-movements among trending variables which could be exploited to test for the existence of equilibrium relationship within a fully dynamic specification framework".

Formalmente, si ha cointegrazione quando due serie storiche integrate rispettivamente di ordine a e b ($a > b$), combinate linearmente tra loro, producono un processo integrato di ordine $c < (a - b)$. Mediante la stima di un modello, caratterizzato dalla combinazione delle serie storiche, si ottiene il grado di integrazione di queste ultime.

Per comprendere meglio il concetto di cointegrazione, si introduce il seguente processo in forma matriciale:

$$\mathbf{Z}_t = \boldsymbol{\beta}' \mathbf{Y}_t \quad (1.15)$$

Dove:

- \mathbf{Y}_t è un processo stocastico multivariato ed integrato (esempio: processo I(1));
- $\boldsymbol{\beta}$ è il vettore di cointegrazione;
- nel caso in cui si fosse in presenza di più vettori raccolti in una matrice, quest'ultima prenderà il nome di matrice di cointegrazione;
- il rango di cointegrazione è il numero di vettori $\boldsymbol{\beta}$ linearmente indipendenti.

La condizione necessaria e sufficiente perché vi sia cointegrazione tra le variabili è che il processo \mathbf{Z}_t sia caratterizzato da un livello di integrazione minore (esempio: I(0)).

1.7 Cointegrazione: Test Phillips Ouliaris (po.test)

Dopo la verifica della non stazionarietà delle serie analizzate si applica il test di cointegrazione. A tal proposito si fa riferimento al test di Phillips Ouliaris (1990), il quale prevede un'analisi sui residui.

L'iter per svolgere questo test è la seguente:

1. si stima un modello di regressione sulle serie non stazionarie mediante il metodo OLS:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^k B_i X_{i,t} + u_t \quad (1.16)$$

2. i residui u_t vengono regrediti rispetto al proprio valore ritardato di un periodo:

$$u_t = \rho u_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.17)$$

3. si verifica se i residui u_t sono caratterizzati da radice unitaria ($\rho = 1$). Se i residui risultano non stazionari (accettazione dell'ipotesi nulla) la regressione è spuria, le serie dunque non sono cointegrate.
4. per effettuare il test si considera la seguente statistica τ , la quale testa l'ipotesi $\rho = 1$:

$$\tau = \frac{\hat{\rho} - 1}{\hat{\sigma}_\rho} \quad (1.18)$$

Dove:

- $\hat{\rho}$ = è la stima OLS di ρ ;
 - $\hat{\sigma}_\rho$ = è lo standard error OLS di ρ .
5. qualora ε_t sia serialmente correlato, si può calcolare con il metodo di Newey e West (1987) la sua varianza di lungo periodo λ^2 .

Partendo dalla formula:

$$\gamma_0 = (T - 1)^{-1} \sum_{t=1}^T \epsilon_t^2 \quad (1.19)$$

che può essere espressa in modo più generale per $j = 1, \dots, q$ nel seguente modo:

$$\gamma_j = (T - 1)^{-1} \sum_{t=j+1}^T \epsilon_t^{t-j} \quad (1.20)$$

si ottiene:

$$\lambda^2 = \gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^q \left[1 - \frac{j}{q+1} \gamma_j \right] \quad (1.21)$$

In conclusione la stima OLS della varianza di ϵ_t è data da:

$$S^2 = (T - 2)^{-1} \sum_{t=1}^T \epsilon_t^2 \quad (1.22)$$

6. infine si calcola la statistica di Phillips-Ouliaris:

$$z_t = \left(\frac{\gamma_0}{\lambda^2} \right)^{\frac{1}{2}} - \frac{1}{2} \left[\frac{\lambda^2 - \gamma_0}{\lambda} \right] \left[\frac{(T-1)\hat{\sigma}_\rho}{S} \right] \quad (1.23)$$

1.8 Cointegrazione: modello ECM (Error Correction Mechanism)

Secondo quanto affermato da Hendry e Al (2000) “per ogni sistema cointegrato esiste una rappresentazione ECM; se le serie sono integrate e se questa rappresentazione esiste, allora è possibile affermare che le serie sono cointegrate”.

Per comprendere quanto spiegato si parte dal seguente modello VAR(1):

$$y_t = Ay_{t-1} + e_t \quad (1.24)$$

Con: $\Pi = A - I$

Successivamente si calcolano le differenze prime:

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-1} + e_t \quad (1.25)$$

Dall’analisi del rango di Π si evidenziano tre possibili situazioni:

- se il rango è pari a zero ($r=0$) non esiste cointegrazione tra le variabili e si è in presenza di un processo random walk;
- se il rango è pari ad n si è in presenza di un processo stazionario;
- se il rango è compreso tra il valore zero ed n ($0 < r < n$) esiste cointegrazione tra le variabili.

Sostituendo $\Pi = \alpha\beta'$ all'equazione 1.25 si ottiene la seguente espressione:

$$\Delta y_t = \alpha\beta' y_{t-1} + e_t \quad (1.26)$$

Dove:

- α è la matrice dei pesi. Tale matrice permette di quantificare l'effetto sulla variabile z_{t-1} ($z_{t-1} = \beta' y_{t-1}$);
- β è il vettore di cointegrazione.

Considerando la seguente uguaglianza $\beta' y_{t-1} = z_{t-1}$ si ottiene la seguente formula:

$$\Delta y_t = \alpha z_{t-1} + e_t \quad (1.27)$$

Tale formula rappresenta il modello ECM, che può essere scritto inserendo all'interno della formula stessa un componente autoregressivo. La funzione di quest'ultimo è quella di rimuovere l'effetto di disturbo $\sum_{i=1}^p \Gamma \Delta y_{t-1}$. Si ottiene dunque la seguente formula ECM:

$$\Delta y_t = \alpha z_{t-1} + \sum_{i=1}^p \Gamma \Delta y_{t-1} + e_t \quad (1.28)$$

Inoltre, si può aggiungere a tale espressione la componente deterministica (d_t):

$$\Delta y_t = d_t + \alpha z_{t-1} + \sum_{i=1}^p \Gamma \Delta y_{t-1} + e_t \quad (1.29)$$

Dove d_t può avere qualsiasi valore.

1.9 Cointegrazione: modello di Johansen

Mediante l'approccio di Johansen si riesce a stimare sia il rango che la matrice di cointegrazione. Il metodo di Johansen ipotizza che si possa rappresentare il sistema cointegrato con un modello VAR di ordine finito con errori gaussiani.

Per comprendere questa procedura si eseguono i seguenti passaggi:

1. si considera il modello ECM:

$$\Delta y_t = d_t + \alpha z_{t-1} + \sum_{i=1}^p \Gamma \Delta y_{t-1} + e_t \quad (1.30)$$

2. si ipotizza che l'ordine p del VAR sia noto. Per individuare l'ordine del VAR più adatto alla rappresentazione dei dati si usano i criteri di informazione;
3. si può successivamente procedere con la stima dei parametri in un contesto di massima verosomiglianza. In un modello di regressione lineare con errori gaussiani lo stimatore di massima verosomiglianza dei parametri è lo stimatore OLS;
4. in questa situazione è necessario considerare i vincoli relativi alla presenza di cointegrazione: infatti il rango della matrice Π è uguale al rango di cointegrazione r , (si vuole che il metodo di stima garantisca una stima di Π con rango ridotto, cosa questa che il metodo OLS non fa).

L'obiettivo principale della procedura di Johansen è la definizione del rango di cointegrazione r , mediante il test sul rango della matrice Π il quale prevede che all'interno di una matrice semidefinita positiva il numero di autovalori positivi sia uguale al suo rango e che di conseguenza gli altri autovalori invece siano nulli. Il test relativo al rango della matrice Π si effettua nel seguente modo:

- inizialmente si definisce una matrice M semidefinita per costruzione positiva ed avente lo stesso rango di Π . A tal proposito si riscontra un vantag-

gio: a differenza di Π , la matrice M assicura autovalori reali positivi (non negativi) in quanto essa per costruzione è semidefinita positiva;

- una volta ottenuta la stima consistente di tale matrice M (cioè \hat{M}), si ottengono di conseguenza gli autovalori di \hat{M} (indicati con $\hat{\lambda}$: stimatori consistenti degli n autovalori di M);
- successivamente si ordinano in modo decrescente gli stimatori consistenti degli n autovalori di M (da $\hat{\lambda}_1$ il più grande a $\hat{\lambda}_n$ il più piccolo) e si procede con l'applicazione del test di azzeramento dell'autovalore più piccolo;
- nel caso in cui si rifiutasse l'ipotesi nulla e dunque $\hat{\lambda}_n$ fosse positivo:
 - anche tutti gli altri autovalori saranno positivi;
 - la matrice Π avrà rango pieno;
 - il sistema sarà stazionario.

Qualora non si presentasse questa situazione si analizzerà non l'ultimo valore ma il penultimo, considerando λ_{n-1} . In questo caso si possono usare due test:

1. il test λ -max in cui l'ipotesi nulla prevede che $\lambda_{n-1} = 0$, dando per certo che $r < n$ e verificando così l'ipotesi $r < n - 1$;
2. il test traccia, in cui l'ipotesi nulla è $\lambda_n = \lambda_{n-1} = 0$. Si tratta di un test congiunto di azzeramento degli ultimi due autovalori, che non dà per certo che $r < n$.

Se si accetta l'ipotesi nulla, si procede alla considerazione di $\hat{\lambda}_{n-2}$ e così di seguito.

Si conclude l'analisi degli autovalori al primo rifiuto dell'ipotesi nulla con il quale si ottiene una stima di r (rango della matrice di cointegrazione). Se $r = 0$ significa assenza di cointegrazione; non viene dunque rifiutata mai l'ipotesi nulla. Dopo aver effettuato questi passaggi per stabilire il rango

della matrice di cointegrazione (Π) si procede mediante la stima OLS alla determinazione dei vettori di cointegrazione.

Nel terzo capitolo verrà applicata la teoria del test di Johansen allo specifico caso analizzato e si potranno dunque comprendere meglio tali passaggi.

1.10 Test di causalità non parametrico e non lineare di Diks e Panchenko

Per analizzare meglio le relazioni esistenti tra le variabili in termini di causalità, Diks e Panchenko (2006) hanno elaborato un test non parametrico, utile per svincolarsi dall'aspetto della linearità (ipotesi invece indispensabile nella realizzazione di un test parametrico). Diks e Panchenko perfezionano il test di Hiemstra-Jones (1994) e, dopo aver documentato che nel momento in cui aumenta la numerosità campionaria la probabilità di non accettare l'ipotesi nulla può tendere ad uno, suggeriscono una statistica diversa, la quale non presenta tale problematica. La causalità di Granger prevede che: dato un processo $\{x_t, y_t\}$ bivariato e stazionario; x_t causa secondo Granger y_t , nel momento in cui i valori presenti e passati di x includono informazione addizionale rispetto ai valori presenti e passati di y inerente ai valori futuri di y .

Specificando che:

- $F_{x,t}$ è l'informazione caratterizzata dai valori passati di x considerati fino al tempo t ;
- $F_{y,t}$ è l'informazione caratterizzata dai valori passati di y considerati fino al tempo t ;
- \sim indica l'equivalenza in distribuzione.

Allora x non causa secondo Granger y se per qualche $K \geq 1$:

$$(y_{t+1}, \dots, y_{t+k}) \Big| (F_{x,t}, F_{y,t}) \sim (y_{t+1}, \dots, y_{t+k}) \Big| (F_{y,t})$$

Al contrario x causa secondo Granger y se per qualche $K \geq 1$:

$$(y_{t+1}, \dots, y_{t+k}) \mid (F_{x,t}, F_{y,t}) \not\sim (y_{t+1}, \dots, y_{t+k}) \mid (F_{y,t})$$

Questa è una definizione generale, che non fa alcuna assunzione in merito alla specificazione del modello.

Diks e Panchenko fanno riferimento al caso più comune di $k = 1$, di conseguenza y_{t+1} dato y_t, y_{t-1}, \dots è indipendente da x_t, x_{t-1}, \dots . È necessario fare attenzione: nella pratica non è possibile condizionarsi ad un numero infinito di ritardi, di conseguenza si studia l'indipendenza condizionale per un numero finito di ritardi:

$$H_0 : Y_{t+1} \mid (X_t^{l_x}, Y_t^{l_y}) \sim Y_{t+1} \mid (Y_t^{l_y}) \quad (1.31)$$

Dove:

- $X_t^{l_x} = (X_{t-l_x+1}, \dots, X_t)$;
- $Y_t^{l_y} = (Y_{t-l_y+1}, \dots, Y_t)$.

Considerando:

- $Z_t = Y_{t+1}$;
- $l_x = l_y = 1$.

L'ipotesi nulla può essere scritta in termini di rapporti di funzioni di densità di probabilità secondo cui la funzione di densità di probabilità marginali e la funzione di densità di probabilità congiunta $f_{X,Y,Z}$ devono soddisfare la seguente uguaglianza:

$$\frac{f_{X,Y,Z}(x, y, z)}{f_{X,Y}(x, y)} = \frac{f_{Y,Z}(y, z)}{f_Y(y)} \quad (1.32)$$

oppure equivalentemente:

$$\frac{f_{X,Y,Z}(x, y, z)}{f_Y(y)} = \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_Y(y)} \frac{f_{Y,Z}(y, z)}{f_Y(y)}. \quad (1.33)$$

Secondo Diks e Panchenko (2006) l'ipotesi nulla (assenza di causalità secondo Granger) prevede che:

$$q_g = E \left[\left(\frac{f_{X,Y,Z}(x, y, z)}{f_Y(y)} - \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_Y(y)} \frac{f_{Y,Z}(y, z)}{f_Y(y)} \right) g(x, y, z) \right] = 0 \quad (1.34)$$

Dove:

- $g(x, y, z)$ è una funzione positiva;
- $\frac{f_{X,Y,Z}(x, y, z)}{f_Y(y)} - \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_Y(y)} \frac{f_{Y,Z}(y, z)}{f_Y(y)} = 0$,
dunque anche
 $E \left(\frac{f_{X,Y,Z}(x, y, z)}{f_Y(y)} - \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_Y(y)} \frac{f_{Y,Z}(y, z)}{f_Y(y)} \right) = 0$.

Di conseguenza Diks e Panchenko (2006) hanno suggerito diverse forme per la funzione $g(x, y, z)$:

- $g_1(x, y, z) = f_Y(y)$;
- $g_2(x, y, z) = f_Y^2(y)$;
- $g_3(x, y, z) = \frac{f_Y(y)}{f_{X,Y}(x, y)}$.

ed hanno dimostrato mediante metodi di simulazione bootstrap che g_1 e g_2 hanno un comportamento simile e che sono più stabili di g_3 . Da qui la loro decisione di considerare ed utilizzare g_2 , da cui si ottiene la seguente espressione per q_g :

$$q_g = E \left[f_{X,Y,Z}(x, y, z) f_Y(y) - f_{X,Y}(x, y) f_{Y,Z}(y, z) \right] \quad (1.35)$$

Successivamente si definisce uno stimatore della densità di probabilità $\hat{f}_w(w_i)$, calcolata in w_i del vettore d_w -variato W :

$$\hat{f}_w(w_i) = \frac{(2\epsilon_n)^{-d_w}}{n-1} \sum_{j, j \neq i} I_{i,j}^W \quad (1.36)$$

Dove:

- $I_{i,j}^W = I(\| w_i - w_j \| < \epsilon_n)$ indica la funzione indicatrice che vale 1 qualora $\| w_i - w_j \| < \epsilon_n$ e 0 altrimenti

- ϵ_n indica una bandwidth, dipendente dalla numerosità campionaria n ;
- $\|x\| = \sup |x_i|$ con $i = 1, 2, \dots, d_w$

Una volta definito lo stimatore della densità di probabilità, la statistica test viene indicata nel seguente modo:

$$T_n(\epsilon_n) = \frac{n-1}{n(n-2)} \sum_i (\hat{f}_{X,Y,Z}(x_i, y_i, z_i)) \hat{f}_Y(Y_i) - \hat{f}_{X,Y}(x_i, y_i) \hat{f}_{Y,Z}(y_i, z_i) \quad (1.37)$$

Quando $l_y = l_x = 1$, il test risulta consistente se la bandwidth dipende dalla numerosità campionaria n , cioè:

$$\epsilon_n = C_n^{-\beta} \quad (1.38)$$

In cui:

- $C > 0$;
- $\frac{1}{4} < \beta < \frac{1}{3}$.

In seguito alle condizioni enunciate si può dunque testare che la statistica test $T_n(\epsilon_n)$ sotto l'ipotesi nulla si distribuisce asintoticamente come una normale:

$$\sqrt{n} \frac{(T_n(\epsilon_n) - q)}{\hat{S}_n} \xrightarrow{d} N(0, 1) \quad (1.39)$$

Dove:

\hat{S}_n indica uno stimatore della varianza asintotica di $T_n \epsilon_n$ robusto all'autocorrelazione (Newey e West, 1987).

Diks e Panchenko (2006) ritengono che la bandwidth da utilizzare sia:

$$\epsilon_n = \max(C_n^{-\frac{2}{7}}; 1.5) \quad (1.40)$$

dove si pone $\epsilon = 1.5$ come in Lee e Zeng (2011) per motivi di ottimizzazione computazionale.

Capitolo 2

RISCHIO SISTEMICO E NETWORK THEORY

2.1 L'origine della Social Network Analysis

Una frase emblematica riferita alla Social Network Analysis è quella di (A. Barton, 1968 cit. in Freeman, 2007, p. 27): “Se il nostro scopo è capire il comportamento delle persone piuttosto che registrarlo semplicemente, allora vogliamo sapere tutto sui gruppi primari, le relazioni di vicinato, le organizzazioni, le cerchie sociali e le comunità ed infine tutto sulle interazioni, le comunicazioni, le aspettative di ruolo ed il controllo sociale”.

La Social Network Analysis (SNA), nome che tradotto in italiano significa: “Teoria delle reti sociali”, analizza e rappresenta le relazioni che si creano tra i soggetti o gruppi di soggetti. L'origine di tale teoria è da ricercarsi in antropologia, sulla base di studi effettuati tra il 1930 ed il 1970. Un primo studio è stato compiuto dall'antropologo Radcliffe-Brown, che introdusse concetti quali “tessuto/ragnatela sociale” per definire la nozione di struttura sociale. Questa metafora fu utilizzata da Radcliffe-Brown per dimostrare le relazioni ed i legami che si creano all'interno di una comunità costituita da individui che interagiscono tra loro. A tal proposito Radcliffe-Brown paragonò la struttura sociale ad una rete di relazioni esistenti, mentre McIver associò questa teoria ad un intreccio di relazioni sociali.

Da queste diverse interpretazioni non si riscontra però una definizione chiara ed univoca del concetto di rete. Una spiegazione esaustiva di tale argomento è data da Barnes (1954) il quale sostiene:

“Immagino una serie di punti alcuni dei quali collegati da linee. I punti rappresentano gli individui, o talvolta i gruppi, e le linee indicano che le persone interagiscono fra loro. Possiamo certamente pensare che l'intera vita sociale costituisca una rete di questo tipo”.

Questo pensiero risulta meno astratto rispetto alle altre teorie metaforiche, in quanto individua degli elementi che costituiscono in modo concreto la rete sociale. Tali elementi sono i punti (che rappresentano i soggetti o i gruppi di soggetti) e le linee, che rappresentano invece i legami tra i soggetti o i gruppi di soggetti.

A livello grafico si può dunque pensare ad una rappresentazione dell'insieme di relazioni sociali; si introduce dunque la teoria dei grafi, (la quale deriva da una branca ben precisa della matematica), al fine di studiare la rete sociale, in particolare le proprietà di configurazioni composte da insiemi di punti e di linee, anche definiti rispettivamente nodi/vertici ed archi, che costituiscono appunto la struttura del grafo. Utile alla conoscenza della teoria dei grafi è segnalarne i cenni ed il percorso storico evolutivo.

Nella seconda metà del '900, basandosi sulle interpretazione di Radcliffe-Brown, numerosi studiosi posero l'attenzione sulla natura e sulla forza dei legami che si creano tra i soggetti. Nacque così la teoria delle reti sociali. Gli studi relativi all'analisi delle reti sociali, con il passare degli anni, dopo una prima idea introduttiva di Radcliffe-Brown, hanno dato luogo a correnti di pensiero diverse tra loro. I gruppi di studiosi che hanno approfondito il tema della SNA (Social Network Analysis) risultano essere tre:

- il primo gruppo, antesignano nello sviluppo della Social Network Analysis, è rappresentato dagli analisti sociometrici, i quali nel 1930 hanno foca-

lizzato l'attenzione sul flusso di informazioni e di idee nei gruppi. Tra gli analisti sociometrici emerse, grazie ai suoi studi, Jacob Moreno, psichiatra tedesco, che nel periodo nazista si rifugiò negli Stati Uniti, dove visse per lungo tempo. Sviluppando un proprio metodo quantitativo, definito Sociometria e con lo scopo di comprendere le configurazioni sociali, egli arrivò a studiare i gruppi, la loro aggregazione, l'organizzazione, la collocazione dei soggetti all'interno di questi ed i condizionamenti relazionali che possono intaccare il benessere dei soggetti. Per rappresentare i rapporti ed i legami tra i soggetti, Moreno introdusse per la prima volta i sociogrammi, indispensabili ad identificare i canali attraverso i quali passa la comunicazione, le modalità di trasmissione delle informazioni tra i soggetti (e come questi ultimi riescano a condizionarsi l'uno con l'altro), i leaders ed i punti isolati, asimmetrie e reciprocità. I sociogrammi sono diagrammi costituiti da punti (che raffigurano i soggetti) e da linee (che raffigurano le relazioni, i legami tra gli individui). La stella sociometrica è la principale struttura relazionale individuata da Moreno.

Anche Kurt Lewin (1951) e Fritz Heider (1958), analisti sociometrici, hanno contribuito all'analisi dei gruppi sociali, studiando i soggetti, il loro agire all'interno del gruppo stesso ed il loro modo di interazione. Cartwright et al. (1956) applicarono la teoria dei grafi ai comportamenti di gruppo ¹;

- il secondo gruppo è costituito dai ricercatori dell'università di Harvard, che tra il 1930 ed il 1940 hanno approfondito e sviluppato lo studio di stampo antropologico di Radcliffe-Brown. Seppur condizionati dal suo tema del "funzionalismo strutturale" (una struttura o rete di rapporti sociali personali scandita da una specifica funzione), questi studiosi, a differenza di Jacob Moreno, hanno analizzato le relazioni interpersonali che si creano su

¹Cartwright et al. Structural balance: a generalization of Heider's theory, in Psychological Review, 1956

sistemi di larga scala, identificando alcuni sottogruppi, denominati anche: cliques (cricche), cluster o blocchi. W.Loyd Warner ed Elton Mayo tra il 1931 ed il 1932 approfondirono questo tema analizzando le condizioni di lavoro nella centrale elettrica di Hawthorne. L'intenzione di Mayo era comprendere le caratteristiche psicologiche degli operai, verificarne l'incidenza in ambito lavorativo ed esaminarne gli effetti sul rendimento e sulla produttività, con lo scopo di organizzarne in modo ottimale il lavoro. Lo studio di Warner invece è orientato verso l'analisi della struttura sociale e delle relazioni interpersonali degli operai con l'intento di evidenziare i condizionamenti comportamentali in ambito lavorativo. Per procedere in modo sinergico Mayo e Warner collaborarono osservando i lavoratori mentre svolgevano il loro lavoro e cercando di interpretare le loro modalità di interrelazione, sia nei momenti di operatività che nei momenti di pausa. I dati raccolti a seguito di quest'analisi furono rappresentati dai due ricercatori mediante dei diagrammi simili ai sociogrammi di Moreno. Da questo studio emerse dunque l'esistenza delle cliques;

- il terzo ed ultimo gruppo è composto dagli antropologi di Manchester, che nel 1950 studiarono le strutture sociali con particolare riferimento a piccole comunità di soggetti. Essi esaminarono i rapporti tra soggetti, con particolare attenzione ai conflitti ed alle contraddizioni comportamentali all'interno degli ambiti di appartenenza. Per il compimento dei loro studi, gli antropologi si sono avvalsi in modo analitico degli strumenti della teoria dei network. Inizialmente furono analizzate le caratteristiche di alcune società tribali africane e successivamente quelle di alcune piccole cittadine rurali inglesi. Secondo Clyde Mitchell, che fornì il maggior contributo a livello di studio nel gruppo di Manchester, si possono distinguere diversi tipi di legami che si originano nei networks e di essi si possono valutare l'intensità con

cui si manifestano, la durata e la reciprocità. A differenza dei suoi colleghi, esaminò con più attenzione i concetti matematici della teoria dei grafi degli anni '30, dai quali cercò di ricavare concetti sociologici quali per esempio la densità e la reachability (raggiungibilità). Il primo termine indica il grado di completezza del network, cioè tutte le relazioni che si possono creare tra gli individui appartenenti ad un gruppo; il secondo invece si riferisce alla modalità con cui un soggetto riesce ad interagire con altri soggetti senza difficoltà ed al meccanismo di propagazione delle informazioni all'interno di un gruppo.

Secondo quanto riportato da Scott (1991): "Alla fine degli anni '60, nessuna versione dell'analisi di rete era ancora universalmente accettata come capace di fornire un paradigma generale per la ricerca sociale, anche se la vasta comunità di persone collegate alla ricerca era ormai pronta ad abbracciare un paradigma strutturale". Sulla scia degli studi di Harrison White ed i suoi colleghi, i tre gruppi di studiosi negli anni '70 si unificarono. White, laureato in fisica teorica e in sociologia, al fine di comprendere la struttura delle reti sociali e per riuscire a mapparle, sviluppò un modello matematico, improntato più sulla natura delle relazioni piuttosto che sui gruppi di individui o sugli individui stessi.

Successivamente le teorie di White furono adoperate anche per comprendere i flussi di informazioni nei sistemi, in riferimento allo studio di Mark Granovetter (1974): "Getting a Job", interessante per capire come le persone riuscissero ad ottenere informazioni relative a proposte di lavoro attraverso le conoscenze personali. Due sono gli aspetti che emergono da questo studio, il primo riguarda la natura dei legami tra i soggetti (deboli o forti), il secondo invece il meccanismo di relazione sempre tra i soggetti analizzati per avere informazioni in merito a qualcosa di utile e mirato. Questo studio evidenzia come i legami definiti deboli siano i più adatti alla ricerca di offerte lavorative; sono infatti legami in cui i sog-

getti, pur diversi tra loro e frequentanti ambienti e cerchie di amicizie diverse, riescono in realtà ad avere scambi di informazioni utili e nuove, diversamente da quanto accade quando tra i soggetti si instaurano legami forti con cui si condividono interessi ed amicizie; in questo caso si ottengono le stesse informazioni, nulla di nuovo e nulla di diverso. Per quanto riguarda gli studi italiani relativi alla Network Analysis, si fa riferimento a Chiesi, che nel 1980 e 1981 pubblicò due articoli nella Rivista: "Rassegna italiana di sociologia".

Gli studiosi Scott, Vargiu e Chiesi hanno diffuso in Italia la Social Network Analysis, cercando di individuare gli eventuali vantaggi e limiti. Salvini ritiene che gli autori italiani che hanno contribuito allo studio della Social Network Analysis appoggino quanto sostenuto dagli studiosi di Manchester e siano discordi con gli studiosi di Harvard.

2.2 Raccolta, analisi ed organizzazione dei dati nella Social Network Analysis

Per effettuare in modo corretto ed efficace l'analisi delle reti sociali è necessario raccogliere ed elaborare i dati allo scopo di identificare i legami esistenti tra i soggetti di un gruppo.

I dati raccolti possono essere organizzati ai fini dell'analisi mediante diverse matrici.

La matrice caso-per-affiliazione prevede che nelle righe vengano indicati i soggetti di un gruppo (casi) e nelle colonne le attività o eventi a cui essi partecipano (affiliazioni).

La lettura congiunta delle righe e delle colonne della matrice permette di individuare i legami esistenti tra i soggetti e le loro attività.

Generalmente per rappresentare la presenza o meno di tali legami si utilizza un sistema binario in cui il valore 1 indica la presenza di un legame tra il caso e l'af-

filiazione e zero l'assenza di legami.

Questa matrice ha dimensione $m \times n$ (è una matrice rettangolare), in quanto le righe e le colonne si riferiscono a soggetti diversi).

Dalla matrice caso-per-affiliazione si possono ottenere due matrici quadrate: la matrice caso-per-caso e la matrice affiliazione-per-affiliazione. Nella prima matrice sia nelle righe che nelle colonne vengono rappresentati i soggetti coinvolti. In questa matrice la numerazione binaria delle celle indica la presenza o meno di legami tra i soggetti. La seconda matrice indica invece se gli eventi sono legati o meno da soggetti comuni.

Nella Social Network Analysis la matrice rettangolare si definisce di incidenza mentre quella quadrata si definisce di adiacenza.

Per definire le differenze tra le tre matrici, si illustra l'esempio tratto da Scott (1997), nel quale per ogni società si esaminano i direttori che siedono al consiglio di amministrazione. La matrice di incidenza società per direttori è:

		Direttori				
		A	B	C	D	E
Società	1	1	1	1	1	0
	2	1	1	1	0	1
	3	0	1	1	1	0
	4	0	0	1	0	1

Figura 2.1: Esempio matrice di incidenza società-per-direttori

Le righe (casi) di questa matrice di incidenza rappresentano le quattro società e le colonne (affiliazioni) i cinque direttori.

La numerazione binaria delle celle rileva la presenza o meno di ciascun direttore in ogni società.

La matrice di adiacenza società-per-società è:

		Società			
		1	2	3	4
Società	1	-	3	3	1
	2	3	-	2	2
	3	3	2	-	1
	4	1	2	1	-

Figura 2.2: Esempio matrice adiacenze società-per-società

Sia le righe che le colonne di questa matrice si riferiscono alla società. Tale matrice indica gli incroci esistenti tra tutte le società basandosi sul fatto che vi siano dirigenti in comune (dalla matrice analizzata si riscontra che ogni società è legata ad un'altra da almeno un amministratore).

La matrice di adiacenza direttori-per-direttori è:

		Direttori				
		A	B	C	D	E
Direttori	A	-	2	2	1	1
	B	2	-	2	2	1
	C	2	3	-	2	2
	D	1	2	1	-	0
	E	1	1	2	0	-

Figura 2.3: Esempio matrice adiacenze direttori-per-direttori

Sia le righe che le colonne di questa matrice si riferiscono ai direttori. Tale matrice indica le relazioni che sussistono tra i direttori quando partecipano ai consigli

di amministrazione (analizzando la matrice si riscontra che non vi è alcuna relazione tra il caso D ed E, in quanto i direttori non si trovano nella stessa società). Nelle matrici di adiacenza i valori sulla diagonale indicano i legami esistenti tra il singolo caso (o affiliazione) con se stesso. Tale relazione risulta insignificante, di conseguenza i valori della diagonale della matrice di adiacenza sono nulli. La matrice di adiacenza inoltre è simmetrica rispetto alla diagonale in quanto i dati analizzati rappresentano una rete non orientata (non viene espressa la direzione dei legami). Per esempio la relazione tra la società 1 e 2 o 2 e 1 (relazione inversa) è la stessa.

Numerazione	Direzionalità	
	Non orientati	Orientati
Binaria	1	3
Valori numerici	2	4

Tabella 2.1: Le quattro tipologie dei dati relazionali

Nella tabella 2.1 si illustrano quattro tipologie di dati relazionali sulla base della numerazione e della direzionalità. La tipologia più semplice è la 1 con la quale si verifica l'esistenza o meno di un legame, indipendentemente dalla sua direzione (le matrici da considerare sono caratterizzate da dati non orientati). Se invece si considera anche la direzione dei legami si dovranno utilizzare le matrici di dati orientati.

Qualora si consideri oltre alla direzione anche l'intensità dei legami che si instaurano tra gli individui, è necessario introdurre una scala di valori numerici, non utilizzando più la sola numerazione binaria. In base all'analisi da effettuare si deciderà se lavorare con dati orientati o non orientati, con numerazione binaria o con una scala di valori numerici (risulta più facile trattare dati non orientati ed una numerazione binaria). È possibile la conversione dei dati orientati in dati non orientati ed il passaggio da una numerazione a valori numerici ad una binaria, con la consapevolezza della possibile perdita di alcune informazioni relative

alle relazioni esistenti nel sistema.

2.3 Eulero e l'enigma sui sette ponti di Königsberg

Eulero, matematico e fisico svizzero, nel suo saggio del 1736 introdusse la Teoria dei Grafi, presentando un quesito sui sette ponti di Königsberg, una cittadina della Russia attraversata dal fiume Pregel che la divide in quattro aree distinte, una delle quali è un isolotto (Kneiphof) ed è attraversata da sette ponti, i quali furono costruiti per creare dei collegamenti tra le diverse aree.

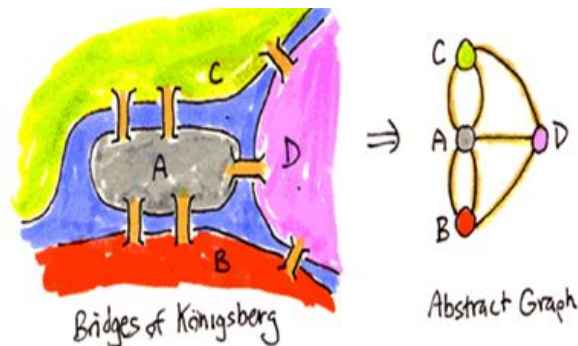


Figura 2.4: I sette ponti di Königsberg

(Fonte:<http://www.math.columbia.edu/~bayer/F00/combinatorics.html>)

Nel XVIII secolo, periodo a cui si associa la nascita della teoria dei grafi, ci si domandava, considerando la disposizione dei sette ponti, se fosse possibile attraversare tutta la città passandoli tutti e sette una sola volta. Eulero, per studiare graficamente questo enigma, sostituì le isole e le rive del fiume con un nodo ed i ponti con un arco creando un grafo da analizzare con quattro nodi collegati tra loro da sette archi. Dal suo studio emerse che, per la loro particolare disposizione, non era possibile percorrere tutti i sette ponti una sola volta. Secondo Eulero le proprietà dei grafi dipendono dalla loro struttura e possono essere cambiate esclusivamente attuando delle modifiche su quest'ultima; nel 1875, non trovando altra soluzione al problema di Königsberg, si costruì l'ottavo ponte (a livello

grafico l'ottavo arco tra B e C). La scelta dell'aggiunta di un ponte trova giustificazione da alcune considerazioni tratte dal teorema di Eulero (ritenuto il primo teorema della teoria dei grafi), il quale affermava che la condizione necessaria e sufficiente affinché un grafo fosse percorribile una sola volta consisteva nel fatto che tutti i nodi dovessero essere:

- di grado pari;
- oppure due di grado dispari, a condizione che si inizi il percorso da effettuare da un nodo dispari e lo si concluda con il restante nodo di grado dispari.

Il ragionamento alla base di questo teorema è il seguente: per comprendere quante volte appare la lettera riferita ad un nodo, qualora quest'ultimo sia collegato mediante un numero dispari di collegamenti, si deve fare riferimento alla formula $\frac{(n+1)}{2}$, in cui n è il numero di links del nodo analizzato. Eulero a tal proposito fece riferimento al grafo sotto riportato:

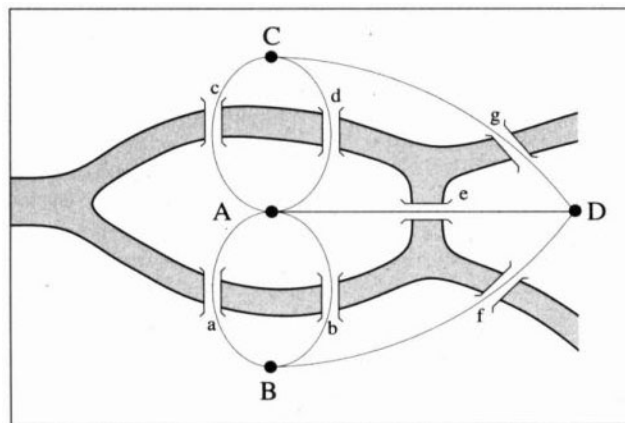


Figura 2.5: I ponti di Königsberg

(Fonte:<http://physics.weber.edu/carroll/honors/konigsberg.htm>)

Considerando dunque la formula $\frac{(n+1)}{2}$ si possono effettuare per ciascun nodo i seguenti calcoli:

- Nodo A $\rightarrow \frac{(n+1)}{2} = \frac{(5+1)}{2} = 3$

- Nodo B $\rightarrow \frac{(n+1)}{2} = \frac{(3+1)}{2} = 2$
- Nodo C $\rightarrow \frac{(n+1)}{2} = \frac{(3+1)}{2} = 2$
- Nodo D $\rightarrow \frac{(n+1)}{2} = \frac{(3+1)}{2} = 2$

A seguito di questa analisi Eulero dimostrò mediante la teoria dei grafi come non fosse possibile percorrere i sette ponti passandoci una sola volta. Erdos e R enyi (1959)², utilizzando il concetto di casualit , hanno studiato la formazione dei grafi. Secondo il loro punto di vista i legami tra i nodi si verificano in modo casuale.

2.4 Elementi essenziali della teoria dei Grafi moderna

Eulero fece da "apripista" alla teoria dei grafi, che ha subito notevoli evoluzioni nel tempo. Per meglio comprenderla   opportuno fornirne alcune definizioni e chiarire fin da subito che l'obiettivo di un grafo   quello di rappresentare graficamente le colonne e le righe della matrice di incidenza (spiegata e rappresentata in figura 2.10 a pagina 48).

- Un grafo   costituito da un insieme finito di punti detti nodi o vertici e da un insieme di legami esistenti tra le coppie dei nodi, definiti linee archi o spigoli.

Il grafo viene dunque definito secondo la seguente espressione:

$$G(n, a)$$

Dove:

- G=   il grafo;

²Erdos and R enyi, On Random Graphs, 1959

- n = è il numero complessivo dei nodi;
- a = è il numero complessivo degli archi.
- Se i legami esistenti tra coppie di nodi sono orientati, cioè se gli archi sono costituiti da una testa (nodo di arrivo) ed una coda (nodo di partenza), si è in presenza di un grafo orientato caratterizzato da una linea (i, j) che parte dal nodo i (definito predecessore di j) e arriva al nodo j (definito successore di i). Graficamente si ottiene questa rappresentazione:

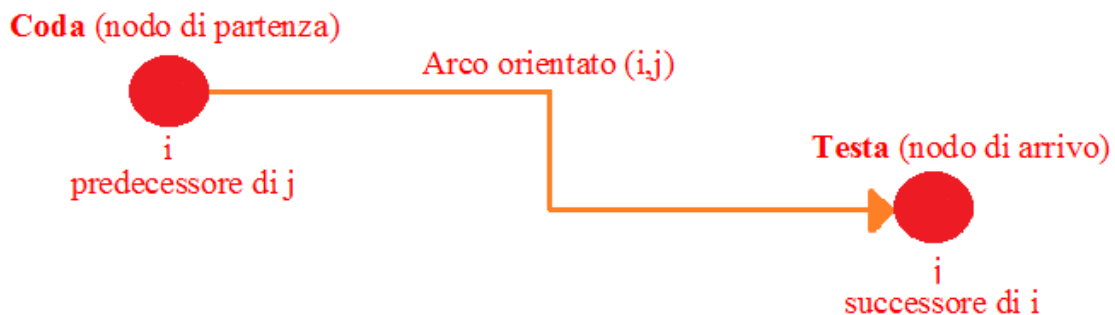


Figura 2.6: Esempio di arco orientato

Mediante l'analisi della figura sopra riportata si riscontra che i grafi orientati sono caratterizzati da frecce (colleganti i nodi/vertici), le quali esprimono la direzione dei legami (archi). L'intensità delle connessioni inoltre viene indicata attribuendo agli archi un valore numerico, in questo modo si ottengono *grafi pesati*. Al contrario si è in presenza di un *grafo non orientato* qualora le coppie di punti risultino non ordinate.

- Un nodo è *adiacente* se risulta connesso ad un altro nodo da un arco. Quest'ultimo sarà *adiacente* se avrà in comune con un altro arco un nodo.
- Il *vicinato* è il complesso di tutti i nodi definiti adiacenti.
- Se un nodo non risulta connesso ad altri nodi viene definito *nodo isolato*.

- Se ogni coppia di nodi è collegata da un arco, il grafo (orientato o non orientato) viene definito completo.
- Il grado di un nodo è dato dal numero di archi incidenti sul nodo. Un esempio per comprendere il grado del nodo (denominato anche grado di connessione), in un grafo non orientato, è il seguente:

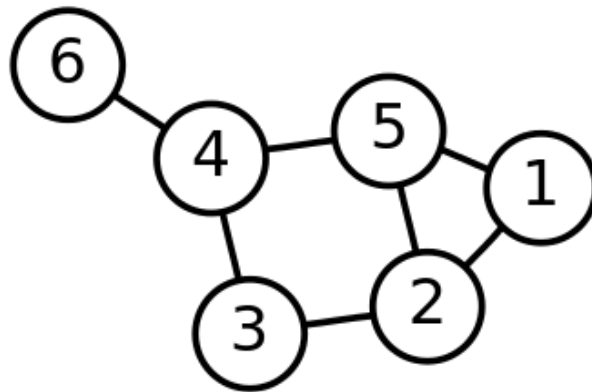


Figura 2.7: Esempio di un grafo non orientato (Fonte: Wikipedia -L'enciclopedia libera)

La tabella 2.2 di seguito riportata si riferisce al grafo rappresentato in Figura 2.7 e per ciascun nodo indica i nodi ad esso adiacenti ed il suo grado (somma dei nodi adiacenti).

Nodi	Nodi adiacenti	Grado del nodo
1	2; 5	2
2	1; 3; 5	3
3	2; 4	2
4	3; 5; 6	3
5	1; 2; 4	3
6	4	1

Tabella 2.2: Tabella relativa alle proprietà dei nodi

- Il grafo è *regolare* quando tutti i nodi di un grafo hanno lo stesso grado o cardinalità (se quest'ultimo fosse tre si otterrebbe un grafo cubico).
- Il *walk* (*percorso*) è dato da una sequenza precisa di vertici ed archi, ogni vertice sta tra la linea precedente e quella successiva.
- Il *path* (*sentiero*) è un percorso costituito da vertici ed archi distinti. Il numero degli archi che lo costituiscono definisce la sua lunghezza.
- Il *ciclo o percorso chiuso* è il cammino in cui il punto da cui si parte ed il punto in cui si arriva coincidono.
- Il *cammino elementare* si ottiene quando il ciclo non percorre mai due volte lo stesso vertice.
- Un *ciclo euleriano* si ottiene quando si percorre una sola volta ciascun arco; il grafo costituito da un ciclo euleriano è definito grafo euleriano. Un grafo connesso e non orientato per essere definito euleriano deve avere tutti i nodi di grado pari.
- Quando un punto di separazione (nodo) ed un ponte (arco) vengono eliminati si ottiene un *grafo disconnesso*. Un grafo è disconnesso quando è caratterizzato anche solo da un punto isolato, è invece connesso se esiste un percorso tra ciascuna coppia di punti del grafo (non vi sono punti isolati).
- I metodi per rappresentare numericamente un grafo sono tre:
 1. matrice di connessione;
 2. matrice di incidenza;
 3. lista di adiacenza.

Si considera il seguente grafo per determinare le tre matrici.

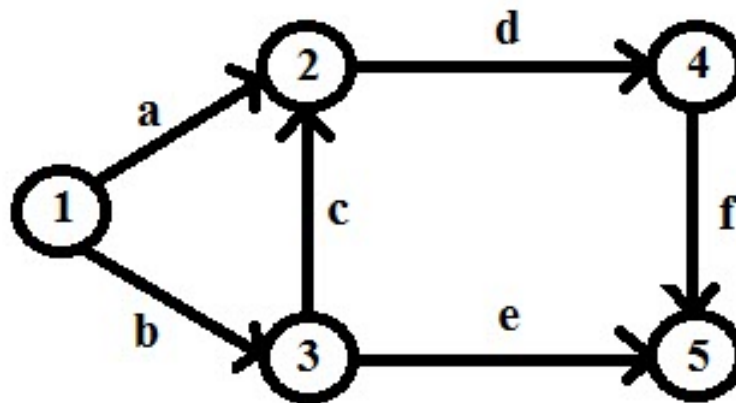


Figura 2.8: Esempio di grafo orientato

1. la matrice di connessione adopera una matrice quadrata $n \times n$, in cui n rappresenta il numero dei vertici del grafo. In questa matrice, dato il generico elemento (i, j) , il valore 1 indicherà la presenza di un arco (linea) che collega il punto i con il punto j ed il valore 0 invece indicherà l'assenza di collegamento. Questa matrice viene utilizzata sia con i grafi orientati sia con quelli non orientati. Per quanto riguarda questi ultimi la matrice risulterà simmetrica, in quanto l'elemento (i, j) risulterà uguale all'elemento (j, i) ;

n/n	1	2	3	4	5
1	0	1	1	0	0
2	0	0	0	1	0
3	0	1	0	0	1
4	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	0

Figura 2.9: Matrice di connessione $n \times n$ (n numero di nodi)

2. la matrice di incidenza adopera una matrice $n \times m$ in cui n rappresenta il numero dei punti (nodi) ed m il numero delle linee (archi) del grafo. Numerando gli archi, il generico elemento (i, j) risulterà 1 qualora la linea (arco) j incida sul punto (nodo) e 0 invece nel caso contrario. Questo per quanto riguarda i grafi non orientati. Nel caso invece dei grafi orientati, il generico elemento (i, j) risulterà 1 se la linea j esce dal punto i ("outdegree"), -1 se la linea j entra nel nodo i ("indegree") e 0 se l'arco j non incide sul nodo i ;

n/m	a	b	c	d	e	f
1	1	1	0	0	0	0
2	-1	0	-1	1	0	0
3	0	-1	1	0	1	0
4	0	0	0	-1	0	1
5	0	0	0	0	-1	-1

Figura 2.10: Matrice di incidenza $n \times m$

3. la lista di adiacenza, invece, riassume ed elenca per ciascun vertice del grafico i corrispondenti vertici adiacenti.

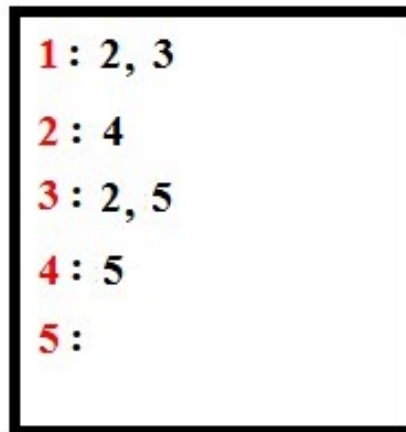


Figura 2.11: Lista di adiacenza

Risulta importante considerare anche le seguenti proprietà: l'eccentricità ed il diametro di un grafo.

La prima misura si riferisce alla distanza più lunga tra un nodo specifico ed un altro qualsiasi. Considerando l'eccentricità più lunga si ottiene il diametro del grafo.

Analizzando il seguente grafo:

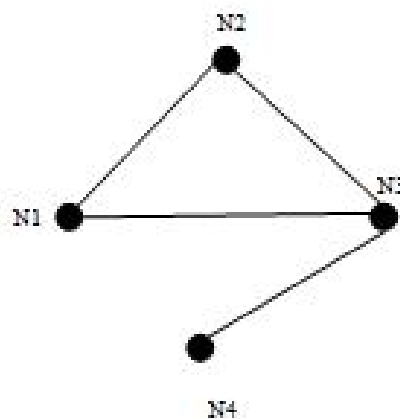


Figura 2.12: Analisi di un grafo non orientato

si ottiene la seguente matrice delle distanze:

Nodi complessivi	Nodo 1	Nodo 2	Nodo 3	Nodo 4	Eccentricità
Nodo 1	0	1	1	2	2
Nodo 2	1	0	1	2	2
Nodo 3	1	1	0	1	1
Nodo 4	2	2	1	0	2

Tabella 2.3: Calcolo dell'eccentricità

La matrice delle distanze indica i passi da effettuare per passare da un nodo i al nodo j (distanza geodetica). A livello pratico, come si può riscontrare nella tabella sopra riportata, la distanza dal nodo 1 al nodo 2 è uguale ad uno perché si compie solo un passo per il raggiungimento dei nodi, la distanza tra il nodo 1 e il nodo 4 invece è pari a 2, in quanto per passare dal nodo 1 al nodo 4 si devono effettuare due passi. L'eccentricità del nodo è data dalla distanza più lunga presente tra un nodo e l'altro. Nella tabella l'eccentricità per esempio del nodo 1 è pari a 2 (distanza massima esistente tra il nodo 1 ed un qualsiasi altro nodo costituente il grafo).

2.5 Analisi del rischio sistemico mediante la Network Theory

Lo studio dei collegamenti finanziari e della struttura a rete ha suscitato particolare interesse dopo la crisi finanziaria globale del 2007. Per avere un'analisi completa del rischio sistemico, che si manifesta a causa di un evento scatenante (fallimento di una banca o di un mercato) provocando squilibrio nell'intero sistema finanziario, gli studiosi hanno cercato di introdurre nuovi strumenti analitici per spiegare dettagliatamente proprio questi collegamenti e connessioni. Il sistema finanziario dunque risulta complesso e caratterizzato da legami tra le istituzioni finanziarie che lo compongono, di conseguenza gli eventi negativi che si

infliggono su una parte di soggetti possono giungere anche agli altri partecipanti sani del sistema, situazione che si può definire di contagio. La Network Analysis risulta efficace per l'analisi del rischio sistemico. Permette di cogliere la resistenza del sistema nel momento in cui si manifesta lo shock e quali sono il meccanismo di propagazione ed i fattori scatenanti di quest'ultimo. È necessario inoltre evidenziare la possibilità, analizzando il rischio sistemico, di riscontrare come un sistema, apparentemente stabile, in realtà possa essere molto debole. La spiegazione può essere data dal fatto che un elevato numero di legami all'interno della struttura a rete amplifica gli effetti di uno shock, anziché attutirli. Nel contesto di questa analisi di rete si è a conoscenza che all'interno di un network vi sono istituzioni con poche o molte connessioni; lo shock, nonostante colpisca per esempio un basso numero di soggetti, potrebbe propagarsi comunque all'intero sistema. Negli ultimi anni la Network Analysis è stata oggetto di molti articoli di ricerca in cui è stato evidenziato come il *grado di connessione*, il *grado di concentrazione* e la *dimensione delle esposizioni* abbiano la capacità di condizionare significativamente i legami diretti ed indiretti ed il meccanismo di propagazione (contagio) di un evento negativo tra istituzioni, istituzioni finanziarie, mercati ed infrastrutture. Molteplici risultano essere le ricerche economiche ³ che trattano questo tema facendo riferimento in modo particolare ai seguenti aspetti: contagio, effetti che un network specifico può avere nel sistema e stabilità finanziaria. Si definisce la nozione di rete come il complesso di nodi o vertici, quali per esempio le istituzioni finanziarie ed i legami (diverse tipologie di relazioni a seconda del contesto considerato) diretti o indiretti che si instaurano tra esse. Le caratteristiche e l'agire di un nodo non possono essere ricavate dall'analisi del singolo nodo, in quanto esso potrebbe essere condizionato dagli altri nodi ai quali è collegato in modo diretto o indiretto, ma è necessario analizzare l'agire e le dinamiche dell'insieme

³Allen Gale (2000), Diamond e Dybvig (1983), Gai e Kapadia (2007), Upper e Worms (2004), Degryse e Nguyen (2007), Upper (2006), Mistrulli (2007).

di nodi appartenenti allo stesso network. La Network Theory è stata applicata in particolar modo nell'ambito della fisica (scienza della rete) e della sociologia (analisi delle reti sociali). Tuttora le nozioni base derivanti dall'analisi delle reti sociali (la forma più antica di analisi di rete), possono essere utilizzate per tutti i tipi di analisi, con gli opportuni cambiamenti lessicali e concettuali. Queste nozioni base sono, per esempio: il contagio tra i soggetti, il potere tra i gruppi e la dominanza dell'uno sull'altro, la loro distinta funzionalità, la propagazione delle informazioni e la centralità. L'obiettivo di molti studiosi e ricercatori negli ultimi anni è stato quello di sottolineare l'utilità dell'analisi di rete per la stima del rischio sistemico. La teoria delle reti considera aspetti generali molto importanti: le conseguenze dei diversi network (e come questi ultimi reagiscano differenzialmente al meccanismo di contagio) e sulla base della parte di rete minacciata, la debolezza del sistema. Altro aspetto è la formazione dei network, derivanti dalle connessioni esistenti tra le istituzioni finanziarie. Per comprendere meglio il rischio sistemico si analizza il modo con cui i soggetti finanziari, nel momento in cui sono esposti al rischio di contagio, creano i loro collegamenti. Quasi tutte le ricerche economiche relative alla Network Theory si focalizzano sui concetti di stabilità finanziaria e contagio, con più attenzione al primo aspetto, che risulta essere il più approfondito dagli studiosi che cercano di individuare la struttura a rete più debole mediante l'analisi delle reazioni delle strutture stesse, in occasione, ad esempio, del fallimento di una banca.

2.6 Kimmo Soramaki: tecniche e metodologie della Network Theory

Kimmo Soramaki ha fornito un importante contributo per quanto riguarda le tecniche dell'analisi delle reti al fine di studiare i legami dei sistemi finanziari. Il paper "Is network theory the best hope for regulating systemic risk" di Kimmo Soramaki (2009) individua ed espone le recenti tesi di alcuni economisti, i quali

sostengono che il contagio ed il rischio sistemico possono essere considerati dalla Network Theory. Kimmo Soramaki pone la sua attenzione su tre quesiti: il primo inerente alla modalità di calcolo dell'importanza sistemica di un intermediario finanziario, il secondo relativo alla possibilità o meno dei regolatori/supervisor di dar vita ad un sistema bancario più tutelato ed il terzo riguardante la possibilità o meno di introdurre degli indicatori di allarme derivanti da dati (tutto questo in tempo reale). Per Kimmo Soramaki, le reti finanziarie sono il complesso di nodi (istituzioni finanziarie) e links (collegamenti, relazioni finanziarie). Questi ultimi influenzano i comportamenti, le proprietà dei nodi (per esempio i bilanci bancari sono condizionati dai links che si instaurano tra gli intermediari) e i risultati del sistema intero. Molti economisti sono attratti dallo studio delle proprietà condizionate da numerose reti.

Queste proprietà permetterebbero di comprendere meglio le recenti dinamiche delle reti finanziarie e possono essere sintetizzate nel seguente modo:

1. La *"forza dei legami deboli"* che riguarda il ruolo rilevante dei legami deboli rispetto a quelli forti nella costruzione dei differenti tipi di rete;
2. *"L'omofilia"*, che consiste nella creazione di gruppi di nodi, contraddistinti da specifiche caratteristiche;
3. Il *"fenomeno del piccolo mondo"* in cui i tragitti all'interno di una struttura a rete risultano brevi;

Al fine di poter applicare tali risultati alle reti finanziarie risulta opportuno analizzare anche il processo di formazione della rete ed il comportamento dei nodi nello specifico campo di applicazione.

A tal proposito risulta importante prendere in considerazione la *centralità*, cioè la rilevanza della collocazione di un nodo nel network. Esistono diverse misure di centralità (le quali verranno spiegate nel paragrafo 2.7) *"Degree Centrali-*

ty”, “Closness Centrality” e “Betweenness Centrality”. L’indice di Betweenness è considerato una misura importante della struttura a rete in quanto consiste nell’intermediazione di un vertice ed è definito dalla quantità dei percorsi più brevi che attraversano un nodo.

In conclusione il ruolo della centralità dovrebbe essere quello di individuare i vertici di rilevanza sistemica. Il limite di questa misura, secondo Soramaki, consiste nell’incapacità di cogliere i comportamenti che inducono i soggetti ad effettuare scelte e ad instaurare legami di vario tipo tra loro, con conseguenze non sempre positive. La centralità riesce solo a percepire le tipologie dei flussi esistenti all’interno di un network.

2.7 Proprietà dei nodi (la centralità) e delle reti (densità)

La proprietà di centralità può essere misurata da indici di centralizzazione o da indici di centralità. Gli indici di centralizzazione sono inerenti al grafo e sono dati dai differenti livelli di centralità dei vertici ed hanno lo scopo di individuare il “centro del grafo”(i nodi sui quali la struttura a rete è più concentrata). Gli indici di centralità invece sono inerenti al singolo nodo. Si parla di centralità locale quando si considerano i nodi in relazione al vicinato (a ciò che li circonda), mentre si utilizza il termine di centralità globale nel momento in cui si considerano i nodi in relazione al grafo intero.

Il grado di un nodo è ritenuto una misura di centralità locale, in quanto un vertice con un grado di connessioni elevato assumerà un ruolo rilevante all’interno del grafo per la posizione “centrale” rispetto ad un vertice con un basso grado di connessione (definito vertice periferico). Nel calcolo di questa misura di centralità è opportuno valutare se si lavora con grafi non orientati o grafi orientati, in questo ultimo caso infatti si devono distinguere gli archi in-degree e out-degree. In caso di esistenza di più nodi con lo stesso grado all’interno della rete, i nodi

centrali sono più di uno. In questo caso è necessario effettuare un confronto tra i vertici analizzando la loro collocazione all'interno del grafo. L'indice di Closness (vicinanza) è ritenuto invece una misura di centralità globale.

Per delineare le proprietà dei nodi di un reticolo è opportuno far riferimento ed aver chiara la nozione di *centralità*. Due i casi da distinguere:

Il primo riguarda la centralità nei grafi non orientati rappresentati nel seguente modo:

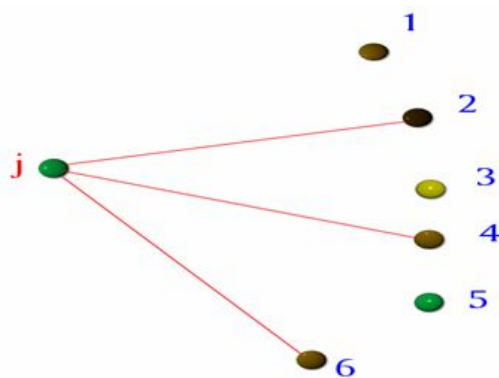


Figura 2.13: Grafo non orientato (Fonte: Desmatron 2004)

L'indice di centralità è definito nel seguente modo:

$$C_D(n_i) = \frac{d(n_i)}{g-1} \quad (2.1)$$

- C_D è il tipo di centralità considerato ("D" sta per Degree)
- $d(n_i)$ indica il grado del nodo "iesimo";
- n_i è il nodo "iesimo";
- g indica il numero totale di nodi.

L'indice di centralità varia da zero ad uno. Zero significa assenza di legami mentre uno significa presenza di tutti i legami.

Osservando la figura 2.13 si ottiene:

- $C_D(1) = C_D(3) = C_D(5) = \frac{d(n_i)}{g-1} = \frac{0}{7-1} = 0$
- $C_D(2) = C_D(4) = C_D(6) = \frac{d(n_i)}{g-1} = \frac{1}{7-1} = 0.16667$
- $C_D(j) = \frac{d(n_i)}{g-1} = \frac{3}{7-1} = 0.5$

Il soggetto j ha un livello di centralità più elevato rispetto agli altri soggetti del grafo.

Il secondo caso è relativo ai grafi orientati. Proprio in questo contesto risultano importanti i sociogrammi introdotti da Moreno mediante i quali vengono mappate le configurazioni sociali. Questo metodo innovativo permette di individuare i canali informativi (il passaggio delle informazioni da un soggetto ad un altro) e come un soggetto possa condizionarne altri. Il risultato ottenuto dall'elaborazione di questi sociogrammi consiste dunque nel riconoscere eventuali soggetti isolati o leader (Moreno usa la definizione di stella sociometrica per identificare tutta una serie di configurazioni comportamentale o soggetti leader), riscontrare asimmetrie e individuare le catene di interconnessione.

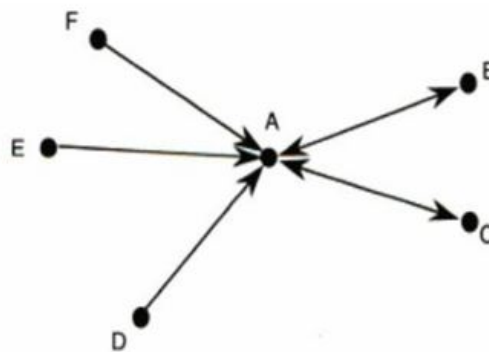


Figura 2.14: Stella sociometrica di Jacob Moreno
Font: Scott(1997)

La teoria dei grafi prevede il calcolo del grado di un vertice (degree), cioè la quantità di linee (archi) incidenti in esso. Per quanto concerne il grafo orientato bisogna evidenziare la differenza tra out-degree (numero di frecce in uscita)

e in-degree (numero di frecce orientate verso lo stesso nodo). Analizzando l'immagine sopra riportata si riscontra che il soggetto A ha out-degree pari a 2 e in-degree pari a 5, i soggetti B e C hanno out-degree ed in-degree pari ad 1 ed infine i soggetti D, E ed F hanno out-degree pari ad 1 e in-degree pari a 0.

L'indice di centralità fondato sull'in-degree (C_{ID}) inerente ai grafi orientati è espresso mediante la seguente formula:

$$C_{ID}(n_i) = \frac{d_I(n_i)}{g - 1} \quad (2.2)$$

Dove:

- C_{ID} è la centralità ("C") fondata sull'in-degree ("ID");
- $d_I(n_i)$ indica l'in-degree del nodo. Dopo la lettera "d" si aggiunge il deponente "I", che sta per in-degree;
- n_i è il nodo "iesimo" cioè il nodo preso in analisi;
- g indica il numero totale di nodi.

L'indice di centralità anche nel caso in-degree varia da zero (assenza di legami) ad uno (presenza di tutti i legami).

Osservando la figura 2.14 sopra riportata si ottiene:

- $C_{ID}(A) = d_I(A)/(g - 1) = 5/(6 - 1) = 1$
- $C_{ID}(B) = C_{ID}(C) = d_I(B)/(g - 1) = d_I(C)/(g - 1) = 1/(6 - 1) = 0.2$
- $C_{ID}(D) = C_{ID}(E) = C_{ID}(F) = d_I(D)/(g - 1) = d_I(E)/(g - 1) = d_I(F)/(g - 1) = 0/(6 - 1) = 0$

Da questi calcoli si riscontra che "la star", il centro, il fulcro d'attrazione del gruppo è il soggetto A, il quale possiede il valore massimo che può avere l'indice di centralità.

L'indice di centralità fondato sull'out-degree (D_{OD}) inerente a grafi orientati è invece espresso mediante la seguente formula:

$$C_{OD}(n_i) = \frac{d_O(n_i)}{g - 1} \quad (2.3)$$

Dove:

- C_{OD} è la centralità ("C") fondata sull'out-degree ("OD");
- $d_O(n_i)$ indica l'out-degree del nodo. Dopo la lettera "d" si aggiunge il deponente "O", che sta per out-degree;;
- n_i è il nodo "iesimo" cioè il nodo preso in analisi;
- g indica il numero totale di nodi.

L'indice di centralità anche nel caso out-degree varia da zero (assenza di legami) ad uno (presenza di tutti i legami).

Osservando la figura 2.14 sopra riportata si ottiene:

- $C_{OD}(A) = d_O(A)/(g - 1) = 2/(6 - 1) = 0.4$
- $C_{OD}(B) = C_{OD}(C) = C_{OD}(D) = C_{OD}(E) = C_{OD}(F) = d_O(B)/(g - 1) = d_O(C)/(g - 1) = d_O(D)/(g - 1) = d_O(E)/(g - 1) = d_O(F)/(g - 1) = 1/(6 - 1) = 0.2$

Un'altra misura di centralità è l'indice di Closness, che considera il numero di archi che costituiscono il percorso più breve per collegare due nodi distinti. Per misurare l'indice di centralità di ogni nodo, infatti, si procede con il calcolo della distanza di quest'ultimo dagli altri nodi. L'iter per il calcolo è il seguente: inizialmente si calcola la distanza tra il nodo e gli altri, si sommano tutte le distanze calcolate singolarmente ed il risultato ottenuto da questa somma si eleva alla -1, infine si moltiplica quanto ottenuto per il numero massimo di relazioni che si

istaurano (numero di nodi costituenti il grafo meno 1).

$$C_c(n_i) = (g - 1) \left[\sum_{j=1}^g d(n_i, n_j) \right]^{-1} \quad (2.4)$$

Dove:

- C_c è la centralità (“C”) calcolata facendo riferimento alla distanza (closeness).
Dopo la lettera “C” riferita alla centralità si aggiunge il deponente “c”, che sta per closeness;
- $(g - 1)$ è il fattore di standardizzazione⁴ ed indica il numero massimo di legami possibili (numero di nodi totali del grafo meno il nodo di interesse n_i del quale si vuole calcolare la centralità);
- $d(n_i, n_j)$ indica la distanza più breve che unisce il nodo n_i con il nodo n_j
- $\sum_{j=1}^g d(n_i, n_j)$ indica la somma di tutte le distanze calcolate.

⁴Il fattore di standardizzazione permette di confrontare reti di diversa dimensione.

Per comprendere l'indice di Closness si considera il seguente grafo:

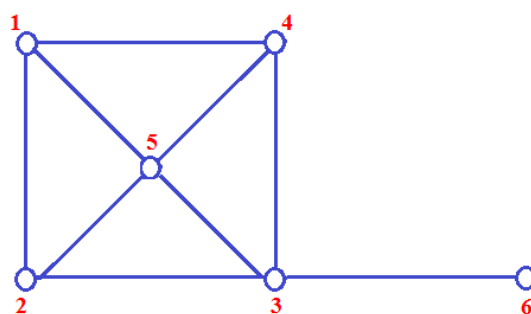


Figura 2.15: Esempio indice di Closness

Osservando la figura 2.15 si calcola la seguente matrice delle distanze (formula utilizzata: $d(n_i, n_j)$).

	1	2	3	4	5	6	$\sum_{j=1}^g d(n_i, n_j)$
1	-	1	2	1	1	3	8
2	1	-	1	2	1	2	7
3	2	1	-	1	1	1	6
4	1	2	1	-	1	2	7
5	1	1	1	1	-	2	10
6	3	2	1	2	2	-	10
$\sum_{j=1}^g d(n_i, n_j)$	8	7	6	7	6	10	44

Tabella 2.4: Matrice per il calcolo dell'indice di Closness

Dopo aver ottenuto $d(n_i, n_j)$ e $\sum_{j=1}^g d(n_i, n_j)$ si procede con il calcolo dell'indice di Closness:

$$C_c(1) = (6 - 1) \left[\sum_{j=1}^6 d(1, n_j) \right]^{-1} = 5[8]^{-1} = 0.62$$

$$C_c(2) = (6 - 1) \left[\sum_{j=1}^6 d(2, n_j) \right]^{-1} = 5[7]^{-1} = 0.71$$

$$C_c(3) = (6 - 1) \left[\sum_{j=1}^6 d(3, n_j) \right]^{-1} = 5[6]^{-1} = 0.83$$

$$C_c(4) = (6 - 1) \left[\sum_{j=1}^6 d(4, n_j) \right]^{-1} = 5[7]^{-1} = 0.71$$

$$C_c(5) = (6 - 1) \left[\sum_{j=1}^6 d(5, n_j) \right]^{-1} = 5[6]^{-1} = 0.83$$

$$C_c(6) = (6 - 1) \left[\sum_{j=1}^6 d(6, n_j) \right]^{-1} = 5[10]^{-1} = 0.50$$

Analizzando il grafo (figura 2.15) il nodo più centrale sembrerebbe il 5, mentre il nodo più isolato sembrerebbe il 6. In realtà in seguito ai risultati ottenuti per il calcolo dell'indice di Closness si riscontra che il nodo 3 e 5 sono entrambi i più centrali, il nodo 6 invece si conferma il più isolato.

L'indice di Closness è compreso tra i valori zero ed uno. Il valore zero indica la distanza massima esistente tra i vertici, mentre il valore uno indica la massima vicinanza esistente tra i vertici. All'aumentare dell'indice di Closness, la vicinanza tra i nodi aumenterà e la loro distanza di conseguenza diminuirà. Anche per quanto riguarda l'indice di Closness si deve tener conto se si è in presenza di grafi orientati o non orientati. In quest'ultimo caso è infatti opportuno differenziare la in-closness e la out-closness.

Per comprendere la centralità di un individuo in un sistema a rete è necessario individuare la posizione rispetto agli altri applicando il concetto di betweenness. Quest'ulteriore indice di centralità di un nodo prevede che l'informazione venga trasmessa tramite il percorso più breve definito geodetico, individua il ruolo di intermediario di un vertice all'interno della struttura a rete e la sua importanza nel trasmettere le informazioni alla struttura stessa. Analizza anche le distanze geodetiche di tutta la rete e misura il numero di volte in cui un vertice si trova sul percorso che unisce altri vertici. Questa stima viene effettuata su ciascun vertice e su ciascuna coppia di vertici che può essere unita.

La formula dell'indice di centralità fondato sulla nozione di Betweenness è la seguente:

$$C_B(n_i) = \frac{\sum_{\substack{j < k \\ i \neq j \neq k \in V}} \frac{r_{jk}(n_j)}{r_{jk}}}{[(g-1)(g-2)/2]} \quad (2.5)$$

Dove:

- C_B è l'indice di centralità ("C ") basato sul grado di betweenness ("B ") di un nodo specifico (n_i)⁵;
- V è l'insieme dei vertici del grafo;
- $r_{jk}(n_i)$ è il numero di percorsi geodetici⁶ che uniscono il nodo n_j e n_k , passanti per il nodo di interesse n_i ;
- r_{jk} è il numero di percorsi geodetici che uniscono il nodo n_j e n_k , non necessariamente passanti per il nodo di interesse (n_i);
- $[(g-1)(g-2)/2]$ è il fattore di standardizzazione il quale calcola il numero totale di coppie di nodi del grafo, escludendo il nodo di interesse (n_i) il tutto diviso per 2, in quanto il grafo considerato è non orientato⁷.

Per comprendere l'indice di Betweenness si considera il seguente grafo:

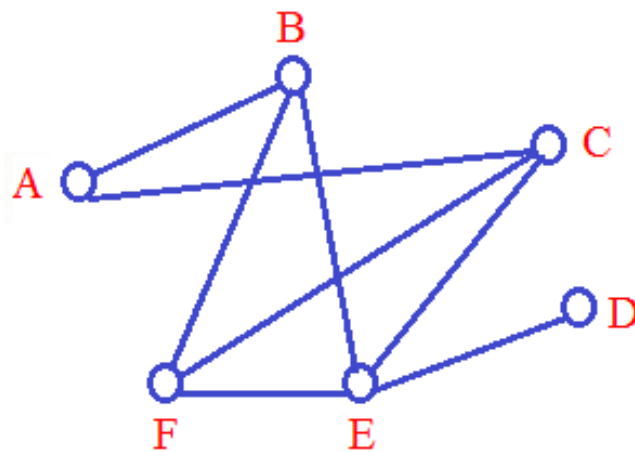


Figura 2.16: Esempio di indice di Betweenness

⁵ n_i deve essere diverso da n_j e n_k

⁶I percorsi geodetici indicano i sentieri più brevi (con lunghezza minore) e più efficienti che uniscono due punti

⁷Il fattore di standardizzazione per i grafi orientati è pari a $(g-1)(g-2)$, mentre per i grafi non orientati è pari a $\frac{(g-1)(g-2)}{2}$.

Osservando la figura 2.16 si crea la seguente tabella:

Coppia di nodi	(r_{jk})	$r_{jk}(n_j)$
AB	$AB \implies r_{AB} = 1$	0
AC	$AC \implies r_{AC} = 1$	0
AD	$ABED, ACED \implies r_{AD} = 2$	$r_{AD}(n_B) = r_{AD}(n_C) = 1; r_{AD}(n_E) = 2$
AE	$ABE, ACE \implies r_{AE} = 2$	$r_{AE}(n_B) = r_{AE}(n_C) = 1$
AF	$ABF, ACF \implies r_{AF} = 2$	$r_{AF}(n_B) = r_{AF}(n_C) = 1$
BC	$BAC, BFC, BEC \implies r_{BC} = 3$	$r_{BC}(n_A) = r_{BC}(n_F) = r_{BC}(n_E) = 1$
BD	$BED \implies r_{BD} = 1$	$r_{BD}(n_E) = 1$
BE	$BE \implies r_{BE} = 1$	0
BF	$BF \implies r_{BF} = 1$	0
CD	$CED \implies r_{CD} = 1$	$r_{CD}(n_E) = 1$
CE	$CE \implies r_{CE} = 1$	0
CF	$CF \implies r_{CF} = 1$	0
DE	$DE \implies r_{DE} = 1$	0
DF	$DEF \implies r_{DF} = 1$	$r_{DF}(n_E) = 1$
EF	$EF \implies r_{EF} = 1$	0

Tabella 2.5: Tabella per il calcolo dell'indice di Betweenness

Successivamente, con le informazioni della tabella sopra riportata si procede con il calcolo dell'indice di Betweenness di ogni singolo nodo del grafo considerato:

$$\bullet C_B(A) = \frac{r_{BC}(n_A)/r_{BC}}{[(g-1)(g-2)/2]} = \frac{1/3}{[(6-1)(6-2)/2]} = 0.03$$

$$\bullet C_B(B) = \frac{r_{AD}(n_B)/r_{AD} + r_{AE}(n_B)/r_{AE} + r_{AF}(n_B)/r_{AF}}{[(g-1)(g-2)/2]} = \frac{1/2 + 1/2 + 1/2}{[(6-1)(6-2)/2]} = 0.15$$

$$\bullet C_B(C) = \frac{r_{AD}(n_C)/r_{AD} + r_{AE}(n_C)/r_{AE} + r_{AF}(n_C)/r_{AF}}{[(g-1)(g-2)/2]} = \frac{1/2 + 1/2 + 1/2}{[(6-1)(6-2)/2]} = 0.15$$

$$\bullet C_B(D) = 0$$

- $$C_B(E) = \frac{r_{AD}(n_E)/r_{AD} + r_{BC}(n_E)/r_{BC} + r_{BD}(n_E)/r_{BD} + r_{DF}(n_E)/r_{DF} + r_{CD}(n_E)/r_{CD}}{[(g-1)(g-2)/2]} =$$

$$= \frac{2/2 + 1/3 + 1 + 1 + 1}{[(6-1)(6-2)/2]} = 0.03$$
- $$C_B(F) = \frac{r_{BC}(n_F)/r_{BC}}{[(g-1)(g-2)/2]} = \frac{1/3}{[(6-1)(6-2)/2]} = 0.03$$

Più elevato sarà l'indice di Betweenness, più il nodo sarà in grado di condizionare tutta la struttura a rete e di influire sulle relazioni tra soggetti. Anche per quanto riguarda questo indice si deve considerare se si è in presenza di grafi non orientati oppure orientati. In questo ultimo caso è infatti opportuno prestare attenzione alla direzione delle linee. Questa misura risulta importante, in quanto è in grado di evidenziare come un nodo presente su molte geodetiche (percorsi più brevi) sia rilevante per la struttura a rete nella sua interezza e come l'eliminazione di tale nodo possa rendere più lento il processo di trasmissione delle informazioni all'interno del network. In conclusione, le misure di centralità risultano essere le più idonee all'analisi dell'intensità delle relazioni esistenti tra individui in una struttura a rete, oltre che per l'individuazione all'interno di quest'ultima dei soggetti ritenuti particolarmente rilevanti (grazie alla loro collocazione strategica e alla natura dei legami istaurati con gli altri soggetti), anche per un'efficace trasmissione delle informazioni. Importante è lo studio dei soggetti capaci di contagiare ed influenzare in momenti di instabilità o addirittura di crisi le altre istituzioni. Si tratta dunque di soggetti così importanti da essere in grado di provocare un rallentamento del sistema economico qualora vengano eliminati dalla struttura a rete. Anche questo indice, come quelli enunciati precedentemente, varia da 0 ad 1.

Le misure di centralità possono essere riassunte mediante la seguente tabella riportata in Vargiu (2001):

	Concetto su cui si basa	Obiettivo conoscitivo e/o ambito di applicazione	Applicabile a	
			Grafi non diretti	Grafi diretti
Centralità locale	<i>Incidenza o grado</i> In base al numero di persone conosciute (numero di archi)	Studio di reti soprattutto di piccole dimensioni e/o fortemente connesse. Interesse per i legami diretti tra i soggetti	Sì	Sì
Centralità globale	<i>Distanza</i> In base alla distanza complessiva dagli altri vertici del reticolo	Analisi di reti di comunicazione e/o reti orientate allo svolgimento di un compito	Sì	Sì
Centralità globale	<i>Betweenness</i> . In base alla possibilità che il vertice considerato si trovi lungo il percorso più breve tra coppie di altri vertici	Mettere in evidenza figure di intermediazione	Sì	No
Centralità ad ambito variabile	<i>Vicinanza (neighbourhood)</i> In base al grado di prossimità con altri soggetti con cui non si è direttamente in contatto	Reti in cui si suppone che due o più soggetti non direttamente in contatto possano conoscersi facilmente.	Sì	No
Prestigio	<i>Indegree</i> In base al numero di archi diretti verso un vertice	In grafi diretti, quando si vuole mettere in evidenza il numero di preferenze accordate.	No	Sì

Figura 2.17: Tabella relativa alle misure di Centralità
(Fonte: Vargiu 2001)

Ulteriori aspetti importanti da considerare, per avere una visione completa della teoria dei grafi, sono i concetti di: *dimensione, inclusività e densità* (caratteristiche della struttura a rete).

La *dimensione* della struttura a rete è il numero complessivo dei nodi del grafo. La *diade* è il grafo con dimensioni minori in quanto composto da solo due nodi. Per comprendere la struttura del grafo è necessario individuare quali sono i nodi (n) esistenti in un network ed i nodi che risultano connessi l'uno con l'altro ($n_c = \text{numero totale dei nodi connessi}$). La situazione in cui $n_c \leq n$ evidenzia l'esistenza di punti isolati.

L'inclusività della struttura a rete è data dalla seguente formula:

$$\text{Inclusività} = \frac{n_c}{n} = \frac{\text{numero totale dei nodi connessi}}{\text{numero totale dei nodi esistenti}}$$

La *densità* si misura calcolando il rapporto tra le connessioni effettivamente esistenti (i legami indicati con la lettera l) e le connessioni possibili. La densità viene espressa mediante la seguente formula:

- Grafo orientato: $D = \frac{l}{n(n-1)}$
- Grafo non orientato: $D = \frac{l}{\frac{n(n-1)}{2}} = \frac{2l}{n(n-1)}$

Dove: l è il numero complessivo dei legami ed n il numero dei nodi esistenti nel grafo. Il range di variazione di questo rapporto è compreso tra zero ed uno. La struttura a rete risulterà debolmente collegata nel caso in cui il risultato fosse zero (grafo vuoto), e fortemente collegata nel caso in cui il risultato fosse uno (grafo completo).

La densità assume particolare importanza nella teoria dei grafi in quanto consente di stimare la connettività. Quanto più alta è la densità di una struttura a rete, tanto più alta sarà la connettività della rete stessa. Per stimare il grado di connettività si considera anche un'ulteriore misura: la distanza geodetica tra i vertici del grafo, la quale specifica quanti passi si devono fare per passare da un nodo i al nodo j (distanza geodetica). La connettività della struttura a rete aumenterà al diminuire della media delle distanze geodetiche tra i punti.

Analizzando i grafi sotto riportati, Scott (2000), si sintetizzano le proprietà enunciate.

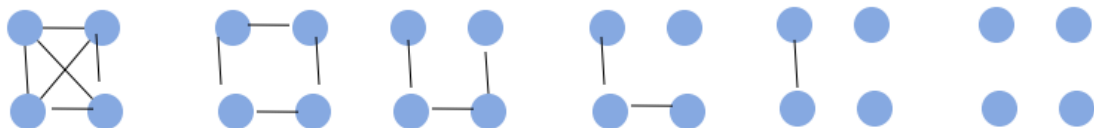


Figura 2.18: fig:Esempio per comprendere le proprietà dei grafi

(Fonte:<http://didattica.uniroma2.it/assets/uploads/corsi/39157/reti.pdf>)

I grafi rappresentati in figura 2.18 sono non orientati; qualora si analizzino grafi orientati andranno considerati tutti gli archi, in quanto un arco diretto da A a B non è detto che comporti un arco reciproco da B ad A.

Dopo le definizioni teoriche relative ai concetti di connessioni dei nodi, inclusività, numero totale dei gradi, numero di linee e densità, si effettua il calcolo matematico di tali misure per ogni grafo sopra riportato.

Caratteristiche	Formula	Grafo 1	Grafo 2	Grafo 3	Grafo 4	Grafo 5	Grafo 6
Nodi connessi	<i>Totale punti costituenti il grafo</i>	4	4	4	3	2	0
Inclusività	$Inclusività = \frac{n_c}{n}$	1	1	1	0.75	0.5	0
Totale gradi	$\sum_i^N d_i$	12	8	6	4	2	0
N. linee	<i>Numero linee del grafo (l)</i>	6	4	3	2	1	0
Densità	$D = \frac{l}{\frac{n(n-1)}{2}} = \frac{2l}{n(n-1)}$	1	0.67	0.5	0.33	0.17	0

Tabella 2.6: Tabella relativa alle proprietà dei grafi

Capitolo 3

MISURE DI CONNETTIVITÀ PARAMETRICHE E NON PARAMETRICHE

3.1 Dataset per l'analisi

L'analisi empirica è stata condotta analizzando banche ed assicurazioni. La scelta di queste due categorie di soggetti è stata intrapresa considerando la loro importanza a livello sistemico.

Un aspetto importante di questa analisi è l'individuazione e la scelta dell'area geografica considerata: il mercato finanziario Europeo, includendo in quest'ultimo anche le banche ed assicurazioni della Gran Bretagna (i cui prezzi sono convertiti in euro). Tale decisione permette di estendere l'analisi anche fuori dai confini dell'area euro.

Le serie storiche relative alle banche ed assicurazioni sono i prezzi di chiusura giornalieri aggiustati dal 29/12/1995 al 16/01/2013.

In merito al range temporale dei dati scaricati, si è ritenuto opportuno prendere in esame quattro sotto-periodi specifici:

- periodo precedente la crisi: 2004-2006;
- periodo durante la crisi: 2007-2009;

- periodo seguente la crisi: 2010-2012;
- periodo di analisi complessivo: 2004-2012.

Per svolgere l'analisi, ci si è serviti del software statistico R ¹.

Una volta importati i dati in R i passaggi svolti sono stati i seguenti:

Dati relativi alle banche:

- sono stati ottenuti dalla fonte Datastream i dati relativi a 246 banche per il periodo di analisi per un totale di 2348 osservazioni;
- eliminazione delle banche aventi un numero di valori mancanti (NA) superiore al 30% riducendo il campione a 229 banche;
- eliminazione delle banche con più del 40% di valori consecutivi costanti dovuti al fatto che il data provider assegna lo stesso valore quando manca la quotazione, ottenendo un'ulteriore riduzione delle banche considerate (89);
- riduzione del campione a 68 banche in quanto le serie storiche non erano complete (presenza di NA).

Dati relativi alle assicurazioni:

- sono stati ottenuti da dalla fonte Datastream i dati relativi a 246 assicurazioni per il periodo di analisi per un totale di 2348;
- eliminazione delle assicurazioni aventi un numero di valori mancanti (NA) superiore al 30% riducendo il campione a 191 assicurazioni;
- eliminazione delle assicurazioni con più del 40% di valori consecutivi costanti (il data provider assegna lo stesso valore quando manca la quotazione), ottenendo un'ulteriore riduzione delle assicurazioni considerate (58);

¹Il software statistico R permette di svolgere operazioni di elaborazione dati, calcoli matematici algebrici e statistici e rappresentazioni grafiche. Inoltre questo software statistico dà la possibilità di elaborare pacchetti e funzioni per effettuare un'analisi più completa possibile.

- riduzione del campione a 46 assicurazioni in quanto le serie storiche risultavano incomplete (presenza di NA).

In conclusione i dati importati e sistemati risultano 68 per le banche e 46 per le assicurazioni.

3.2 Il test ADF (Augmented Dickey-Fuller)

Affinché due serie siano cointegrate è necessario che esse risultino non stazionarie e abbiano in comune una o più radici unitarie. Per verificare tali proprietà (presenza o meno di radice unitaria) si è utilizzata la versione aumentata del test di Dickey Fuller (Augmented Dickey Fuller).

Il test univariato ADF (Augmented Dickey-Fuller), prevede che y_t , sia caratterizzata da un modello ARMA, il quale è stimato nel seguente modo:

$$y_t = \beta' D_t + \phi y_{t-1} + \sum_{j=1}^p \Delta y_{t-j} + \epsilon_t \quad (3.1)$$

Dove:

- il vettore D_t include termini deterministici (costante e trend);
- il vettore di parametri β deve essere stimato;
- la struttura degli errori del modello è indicata dalle p variabili differenziate ritardate (Δy_{t-j});
- p è un valore individuato per fare in modo che gli errori ϵ_t siano incorrelati, dunque omoschedastici ².

Valori di p troppo piccoli provocano la distorsione del test, a causa della

²Gli errori u nell'analisi di regressione lineare hanno le seguenti caratteristiche:

- $E(u) = 0$;
- $E(u^2) = \sigma_u^2$ (ipotesi di omoschedasticità);
- $Cov(u_i, u_j) = 0$. Gli errori quindi sono incorrelati tra loro;
- distribuzione normale;

restante correlazione seriale degli errori, mentre valori di p troppo grandi provocano problematiche sulla potenza del test.

Per una stima efficace del valore p è necessario fare riferimento al metodo di Schwer (1989), il quale individua la seguente formula:

$$p_{max} = \left[12 \left(\frac{T}{100} \right)^{\frac{1}{4}} \right] \quad (3.2)$$

Il sistema di ipotesi del test ADF è:

$$\begin{cases} H_0 : \phi = 1 \text{ presenza di trend stocastico o radice unitaria (serie non stazionaria)} \\ H_1 : \phi < 1 \text{ serie stazionaria} \end{cases} \quad (3.3)$$

Si è in presenza di trend stocastico o radice unitaria (la serie è dunque non stazionaria), se si accetta l'ipotesi nulla ($\phi = 1$). Risulta quindi necessario in questo caso utilizzare le differenze prime. In caso contrario, qualora si accettasse l'ipotesi alternativa, la serie risulterebbe stazionaria.

Per poter svolgere il test ADF a livello pratico in R si è predisposto uno script riportato in appendice.

Una volta ottenuti questi risultati si è proceduto eliminando:

- le serie stazionarie;
- le serie con trend deterministico o trend stazionarie.

L'obiettivo dunque consiste nell'individuare le serie che sono risultate non stazionarie, in quanto solo queste ultime possono essere cointegrate.

In seguito all'eliminazione delle banche ed assicurazioni risultate stazionarie si ottengono 37 banche e 29 assicurazioni.

- sono indipendenti ed identicamente distribuiti (i.i.d). Questa ipotesi è implicata dalle precedenti.

Secondo il teorema di Gauss Markov lo stimatore OLS (Ordinary Least Squares) il più efficiente tra gli stimatori lineari condizionatamente non distorti (BLUE, cioè Best Linear Unbiased Estimator, in quanto ha varianza minima), quando gli errori risultano omoschedastici, condizionatamente incorrelati e $E(u_i/x) = 0$.

Gli errori in condizioni ottimali, dovrebbero risultare omoschedastici e incorrelati.

3.3 Cointegrazione: confronto tra diversi test

Per rilevare l'esistenza di relazioni tra le serie considerate vi sono diversi modi, in questo paragrafo si è deciso di analizzare tre test di cointegrazione: il test di Phillips Ouliaris, il test di Engle e Granger ed il test di Johansen.

3.3.1 Test di cointegrazione Phillips-Ouliaris

Il primo test considerato, per verificare la presenza di cointegrazione tra coppie di serie storiche, è stato il test di Philips Ouliaris (spiegato nel paragrafo 1.7 del primo capitolo).

Due serie storiche non stazionarie x_t ed y_t sono cointegrate se esiste una combinazione lineare $ax_t + by_t$, con a e b costanti che è una serie stazionaria.

In R, si può verificare la presenza o meno di cointegrazione utilizzando il test di Phillips-Ouliaris implementato nella funzione **po.test** (libreria **tseries**).

Il test di Phillips-Ouliaris prevede dunque che:

$$\begin{cases} H_0 : \text{le serie non siano cointegrate} \\ H_1 : \text{le serie siano cointegrate} \end{cases} \quad (3.4)$$

La matrice ottenuta con lo script riportato in appendice è costituita da TRUE e FALSE, i quali indicano se le connessioni tra i soggetti considerati ad un livello di confidenza del 5% sono significative o non significative. Successivamente tale matrice viene trasformata in una matrice di 0 ed 1 (numerazione binaria) dove:

- 0 indica che le serie non sono cointegrate;
- 1 indica che le serie sono cointegrate.

Da questo momento, per ogni test considerato, si otterrà una matrice costituita da valori 0 ed 1 che consentirà di analizzare, mediante gli strumenti dei pacchetti di R "igraph" e "sna", i legami che tali matrici rappresentano.

3.3.2 Test di cointegrazione di Engle e Granger

Il test di Engle e Granger (spiegato nel paragrafo 1.8 del primo capitolo) verifica se le serie non stazionarie (ottenute dal test ADF) sono cointegrate o meno. Il test considera inizialmente un'equazione statica che ha come variabili esplicative solo i regressori con radice unitaria. Si considerano le coppie di variabili per valutare se sono cointegrate o meno. Si parte dunque dalla seguente equazione:

$$y_t = c + k_1x_{1t} + k_2x_{2t} + \dots + k_nx_{nt} + u_t \quad (3.5)$$

e si ottiene la stima dei coefficienti dell'equazione statica con il metodo OLS:

$$y_t = \hat{c} + \hat{k}_1x_{1t} + \hat{k}_2x_{2t} + \dots + \hat{k}_nx_{nt} + \hat{u}_t \quad (3.6)$$

A questo punto si verifica l'ipotesi di cointegrazione: i residui \hat{u}_t sono stazionari con il test ADF. Se si presenta questa situazione le variabili $y_t, x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt}$ sono cointegrate. Di conseguenza la regressione ottenuta non corre il pericolo di essere spuria.

Il test di ipotesi utilizzato a tal fine è:

$$\begin{cases} H_0 : \text{i residui } \hat{u}_t \text{ non sono stazionari} \\ H_1 : \text{i residui } \hat{u}_t \text{ sono stazionari} \end{cases} \quad (3.7)$$

Di conseguenza:

- se si accetta l'ipotesi nulla ad un livello di significatività del 5%, i residui non sono stazionari e le serie dunque non sono cointegrate;
- se si rifiuta l'ipotesi nulla ad un livello di significatività del 5%, i residui sono stazionari e le serie dunque sono cointegrate.

3.3.3 Test di cointegrazione di Johansen

Un test alternativo per verificare la presenza o meno di cointegrazione tra le serie analizzate è il test traccia di Johansen (spiegazione nel paragrafo 1.9 del primo capitolo). Questa procedura permette di ottenere una stima del rango della matrice

di cointegrazione (r) al primo rifiuto dell'ipotesi nulla. Qualora l'ipotesi nulla non fosse mai rifiutata il rango della matrice sarebbe pari a zero ($r=0$), ciò significherebbe assenza di cointegrazione. Nel seguente elaborato si analizzano due serie alla volta ($K=2$).

Il test di Johansen prevede dunque che:

$$\begin{cases} H_0 : r=0 \text{ assenza di cointegrazione} \\ H_1 : r \geq 1 \text{ presenza di cointegrazione} \end{cases} \quad (3.8)$$

dove r indica il rango della matrice di cointegrazione. La procedura da effettuare, inerente a questo test, è di tipo sequenziale e prevede il seguente iter:

- verifica dell'ipotesi $H_0 : r = 0$;
- se si accetta l'ipotesi nulla, il rango della matrice di cointegrazione risulta pari a zero, quindi vi è assenza di cointegrazione tra le serie;
- se si rifiuta l'ipotesi nulla (H_0) si accetta quindi l'ipotesi alternativa ($H_1 : r = 1$) che stabilisce la presenza di cointegrazione tra le serie;
- si definisce $r=K-1$. Nel caso in cui $K=2$ il massimo rango della matrice di cointegrazione è $r=K-1$ quindi $r=1$.

3.4 Analisi delle causalità

3.4.1 Test parametrico per la causalità secondo Granger

Per svolgere il test di causalità di Granger (spiegato nel paragrafo 1.5 del primo capitolo) è necessario trasformare le serie dei prezzi giornalieri in serie dei rendimenti logaritmici giornalieri, in modo tale da poter costruire un modello capace di individuare e studiare le connessioni esistenti tra le banche e le assicurazioni. Si utilizzano i rendimenti perché, a differenza dei prezzi (caratterizzati da non stazionarietà, code pesanti, fenomeni di volatility clustering ed asimmetria), sono più indicati per analizzare e studiare le serie storiche finanziarie. Il lavoro di

Cont (2000), conferma che per studiare i fenomeni osservabili nei mercati, le serie dei rendimenti sono più adeguate rispetto ai prezzi in quanto sono stazionarie.

In letteratura il processo generatore dei dati (DGP) dei rendimenti è supposto essere il seguente:

$$R_t^i = \mu_i + \sigma_{it}\epsilon_t^i \quad (3.9)$$

Dove:

- μ_i è la media;
- σ_{it} è la volatilità. Essa è variabile in tutto il periodo di osservazione;
- $\epsilon_t^i \sim i.i.d.(0, \sigma^2)$. La variabile casuale ϵ_t si distribuisce quindi come un processo white noise.

Risulta dunque necessario, prima di applicare il test di causalità secondo Granger, controllare l'eteroschedasticità. Al fine di garantire il rispetto delle ipotesi di omoschedasticità alla base del test di causalità di Granger i rendimenti sono filtrati in modo adeguato, come riportato nell'espressione di seguito:

$$\tilde{R}_t^i = \frac{R_t^i}{\hat{\sigma}_{it}} \quad (3.10)$$

In cui $\hat{\sigma}_{it}$ è stimato utilizzando un modello GARCH(1,1):

$$\sigma_{it}^2 = w_i + \alpha_i(R_{t-1}^i - \mu_i)^2 + \beta_i\sigma_{i(t-1)}^2 \quad (3.11)$$

Mediante il test di causalità di Granger, svolgendo delle regressioni lineari tra tutte le coppie di intermediari, si individuano i legami esistenti tra le serie storiche considerate.

Il test parametrico di causalità secondo Granger prevede che:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \text{assenza di causalità tra le serie} \\ H_1 : \text{presenza di causalità tra le serie} \end{array} \right. \quad (3.12)$$

Con questo test si verifica dunque la presenza o meno delle connessioni esistenti tra i soggetti.

La matrice ottenuta dal software R è costituita da TRUE e FALSE i quali indicano se le connessioni tra i soggetti considerati ad un livello di confidenza del 5% sono significative o non significative.

L'indicatore di causalità viene indicato mediante il sistema:

$$(j \longrightarrow i) \begin{cases} 1 & \text{se } j \text{ causa secondo Granger } i \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (3.13)$$

imponendo la condizione che $(j \longrightarrow j) \equiv 0$, cioè che j non causi se stessa.

Successivamente quindi la matrice viene trasformata in una matrice di 0 ed 1 (numerazione binaria) dove:

- 0 indica l'assenza di causalità;
- 1 indica la presenza di causalità.

3.4.2 Test non parametrico per la causalità secondo Granger: Test di Diks e Panchenko

Per verificare la causalità esistente tra le serie considerate si introduce il test non parametrico di causalità di Diks e Panchenko (2006), che non porta a rifiutare l'ipotesi nulla in maniera eccessiva, come avviene invece con altri test parametrici (lineari e non lineari) quali per esempio il test di Hiematra e Jones (1994).

Un test si dice parametrico quando si rende nota la forma funzionale di una funzione f , la quale dipende da un insieme finito di parametri da stimare.

Nei test non parametrici non si definisce a priori né la funzione f né la distribuzione probabilistica dell'errore ϵ .

Vengono definiti test "non parametrici", in quanto essi non prevedono la stima degli usuali parametri statistici.

Secondo Pearson i risultati che si ottengono con il test parametrico possono essere soggetti ad errori di specificazione notevoli (cioè modelli non correttamente

specificati e/distorti).

Il limite dei test parametrici consiste nell'essere caratterizzati da ipotesi restrittive, non sempre realistiche al punto che talvolta non sono rispettate, rendendo il test "non affidabile". Tali ipotesi sono formulate ad hoc per poter fare inferenza. Affinché l'applicazione dei test parametrici per verificare la causalità secondo Granger sia valida, si devono rispettare le assunzioni di normalità, omoschedasticità, indipendenza ed identica distribuzione dell'errore (componente stocastica). Tali assunzioni non sono sempre soddisfatte e, se soddisfatte i risultati ottenuti derivano spesso da approssimazione.

In conclusione, si preferisce utilizzare un metodo non parametrico, capace di superare ed ovviare i limiti di un modello parametrico. Alcuni test non parametrici risultano interessanti perché, senza imporre una forma funzionale di tipo lineare, pongono un'enfasi diretta sulle previsioni.

A tal proposito si è deciso di introdurre ed analizzare a livello pratico in R³ il test non parametrico di Diks e Panchenko (spiegato nel paragrafo 1.10 del primo capitolo).

Per svolgere il test di causalità secondo Diks e Panchenko si sono considerati, come per il test di causalità secondo Granger, i rendimenti logaritmici corretti per l'eteroschedasticità. Il test non parametrico di causalità secondo Diks e Panchenko prevede il seguente sistema di ipotesi:

$$\begin{cases} H_0 : \text{assenza di causalità tra le serie} \\ H_1 : \text{presenza di causalità tra le serie} \end{cases} \quad (3.14)$$

La matrice ottenuta, mediante l'utilizzo del software R, è costituita da p-value. Quando il p-value è maggiore del livello di significatività considerato (5%) si accetta l'ipotesi nulla (assenza di causalità), quando invece il p-value è minore

³Per svolgere questo test si sono utilizzati gli script scritti in C (linguaggio di programmazione) forniti nella pagina web del Professore di Economia Valenty Panchenko e successivamente si è proceduto con l'inclusione in R (link consultato: <http://www.biostat.jhsph.edu/~rpeng/docs/interface.pdf>) di tali script mediante passaggi specifici effettuati grazie all'ausilio di C ed R.

del (5%) si rifiuta l'ipotesi nulla (presenza di causalità).

Attraverso questo test si verifica dunque la presenza o meno delle connessioni esistenti tra i soggetti.

La matrice di p-value ottenuta è stata trasformata in matrice di 0 ed 1 dove:

- 0 indica l'assenza di causalità;
- 1 indica la presenza di causalità;

Capitolo 4

NETWORK A CONFRONTO

Dall'implementazione dei test considerati si ottengono per ciascuna istituzione le matrici di adiacenza società-per-società. Si considerano dati non orientati nel caso dei test di cointegrazione (Phillips Ouliaris, Johansen ed Engle e Granger) e dati orientati nel caso invece dei test di causalità (test di Granger e test di Diks e Panchenko).

Le matrici binarie ottenute sono 20 per le banche e 20 per le assicurazioni, ovvero una per ogni periodo/sotto-periodo per ciascun test considerato (tre test di cointegrazione e due di causalità).

Per ogni matrice di adiacenza ottenuta dai test si considerano le proprietà della teoria dei Network e, ai fini dell'analisi, le si applicano in R.

4.1 Cointegrazione: confronto tra diversi test

Per comprendere le connessioni esistenti nei gruppi e confrontare i diversi risultati ottenuti mediante l'utilizzo di tre test diversi di cointegrazione si sono creati dei grafi non orientati. Tali test verificano l'esistenza di legami tra i soggetti della rete senza stabilirne la direzione.

Gli obiettivi consistono nel verificare se vi sono similitudini o differenze tra i risultati forniti dai tre test e valutare quali misure potrebbero essere più adeguate per l'analisi del rischio sistemico.

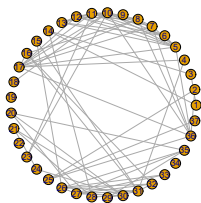
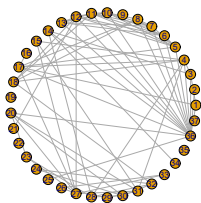
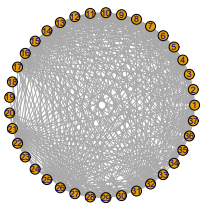
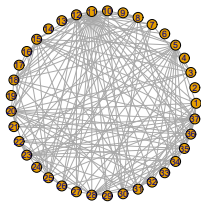
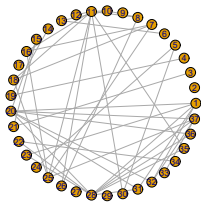
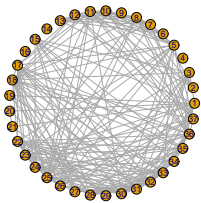
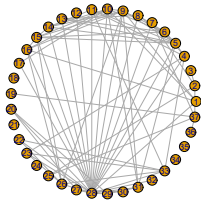
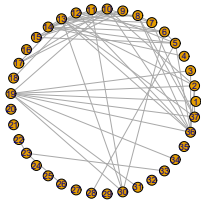
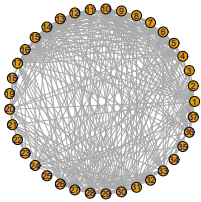
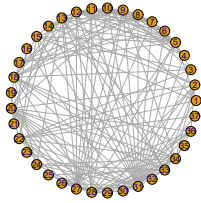
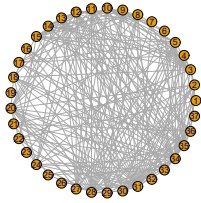
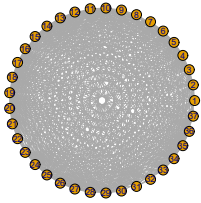
Periodo	Po.test	Johansen	Engle e Granger
2004-2012			
2004-2006			
2007-2009			
2010-2012			

Tabella 4.1: Tabella relativa ai network delle banche

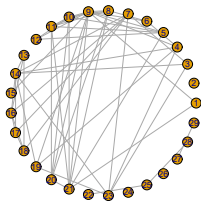
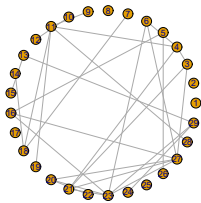
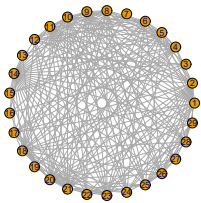
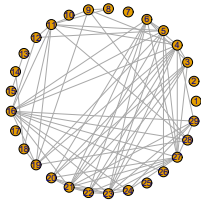
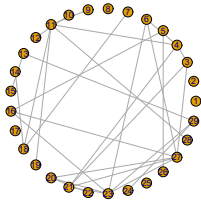
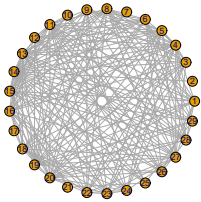
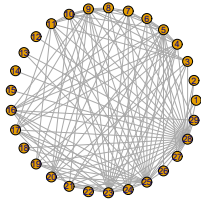
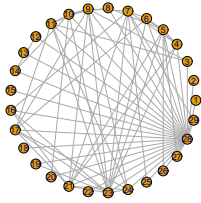
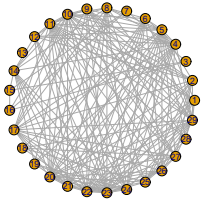
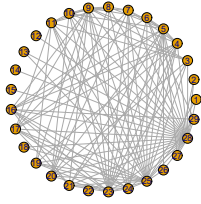
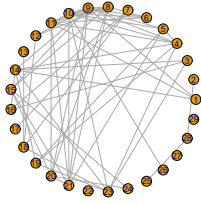
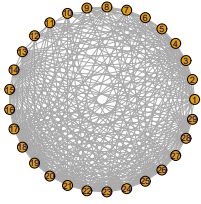
Periodo	Po.test	Johansen	Engle e Granger
2004-2012			
2004-2006			
2007-2009			
2010-2012			

Tabella 4.2: Tabella relativa ai network delle assicurazioni

Nelle figure 4.1 e 4.2 si illustrano i network ottenuti per i test di cointegrazione di Phillips Ouliaris, Johansen ed Engle e Granger nei quattro periodi considerati.

I grafi ottenuti sono costituiti da nodi che rappresentano le banche (assicurazio-

ni); se il test di cointegrazione tra le serie di rendimenti associati a due banche (assicurazioni) porta ad accettare l'ipotesi di cointegrazione allora viene disegnato un arco che unisce le due banche (assicurazioni).

Analizzando le figure si nota che dai primi due test (Phillips Ouliaris e Johansen) si ottengono risultati simili. Il test di Engle e Granger invece si discosta molto dai primi due, in quanto presenta moltissimi archi/legami tra le banche.

Per quanto riguarda le banche considerando i sotto-periodi il test di Phillips Ouliaris e quello di Engle e Granger invece, sembrerebbero avere risultati più simili nel periodo 2004-2006 rispetto al test di Johansen.

Si riscontra inoltre che tutti e tre i test di cointegrazione nel periodo di crisi (2007-2009) rilevano minori connessioni tra le banche rispetto al periodo 2010-2012. Nel periodo successivo alla crisi i legami tra le banche sembrerebbero quindi essersi ripristinati.

Per comprendere meglio tali differenze e per attestare quanto riscontrato a livello grafico si riassumono di seguito le misure di densità dei network di ciascuna istituzione nei periodi considerati.

Network	Densità		
	Phillips Ouliaris	Johansen	Engle e Granger
Banche 2004-2012	9.76%	11.72	55.33%
Banche 2004-2006	20.65%	6.55%	28.30%
Banche 2007-2009	11.63%	7.79%	37.46%
Banche 2010-2012	18.84%	31.71%	69.96%
Assicurazioni 2004-2012	7.14%	17.09%	79.26%
Assicurazioni 2004-2006	17.11%	7.01%	46.67%
Assicurazioni 2007-2009	22.41%	18.62%	40.02%
Assicurazioni 2010-2012	24.63%	14.28%	61.82%

Tabella 4.3: Misure di densità calcolate per le banche e le assicurazioni

La tabella 4.3 conferma inoltre, come anticipato precedentemente, sulla base della rappresentazione grafica, che il test di Engle e Granger presenta valori di densità superiori rispetto agli altri test considerati.

I test di Phillips Ouliaris e di Johansen risultano avere valori di densità più simili rispetto ai valori del test di Engle e Granger, ad eccezione del periodo 2004-2006 in cui i test che sembrano invece ottenere risultati più simili sono il test di Phillips Ouliaris ed Engle e Granger.

Paragonando il test di Phillips Ouliaris ed il test di Johansen, il primo individua maggiori connessioni rispetto al secondo nei periodi 2004-2006, 2007-2009 e 2010-2012, mentre il secondo rileva una densità più alta nel periodo complessivo.

L'analisi grafica e numerica porta a dedurre che le misure più adeguate ai fini dell'analisi sembrerebbero essere il test di Phillips Ouliaris e quello di Johansen, in quanto il test di Engle e Granger sembrerebbe cogliere troppi legami in realtà inesistenti.

Oltre alla densità del network si sono considerati anche gli indici di closeness e di betweenness delle banche e delle assicurazioni ottenuti con i tre test di cointegrazione; si riassumono tali valori nelle tabelle in appendice (da A.1 a C.2)

Come spiegato nel secondo capitolo, l'indice di closeness indica i percorsi più brevi tra un soggetto e tutti gli altri raggiungibili da esso ed assume valori compresi tra 0 ed 1 (0 indica la distanza massima tra i soggetti ed 1 la maggior vicinanza). I valori dell'indice di Closeness, sia per le banche che per le assicurazioni, sono molto bassi per quanto riguarda il test di Phillips Ouliaris e quello di Johansen ed un po' più alti, ma sempre vicini a zero, per il test di Engle e Granger. Questo studio dimostra che sia le banche che le assicurazioni risultano più distanti tra loro utilizzando il test di Phillips Ouliaris e quello di Johansen ed un po' meno distanti utilizzando il test di Engle e Granger. Quanto osservato è coerente con i risultati della densità in quanto minore è la media delle distanze geodetiche tra i soggetti, maggiore è la densità, che a sua volta implica la maggiore connettività della rete (caso di Engle e Granger).

L'indice di Betweenness indica invece la capacità di un soggetto di influenzare gli altri operatori del sistema. Maggiore è il valore di betweenness, maggiore è

il ruolo che riveste l'operatore nel sistema, in quanto capace di diffondere effetti negativi sugli altri individui (soggetto sistemico).

Sulla base dell'indice di betweenness le banche che assumono un ruolo importante nel sistema secondo il test di Phillips Ouliaris e quello di Johansen sono: Intesa San Paolo (nodo 28), Credit Agricole Morbihan (nodo 11) ed il Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (BBVA) (nodo 31) in quanto presentano valori elevati di betweenness. Il test di Engle e Granger si discosta molto dalle considerazioni precedenti in quanto afferma che la banca che appare più rilevante all'interno del sistema è il nodo 22 (Allied Irish Banks).

Secondo i test di Phillips Ouliaris e di Johansen, le assicurazioni che assumono un ruolo importante nel sistema sono: RSA Insurance Group (nodo 28) ed Ergo Group (nodo 14).

Dai risultati ottenuti con il test di Engle e Granger si individua solamente Ergo Group, come assicurazione in comune con gli altri test.

Dalla lettura congiunta degli indici di closeness e di betweenness si individuano le istituzioni in grado di contagiare le altre diffondendo effetti negativi.

Si può affermare ancora una volta che i test che sembrano essere più precisi e simili sono i test di Phillips Ouliaris e di Johansen. Questi due test sembrano risultare più potenti (maggiore è la possibilità di individuare come corretta l'ipotesi alternativa quando questa è realmente vera) rispetto al test di Engle e Granger in quanto riescono a cogliere strutture di dipendenza tra banche ed assicurazioni che variano nel tempo e nelle diverse fasi economiche.

4.2 Causalità secondo Granger e secondo Diks e Panchenko: confronto dei due test

Fino ad ora, per comprendere l'esistenza dei legami tra le istituzioni, si sono studiati in R i test di cointegrazione realizzando dei grafi non orientati. Lo studio si è quindi focalizzato solo sull'esistenza dei legami senza prendere in considerazione la loro direzione.

A tal proposito si sono introdotti due test:

1. il test parametrico per la causalità secondo Granger;
2. il test non parametrico per la causalità secondo Granger (test di causalità di Diks e Panchenko).

Mediante questi due test, introdotti nel primo capitolo, si individua, oltre all'esistenza dei legami, anche la loro direzione. A differenza dei test di cointegrazione, si sono dunque creati dei grafi orientati (i legami tra le istituzioni sono caratterizzati da frecce che indicano la direzione).

Nella tabella di seguito si illustrano i network sia per le banche che per le assicurazioni, ottenuti con l'implementazione dei due test di causalità nei quattro periodi considerati (2004-2012, 2004-2006, 2007-2009, 2010-2012). Per quanto riguarda la causalità, come per la cointegrazione, l'obiettivo è riscontrare similitudini o differenze tra i risultati e valutare la misura più adeguata per l'analisi del rischio sistemico.

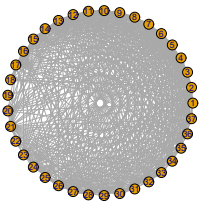
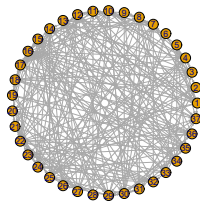
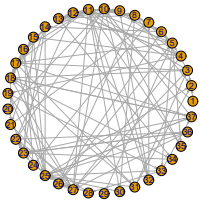
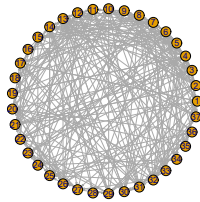
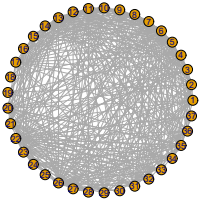
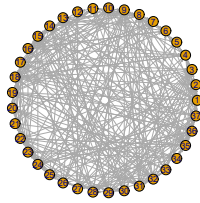
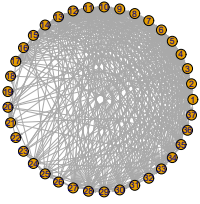
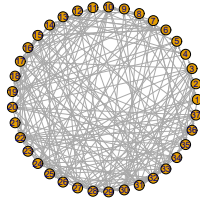
Periodo	Causalità di Granger	Causalità di Diks e Panchenko
2004-2012		
2004-2006		
2007-2009		
2010-2012		

Tabella 4.4: Tabella relativa ai network delle banche

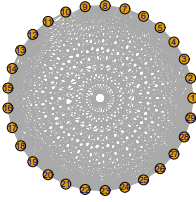
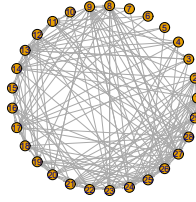
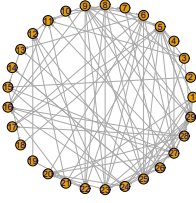
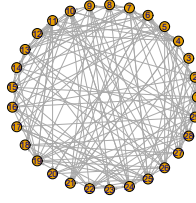
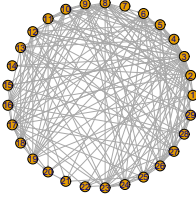
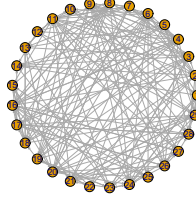
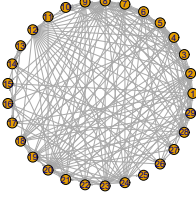
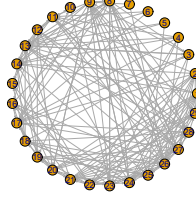
Periodo	Causalità di Granger	Causalità di Diks e Panchenko
2004-2012		
2004-2006		
2007-2009		
2010-2012		

Tabella 4.5: Tabella relativa ai network delle assicurazioni

Da una prima analisi grafica si riscontra che i due test di causalità rilevano diversamente l'esistenza dei legami e per approfondire questa prima considerazione si riassumono di seguito le misure di densità dei network di ciascuna istituzione.

Densità		
Network	Causalità di Granger	Causalità di Diks e Panchenko
Banche 2004-2012	38.21%	17.19%
Banche 2004-2006	8.55 %	18.24%
Banche 2007-2009	28.30%	20.42%
Banche 2010-2012	29.05 %	13.73%
Assicurazioni 2004-2012	84.35%	19.70%
Assicurazioni 2004-2006	10.71%	17.98%
Assicurazioni 2007-2009	21.55%	21.30%
Assicurazioni 2010-2012	29.05%	13.17%

Tabella 4.6: Tabella relativa ai network delle banche

La tabella 4.6 conferma che, per quanto riguarda le banche, il test di causalità di Granger coglie maggiori legami considerando l'intero periodo di analisi 2004-2012 e nei sotto-periodi 2007-2009 e 2010-2012 rispetto al test di causalità di Diks e Panchenko. Quest'ultimo, al contrario, rispetto al primo, individua maggiori legami nel periodo che precede la crisi (2004-2006).

Per quanto riguarda le assicurazioni, il test di causalità di Granger rileva maggiori connessioni nei periodi 2004-2012 e 2010-2012, mentre il test di causalità di Diks e Panchenko ne rileva di più nel periodo 2004-2006. Entrambi i test evidenziano la stessa percentuale di densità di connessioni nel periodo relativo alla crisi (2007-2009).

Risulta quindi interessante comprendere le motivazioni dei differenti risultati; ci si interroga, in particolare, sul motivo per cui il test parametrico di Granger rilevi spesso connessioni più elevate rispetto al test di Diks e Panchenko.

Considerato che il test di di Diks e Panchenko (test non parametrico) permette di studiare la presenza di connessioni anche in termini non lineari, ci si aspetterebbero percentuali di densità più alte rispetto al test di causalità di Granger (test parametrico) che esamina invece l'esistenza di legami in termini lineari.

Come esposto precedentemente (capitolo 3 par. 3.4.2), in genere, per permettere che l'applicazione dei test parametrici sia valida, vengono introdotte delle assunzioni di normalità, omoschedasticità, indipendenza ed identica distribuzione dell'errore. Se le assunzioni non vengono soddisfatte, i risultati ottenuti possono non essere attendibili.

A tal proposito ci si sofferma sui residui della regressione utilizzata per il test di Granger per verificare se essi soddisfano l'ipotesi di normalità nel periodo in cui questo test rileva maggiori legami tra le istituzioni. Da questa analisi è risultato che gli errori non soddisfano mai l'ipotesi di normalità; per questa verifica si sono svolti dei passaggi specifici in R (vedere appendice). Quanto evidenziato potrebbe spiegare il fatto che in determinati periodi il test di causalità di Granger individua un numero maggiore di connessioni rispetto a quelle ottenute con il test non parametrico.

Esaminando i valori dell'indice di Closeness e di Betweenness delle banche e delle assicurazioni ottenuti con i due test di causalità e riportati nelle tabelle in appendice (da D.1 a E.2) si osserva che:

1. per quanto riguarda il test di causalità di Granger l'indice di closeness delle banche è più elevato nel periodo di analisi complessivo (2004-2012), ciò indica che le istituzioni in questo intervallo temporale sono vicine tra di loro rispetto agli altri periodi considerati in cui il valore di closeness è sempre pari a zero (le istituzioni sono molto distanti tra loro).

Secondo il test non parametrico di causalità di Diks e Panchenko invece l'indice di closeness delle banche è più elevato nei periodi 2004-2006, 2007-2009 e 2010-2012 e pari a zero nel periodo 2004-2012;

2. per quanto riguarda il test di causalità di Granger l'indice di closeness delle assicurazioni è più elevato nel periodo 2010-2012 e pari a zero nei periodi 2004-2012, 2004-2006 e 2007-2009.

Secondo il test non parametrico di causalità di Diks e Panchenko invece l'indice di closeness delle assicurazioni è più elevato nei periodi 2004-2006 e 2007-2009;

3. sia il test parametrico che quello non parametrico, mediante l'analisi dei valori di betweenness ottenuti, individuano le stesse banche ritenute capaci di diffondere effetti negativi nel sistema: Deutsche Bank (nodo 17), IKB Deutsche Industriebank (nodo 8) ed il Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (BBVA) (nodo 31).

Euler Hermes (nodo 6) è l'assicurazione che per entrambi i test di causalità assume un ruolo importante all'interno del sistema; nello specifico il test parametrico rileva oltre al nodo 6, anche le assicurazioni Ageas (nodo 3) e Novae Group (nodo 25); il test non parametrico individua invece oltre ad Euler Hermes Group anche Aviva (nodo 23), Legal & General (nodo 24) ed Old Mutual (nodo 26).

Gli indici di Closness e di Betweenness possono essere ottenuti in R sia a livello numerico che grafico.

Per quanto riguarda i due test di causalità si è deciso di raffigurare tali indici anche graficamente. Le figure 4.7 e 4.8 evidenziano le differenze e le somiglianze precedentemente elencate.

Possono risultare utili all'interpretazione le seguenti precisazioni:

- il nodo di partenza (nodo 1) viene rappresentato di colore blu, mentre il nodo finale (37 per le banche e 29 per le assicurazioni) viene rappresentato di colore giallo;
- se le istituzioni (i nodi) si trovano nei cerchi più esterni del grafico significa che il loro valore di closeness è vicino o pari a zero, se invece sono collocate nei cerchi centrali il loro valore di closeness è vicino o pari ad uno;

- più centrali sono le istituzioni più alto è il loro valore di betweenness.



Tabella 4.7: Tabella relativa ai network delle banche

Closeness		Betweenness	
Test di Granger	Test Diks e Panchenko	Test di Granger	Test Diks e sPanchenko
2004-2012		2004-2012	
2004-2006		2004-2006	
2007-2009		2007-2009	
2010-2012		2010-2012	

Tabella 4.8: Tabella relativa ai network delle banche

Le tabelle 4.7 e 4.8 riscontrano differenze tra i due test per quanto riguarda l'indice di Closeness, appaiono invece abbastanza concordi sui valori dell'indice di betweenness.

Si può affermare ancora una volta che il test che sembrerebbe cogliere maggior-

mente la vicinanza delle istituzioni è il test non parametrico di Diks e Panchenko. Tale test rileva che le banche (nel 2004-2006, 2007-2009 e 2010-2012) e le assicurazioni (nel periodo 2004-2006 e 2007-2009) sono molto vicine tra loro e potrebbero contagiarsi di fronte all'innescarsi di un evento negativo nel sistema.

In conclusione il test non parametrico di causalità di Diks e Panchenko appare più preciso e dunque più adeguato per misurare il rischio sistemico rispetto al test parametrico di causalità di Granger.

Capitolo 5

CONCLUSIONI

Obiettivo dell'elaborato consiste nell'individuare, proporre e confrontare diverse misure di connettività, in grado di valutare il rischio sistemico. Per perseguire tale scopo sono stati utilizzati:

- tre test di cointegrazione: test di Phillips Ouliaris, test di Engle e Granger e test di Johansen;
- due test di causalità: test di causalità di Granger e test di causalità di Diks e Panchenko.

Ai fini dell'analisi si considera un range temporale che va da Gennaio 2004 a Dicembre 2012 e le analisi sono state condotte anche per i sotto-periodi 2004-2006, 2007-2009 e 2010-2012 per comprendere meglio quanto accaduto prima, durante e dopo la crisi.

Mediante il software statistico R si sono eseguiti i test di cointegrazione sulle serie dei prezzi giornalieri di banche ed assicurazioni del mercato finanziario europeo, mentre i test di causalità sono stati applicati ai rendimenti corretti per l'eteroschedasticità.

Dopo aver individuato i legami presenti sia tra le banche che tra le assicurazioni, si sono costruiti i network utilizzando gli strumenti della Social Network Analysis.

Inizialmente si sono svolti i test di cointegrazione utili a verificare le relazioni esistenti tra le istituzioni considerate; successivamente si è ritenuto opportuno estendere lo studio alla direzione dei legami (non stabiliti con i test di cointegrazione). Si è dunque introdotto il test parametrico di causalità di Granger, capace di rilevare le connessioni presenti nel sistema e la loro direzione.

Infine, si è approfondita la ricerca introducendo il test non parametrico di causalità di Diks e Panchenko allo scopo di studiare la presenza di causalità non solo in termini lineari (come nel test di Granger) ma anche in termini non lineari.

Una volta ottenuti i network con i cinque diversi test esaminati si sono eseguiti i seguenti passaggi:

1. confronto tra i test di cointegrazione: il test di Phillips Ouliaris e quello di Johansen appaiono simili tra loro mentre il test di Engle e Granger si discosta dai primi due;
2. confronto tra i due test di causalità, che risultano essere differenti tra loro. Il test parametrico di causalità di Granger in alcuni periodi ha evidenziato (contrariamente alle aspettative) elevate connessioni, maggiori rispetto a quelle ottenute con il test non parametrico di Diks e Panchenko. Il test parametrico rileva maggiori connessioni, in quanto non soddisfa mai l'ipotesi di normalità dei residui (assunzione ritenuta necessaria affinché i test parametrici siano validi).

In conclusione, in merito alla cointegrazione, sulla base di quanto ottenuto da questo elaborato, sembrerebbe che i test più precisi per individuare le relazioni esistenti tra le istituzioni siano il test di Phillips Ouliaris e quello di Johansen rispetto al test di Engle e Granger.

Per quanto riguarda invece i test di causalità sembrerebbe che il test non parametrico di Diks e Panchenko colga meglio le relazioni tra le variabili.

Un ulteriore sviluppo di questa tesi potrebbe dunque consistere nell'introdurre

un test di cointegrazione non parametrico da confrontare con quello di causalità di Diks e Panchenko.

Appendice A

TABELLE INDICE DI CLOSENESS E BETWEENNESS OTTENUTE CON IL TEST DI PHILLIPS OULIARIS

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0.0028	0.0048	0.0039	0.009	0	1.95	0	1.15
2	0.0035	0.0007	0.0037	0.0096	0	0	43	4.55
3	0.0028	0.0048	0.0033	0.0092	0	10.67	0	0.86
4	0.0041	0.0007	0.0039	0.0089	50.14	0	2.5	0
5	0.0039	0.005	0.0040	0.01	16.66	28.79	8.95	29.14
6	0.0035	0.0039	0.0040	0.009	0	0	4.33	3.34
7	0.0038	0.0047	0.0040	0.0096	0.80	3.37	150	3.51
8	0.0041	0.0049	0.0039	0.0097	90.20	55.17	0	11.94
9	0.0007	0.0042	0.0040	0.0099	0	0	6.11	9.25
10	0.0039	0.0049	0.0040	0.0094	64.16	38.59	6.53	8.45
11	0.0038	0.0053	0.0039	0.0094	23.36	135.40	1.16	1.60
12	0.0038	0.0049	0.0038	0.01	22.323	16.59	0	20.24
13	0.0035	0.0044	0.0039	0.01	0	32.47	0	12.93
14	0.0031	0.0007	0.0039	0.0093	116	0	1.33	2.81
15	0.0037	0.0049	0.0040	0.0095	0	13.39	2.45	4.33
16	0.0042	0.0047	0.0039	0.0075	189.85	0.48	0.83	66
17	0.0041	0.0040	0.0039	0.0079	149.30	0	0	0.16
18	0.0035	0.0049	0.0007	0.01	0	14.15	0	31.01
19	0.0007	0.0007	0.0033	0.005	0	0	0	0
20	0.0037	0.0049	0.0039	0.01	5.83	12.47	1	24.64
21	0.0034	0.0045	0.0007	0.006	2	31.41	0	34
22	0.0007	0.0049	0.0039	0.0097	0	5.44	0	18.01
23	0.0035	0.0048	0.0039	0.0085	0	1.51	0.33	0
24	0.0034	0.0047	0.0007	0.0093	0	0.39	0	0.60
25	0.0035	0.0048	0.0033	0.008	31	5.83	0	0
26	0.0039	0.0047	0.0039	0.0092	25	1.73	4.83	0.60
27	0.0040	0.0047	0.0038	0.0096	201.17	0.88	30	4.35
28	0.0034	0.0049	0.0044	0.001	87	4.51	349.95	51.86
29	0.0037	0.0046	0.0039	0.0093	4.31	0	0.5	0.74
30	0.0037	0.0048	0.0035	0.0097	158	2.08	0	96.60
31	0.0042	0.0048	0.0039	0.001	173.25	1.22	1.66	210.46
32	0.0041	0.0046	0.0038	0.00075	76.91	0	0	0
33	0.0036	0.0046	0.0039	0.01	0	0	2.5	31.71
34	0.0007	0.0048	0.0007	0.0097	0	3.74	0	13.44
35	0.0036	0.005	0.0033	0.0079	8	12.92	0	0
36	0.0039	0.0048	0.0033	0.0092	87	7.21	0	0.60
37	0.0031	0.0051	0.0037	0.0087	0	49.50	72	0

Tabella A.1: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle banche

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0.0035	0.0012	0.018	0.02	0.142	0	0	3.396
2	0.0012	0.0012	0.18	0.022	0.857	0	0	1.816
3	0.0034	0.0036	0.02	0.02	0.166	0	0.142	1.199
4	0.0037	0.0038	0.022	0.023	2.303	38.025	2.131	0
5	0.0035	0.0037	0.02	0.021	0.125	16.533	14.607	38.216
6	0.0036	0.0037	0.024	0.021	0.285	3.134	1.076	0.583
7	0.0034	0.0012	0.021	0.020	0	0	1.029	5.141
8	0.0035	0.0035	0.021	0.019	0	0.648	10.428	
9	0.0037	0.0037	0.025	0.020	0	4.958	8.921	9.149
10	0.0035	0.0012	0.021	0.020	0	0	0.705	9.501
11	0.0035	0.0038	0.021	0.035	46.055	35.690	1.904	2.485
12	0.0035	0.0036	0.018	0.021	0.25	0	0	32.767
13	0.0034	0.0012	0.018	0.035	46.055	0	0	14.48
14	0.0036	0.0033	0.018	0.035	46.055	0	0	4.564
15	0.0034	0.0012	0.018	0.020	0	0	0	5.761
16	0.0034	0.0038	0.021	0.020	0	42.084	2.029	0
17	0.0034	0.0012	0.021	0.035	46.055	0	0.797	0.457
18	0.033	0.035	0.018	0.020	0	19	0	14.577
19	0.0037	0.0037	0.02	0.023	3.87	17.309	0.142	0
20	0.0035	0.0036	0.021	0.019	0	0	0.762	20.315
21	0.0035	0.0037	0.021	0.020	0	6.159	0.201	1
22	0.0013	0.0036	0.018	0.019	0	0	0	16.233
23	0.0036	0.0037	0.025	0.020	0	6.159	9.541	0
24	0.0012	0.0036	0.022	0.020	0	0	2.107	0
25	0.0013	0.0012	0.029	0.035	46.055	0	49.874	0
26	0.0012	0.035	0.018	0.019	0	0	0	0
27	0.0012	0.0037	0.018	0.020	0	6.159	0.5	7.563
28	0.0013	0.0036	0.035	0.023	3.714	0.541	187.874	50.108
29	0.0012	0.0037	0.019	0.02	0	0.325	0	0.25

Tabella A.2: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle assicurazioni

Appendice B

TABELLE INDICE DI CLOSENESS E BETWEENNESS OTTENUTE CON IL TEST DI JOHANSEN

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0.0038	0.0026	0.0018	0.0097	1.095	5.33	0	0.36
2	0.0037	0.00075	0.0018	0.0103	0	0	2.443	4.334
3	0.0039	0.0022	0.0018	0.0107	5.37	0	0	9.88
4	0.004	0.00079	0.0018	0.0105	61.05	0	0	15.65
5	0.0039	0.0024	0.0018	0.0111	6.96	27	31.22	13.58
6	0.0039	0.0022	0.0019	0.0099	0.166	0	13.639	0.778
7	0.0038	0.0025	0.0018	0.0097	0.7	0.33	1.3	0.29
8	0.0039	0.0025	0.0018	0.0106	8.88	1.5	6.72	18.97
9	0.00075	0.00075	0.0018	0.0103	0	0	3.07	1.56
10	0.0039	0.0025	0.0019	0.0105	2.46	52	40.12	4.84
11	0.0039	0.0027	0.0018	0.0107	8.76	205.66	2.16	7.12
12	0.004	0.0025	0.0018	0.0113	68.38	0	26.44	30.91
13	0.0039	0.00024	0.0019	0.0108	0.93	27	33.27	7.38
14	0.0039	0.00079	0.0019	0.0105	37.49	0	39.42	4.73
15	0.0038	0.0025	0.0018	0.0105	1.42	52	10.99	7.22
16	0.0036	0.0026	0.00075	0.0095	0	3.66	0	0.41
17	0.004	0.00075	0.0018	0.01	53.93	0	4.92	1.03
18	0.0039	0.0026	0.0018	0.0103	31.83	3.66	0	2.22
19	0.00075	0.00079	0.0019	0.00075	0	1	72.95	0
20	0.004	0.0026	0.00075	0.0112	56.03	86	0	10.26
21	0.0036	0.0023	0.0075	0.0098	0	27	0	3.20
22	0.0075	0.0025	0.0008	0.0101	0	27	0	1.95
23	0.0038	0.0025	0.0008	0.0093	6.4	0	3	0
24	0.0034	0.0022	0.00075	0.0105	0	0	0	2.56
25	0.0037	0.0027	0.00075	0.009	0	90.16	0	0.95
26	0.0036	0.0025	0.0008	0.0092	0	0	0	0
27	0.004	0.00075	0.00075	0.0102	90.5	0	0	3.07
28	0.0038	0.0027	0.0018	0.012	27.21	142.50	0	53.78
29	0.0034	0.00075	0.00075	0.0104	0	0	0	2.42
30	0.0037	0.0025	0.0018	0.0102	19.91	52	12.96	1.63
31	0.0038	0.0025	0.0018	0.0131	33.10	0	0	125.94
32	0.0037	0.0026	0.00075	0.0087	17.67	1.83	0	0.22
33	0.0036	0.0025	0.00081	0.0105	0	0	0	6.77
34	0.0034	0.0023	0.0018	0.0125	0	0	0	69.08
35	0.00075	0.0027	0.00075	0.0106	0	95.83	0	24.97
36	0.00075	0.0027	0.00075	0.0106	177.65	0	47.38	3.79
37	0.00075	0.0027	0.0018	0.0095	0	100.5	5.86	0

Tabella B.1: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle banche

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0.0045	0.0012	0.018	0.0044	1.08	0	0	1.15
2	0.0013	0.0012	0.0181	0.0013	0	0	0	0
3	0.0044	0.0038	0.0188	0.0043	0.75	10.66	0	1
4	0.0047	0.0038	0.02	0.0046	17.80	98.83	0.36	11.56
5	0.0046	0.0034	0.02	0.0044	6.11	20	7.5	4.5
6	0.0046	0.0038	0.02	0.0044	7.03	38.66	0.9	0
7	0.0045	0.0032	0.0212	0.0042	4.39	0	8	23.5
8	0.0046	0.0012	0.0188	0.0046	8.35	0	0.33	16.1
9	0.0048	0.0034	0.0212	0.0047	41.70	0	4.48	62.07
10	0.0047	0.0012	0.0204	0.0046	41.19	0	5.83	35.74
11	0.0046	0.0037	0.0204	0.0045	7.42	102	1.83	8.01
12	0.0045	0.0012	0.0185	0.0045	1.64	0	0	25.02
13	0.0045	0.0034	0.0181	0.004	1.23	20	0	0
14	0.0048	0.0032	0.0188	0.0046	68.02	0	0.5	39.01
15	0.0045	0.0032	0.0181	0.0044	12.97	0	0	8.78
16	0.0044	0.0037	0.0192	0.0043	0.5	38	0	13.71
17	0.0045	0.0012	0.0204	0.0038	0	0	1.28	0
18	0.0046	0.0035	0.0181	0.0044	12.05	39	0	45.53
19	0.045	0.0034	0.0185	0.0044	0.25	0	0	2.40
20	0.045	0.0036	0.0185	0.0044	8.40	20	0	11.46
21	0.0046	0.0038	0.0212	0.0045	4.79	41.16	3.9	5.37
22	0.0012	0.003	0.0181	0.0012	0	0	0	0
23	0.0046	0.0039	0.023	0.0046	10.24	92.33	15.85	34.01
24	0.0042	0.0034	0.02	0.004	0	0	0.2	0
25	0.0013	0.0012	0.0185	0.0013	0	0	0	0
26	0.0043	0.0032	0.0185	0.0042	0	0	0	0
27	0.0012	0.0038	0.0185	0.0012	0	40.33	0	0
28	0.0013	0.0034	0.035	0.0013	1	0	281.01	1
29	0.0012	0.0037	0.0185	0.0012	0	56	0	0

Tabella B.2: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle assicurazioni

Appendice C

TABELLE INDICE DI CLOSENESS E BETWEENNESS OTTENUTE CON IL TEST DI ENGLE E GRANGER

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0.0243	0.0048	0.0196	0.0196	15.02	91.68	12.07	0.65
2	0.0172	0.0043	0.0128	0.0217	1.12	0	5.79	2.02
3	0.0185	0.0048	0.0158	0.0238	2.28	5.29	21.62	2.57
4	0.0227	0.00075	0.0175	0.0238	5.98	0	1.97	2.49
5	0.0217	0.0049	0.0188	0.0243	3.88	10.58	8.75	2.95
6	0.02	0.0043	0.0178	0.023	0.8066	0.2	3.26	2.12
7	0.0212	0.0046	0.0169	0.0217	3.88	2.56	6.17	1.50
8	0.0217	0.0048	0.0188	0.0222	4.66	24.85	19.88	1.93
9	0.0204	0.00075	0.0192	0.0227	0.92	0	27.56	2.36
10	0.0212	0.0047	0.0196	0.0232	3.24	10.31	25.96	2.16
11	0.0208	0.0049	0.0172	0.0232	1.45	35.79	1.29	2.31
12	0.0212	0.0047	0.0163	0.0227	2.28	8.90	0.77	1.97
13	0.0208	0.0043	0.0178	0.0256	1.45	0.65	3.52	3.87
14	0.0256	0.00075	0.0212	0.0243	27.6	0	61.2	2.87
15	0.0222	0.0046	0.0196	0.0217	6.10	1.52	13.79	2.26
16	0.0227	0.00075	0.0156	0.0232	13.33	0	4.10	11.11
17	0.02127	0.0049	0.0181	0.0232	3.24	13.68	4.38	1.71
18	0.0142	0.0051	0.0144	0.0256	0	45.81	2.56	3.87
19	0.0140	0.0044	0.0121	0.025	0	0	0	14.62
20	0.0156	0.00427	0.0166	0.027	0	15	9.98	19.02
21	0.0185	0.0042	0.0151	0.0277	4.69	15	5.5	19.85
22	0.0277	0.0049	0.0135	0.0151	108.28	8.6	0	0
23	0.0147	0.0051	0.0136	0.0188	1	57.95	0.39	5.38
24	0.0156	0.0049	0.0163	0.0256	0	11.04	18.18	4.49
25	0.0208	0.005	0.0095	0.0227	5.14	24.24	0	3.42
26	0.0212	0.0048	0.0166	0.0025	3.7	5.35	4.32	4.76
27	0.0227	0.0047	0.02	0.0256	19.15	2.53	29.62	3.87
28	0.0185	0.0049	0.0192	0.0243	3.2	14.7	11.64	3.56
29	0.0196	0.0037	0.0181	0.0204	5.24	0	4.67	1.23
30	0.0178	0.0049	0.0232	0.0238	1.89	9.21	83.61	3.86
31	0.0217	0.005	0.0172	0.0204	4.57	32.58	13.65	6.2
32	0.0227	0.005	0.0147	0.0153	5.98	30.61	1.25	0.24
33	0.0192	0.0048	0.0172	0.0263	3.2347	2.0258	1.9446	5.1227
34	0.0172	0.004608	0.010753	0.02272	1.88	0.73	0	3.3
35	0.0217	0.0049	0.0149	0.0227	6.91	10.82	3.10	3.3
36	0.0204	0.00502	0.0175	0.0217	4.75	18.31	18.25	1.74
37	0.0156	0.0048	0.0142	0.0188	0	2.27	46.11	1.14

Tabella C.1: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle banche

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0.027	0.0227	0.0121	0.01639	9.31	3.38	4.71	14.24
2	0.027	0.0012	0.0123	0.0158	25.33	0	3.54	11.25
3	0.0196	0.0243	0.0095	0.0175	0	3.97	50	50.63
4	0.0256	0.0277	0.0138	0.0169	14.24	15.94	16.93	26.73
5	0.0256	0.0256	0.0131	0.0151	7.31	8.82	32.7	7.53
6	0.0256	0.0238	0.0125	0.0153	4.43	5.95	2.17	6.61
7	0.0196	0.0188	0.0095	0.0149	0	0	0	3.1313
8	0.0256	0.0256	0.0126	0.0151	3.78	10.40	2.49	5.79
9	0.0285	0.0243	0.0125	0.0125	0.0140	10.56	4.35	6.58 2.6
10	0.0277	0.0196	0.0144	0.0138	16.71	0.9	99.68	1.63
11	0.0285	0.03	0.0136	0.0149	30.07	43.09	35.35	2.77
12	0.0243	0.0227	0.0125	0.01369	1.51	2.22	4.76	0.77
13	0.0196	0.0243	0.0012	0.0133	0	16.1889	0	0.2678
14	0.0357	0.0357	0.0136	0.00123	214.05	192.34	130.21	0
15	0.02	0.0208	0.0107	0.0012	0.9689	18.3434	87.3346	0
16	0.0196	0.025	0.0120	0.0123	0	6.23	33.21	0
17	0.0222	0.0188	0.0128	0.00123	0	0	6.06	0
18	0.0277	0.02381	0.0107	8.63	17.22	0.14	0	0
19	0.0212	0.0263	0.0120	0.00123	14.36	12.39	1.95	0
20	0.0277	0.0277	0.0142	0.0012	22.42	20.37	45.58	0
21	0.0263	0.0185	0.0128	0.00123	16.64	0.35	5.49	0
22	0.0175	0.0232	0.0128	0.0012	0.66	2.21	31.79	0
23	0.025	0.0232	0.0147	0.0012	8.97	1.86	45.89	0
24	0.0232	0.0227	0.0136	0.0012	4.45	0.55	11.33	0
25	0.0212	0.0204	0.0117	0.0012	9.9	2.3	4.07	0
26	0.0232	0.0222	0.0128	0.0012	8.14	4.16	2.57	0
27	0.0178	0.0256	0.0121	0.0012	1.07	6.68	6.63	0
28	0.0217	0.0243	0.0107	0.0012	3.68	6.64	0	0
29	0.0175	0.0217	0.0136	0.0012	0.73	2.03	23.73	0

Tabella C.2: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle assicurazioni

Appendice D

**TABELLE INDICE DI CLOSENESS E
BETWEENNESS OTTENUTE CON IL
TEST CAUSALITÀ DI GRANGER**

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0.5806	0	0	0	22.42	0	8.42	43.06
2	0.5	0	0	0	30.46	0	12.00	61.60
3	0.5373	0	0	0	8.72	47.30	3.56	11.81
4	0.4337	0	0	0	15.04	21.96	18.83	29.15
5	0.6428	0	0	0	319.45	186.88	57.41	140.89
6	0.4675	0	0	0	8.00	65.68	36.57	6.04
7	0.5294	0	0	0	58.67	0	49.99	16.87
8	0.4931	0	0	0	15.37	94.96	13.27	23.14
9	0.4615	0	0	0	2.06	0	6.64	75.47
10	0.4615	0	0	0	3.42	252.12	3.55	109.60
11	0.5217	0	0	0	103.32	166.60	45.72	211.27
12	0.4390	0	0	0	1.15	47.08	18.40	23.18
13	0.5070	0	0	0	38.86	45.76	256.80	25.57
14	0.5806	0	0	0	2.00	21.42	0.96	20.21
15	0.5217	0	0	0	14.96	14.55	1.62	48.31
16	0.5625	0	0	0	31.78	9.81	0.51	0.75
17	0.72	0	0	0	72.97	69.02	0	2.63
18	0.375	0	0	0	0.36	142.60	0	0
19	0	0	0	0	0	22.31	11.10	0
20	0.5373	0	0	0	8.76	0	8.96	45.47
21	0.4	0	0	0	7.48	23.91	2.51	15.18
22	0.4556	0	0	0	18.63	90.43	339.11	1.46
23	0.8181	0	0	0	5.48	43.51	0.46	5.10
24	0.5294	0	0	0	14.25	0	4.00	7.16
25	0.5373	0	0	0.53	1.16	133.56	0	5.74
26	0.4864	0	0	0	20.24	41.45	153.96	0
27	0.8	0	0	0	62.20	240.11	39.63	25.02
28	0.72	0	0	0	8.08	1.78	0.29	13.97
29	0.72	0	0	0	20.14	0	8.50	32.23
30	0.5294	0	0	0	1.38	21.99	1.56	8.07
31	0.7058	0	0	0	105.31	0.53	47.88	16.45
32	0.6428	0	0	0	36.48	17.17	9.99	3.16
33	0.5	0	0	0	6.40	49.38	10.93	12.68
34	0.5625	0	0	0	22.36	5.07	13.79	41.44
35	0.6545	0	0	0	35.76	13.7	168.22	42.83
36	0.5	0	0	0	1.11	73.08	2.24	4.79
37	0.4736	0	0	0	4.55	126.13	0.42	18.52

Tabella D.1: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle banche

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0.9032	0	0	0.5185	2.86	46.51	2.50	100.54
2	0.8484	0	0	0.4444	0.09	23	43.16	49.78
3	0.9333	0	0	0.4307	5.89	1.2	244.36	1.80
4	0.933	0	0	0.5185	3.14	0	9.27	20.48
5	0.9032	0	0	0.4827	4.77	108.2	13.80	12.08
6	0.9333	0	0	0.4444	3.14	180.66	88.81	27.24
7	0.7567	0	0	0.3943	0	0	0	27.63
8	0.9333	0	0	0.6829	3.14	15.00	40.63	127.56
9	0.9333	0	0	0.6222	3.14	75.68	23.66	56.02
10	0.5833	0	0	0	0.77	0	17.28	0
11	0.5957	0	0	0.5283	0.94	0	32.74	2.64
12	1	0	0	0.4307	13.48	34.73	9.75	83.98
13	0.8235	0	0	0.3783	0	88.28	0	56.45
14	0.9032	0	0	0.509	2.33	0	0	43.56
15	0.9032	0	0	0.3888	5.20	89.28	5.18	77.89
16	0.7368	0	0	0	0	3.2	3.66	0
17	0.9655	0	0	0.4912	10.84	8	38.63	39.40
18	0.9333	0	0	0.5	3.14	4.46	1.92	12.44
19	0.8235	0	0	0.2888	0	0	43.46	37.42
20	0.9655	0	0	0.4666	11.83	66.83	20.75	65.17
21	0.9333	0	0	0.3888	6.36	32.11	7.42	27.53
22	0.9032	0	0	0.3589	1.40	17.69	0	0.12
23	0.9333	0	0	0.5	3.14	27.09	28.22	3.98
24	0.9655	0	0	0.560	8.59	21.42	15.03	32.09
25	0.666	0	0	0.3111	0	216.80	0	0
26	1	0	0	0.4111	13.48	0	36.50	6.82
27	0.9333	0	0	0.3783	3.14	95.98	26.31	21.55
28	0.9655	0	0	0.4516	8.03	13.02	7.30	13.24
29	0.9655	0	0	0.4	8.03	75.78	16.54	19.44

Tabella D.2: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle assicurazioni

Appendice E

**TABELLE INDICE DI CLOSENESS E
BETWEENNESS OTTENUTE CON IL
TEST CAUSALITÀ SECONDO DIKS E
PANCHENKO**

*APPENDICE E. TABELLE INDICE DI CLOSENESS E BETWEENNESS
OTTENUTE CON IL TEST CAUSALITÀ SECONDO DIKS E PANCHENKO 110*

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0	0.4736	0.5454	0.3829	87.47	48.05	47.2	16.22
2	0	0.5901	0.4186	0.4337	20.97	54.17	38.83	55.81
3	0	0.5070	0.4186	0.48	17.83	30.44	46.08	58.30
4	0	0.5806	0.4444	0.4186	45.59	99.28	23.99	15.87
5	0	0.06	0.36	0.4044	8.72	112.93	15.21	59.11
6	0	0.4864	0.4444	0.4186	1.99	58.54	13.32	89.86
7	0	0.5294	0.4337	0.4390	60.05	96.44	23.49	57.41
8	0	0.5538	0.5070	0.4044	74.52	66.32	104.11	29.17
9	0	0.4736	0.4444	0.3564	11.04	14.43	62.27	17.06
10	0	0.48	0.4390	0.4090	94.51	64.83	21.63	50.03
11	0	0.3711	0.48	0.3956	82.40	19.60	42.96	46.93
12	0	0.5454	0.4090	0.4090	58.54	90.52	13.33	7.24
13	0	0.48	0.4090	0.3243	36.60	104.07	40.29	55.88
14	0	0.5373	0.4235	0.3711	32.33	98.94	16.74	59.35
15	0	0.4285	0.5070	0.3428	48.92	19.54	105.11	23.16
16	0	0.3564	0.5217	0.3564	98.41	2.50	12.00	10.68
17	0	0.4736	0.5714	0.4186	42.60	25.27	56.35	101.31
18	0	0.3302	0.6206	0.4090	30.87	6.48	109.80	22.54
19	0	0.48	0.5373	0.3870	0	3.11	50.59	25.99
20	0	0.48	0.4044	0.4736	14.70	34.88	10.33	61.28
21	0	0.5070	0.3789	0.2535	18.69	53.85	17.19	0.7
22	0	0.5373	0.4285	0.4337	44.60	25.72	51.97	100.16
23	0	0.4444	0.3711	0.4090	12.98	18.25	23.53	69.64
24	0	0.4235	0.5373	0.4675	54.80	22.86	88.87	94.07
25	0	0.4736	0.5070	0.4285	73.88	40.01	25.33	54.45
26	0	0.5373	0.5142	0.4864	16.24	28.42	12.83	44.90
27	0	0.45	0.4675	0.4931	22.76	9.63	30.03	10.45
28	0	0.3789	0.5	0.507	0	1.35	20.07	114.43
29	0	0.5538	0.5714	0.4864	39.90	61.91	48.18	52.01
30	0	0.507	0.5454	0.4186	89.75	24.63	47.46	44.39
31	0	0.439	0.5294	0.4615	42.77	29.83	51.55	111.95
32	0	0.5294	0.6545	0.5217	25.14	48.30	70.10	85.72
33	0	0.5373	0.5806	0.4444	24.65	18.08	1.27	85.73
34	0	0.3913	0.48	0.456	22.55	8.89	19.79	83.16
35	0	0.4615	0.6	0.4285	39.08	6.70	70.23	34.78
36	0	0.45	0.4615	0.3495	39.84	19.35	36.40	28.02
37	0	0.4235	0.3829	0.3243	24.16	22.70	23.37	56.03

Tabella E.1: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle banche

*APPENDICE E. TABELLE INDICE DI CLOSENESS E BETWEENNESS
OTTENUTE CON IL TEST CAUSALITÀ SECONDO DIKS E PANCHENKO 111*

Nodi	Closeness				Betweenness			
	2004	2004	2007	2010	2004	2004	2007	2010
	-	-	-	-	-	-	-	-
	2012	2006	2009	2012	2012	2006	2009	2012
1	0	0.3888	0.5	0	7.87	25.20	16.18	45.89
2	0	0.4444	0.5714	0	14.75	14.27	26.36	50.04
3	0	0.4242	0.4590	0	34.32	16.81	24.24	42.73
4	0	0.4827	0.5090	0	0	50.62	58.61	57.93
5	0	0.4827	0.4307	0	0	31.86	12.98	61.67
6	0	0.4912	0.5185	0	0	55.07	59.41	34.34
7	0	0.5185	0.5384	0	0	54.19	21.06	25.52
8	0	0.3783	0.5090	0	59.89	8.3	19.5	43.45
9	0	0.5283	0.5384	0	30.49	35.71	36.58	87.83
10	0	0.4590	0.4827	0	23.66	42.64	10.21	0
11	0	0.4666	0.6829	0	8.39	35.94	62.97	0
12	0	0.5185	0.4745	0	8.34	29.39	6.31	9.56
13	0	0.4745	0.5	0	88.61	35.72	8.70	1.40
14	0	0.4516	0.4375	0	0	12.89	18.68	0
15	0	0.5185	0.5	0	9.56	18.72	37.24	31.90
16	0	0.5090	0.5283	0	18.38	26.63	66.08	23.59
17	0	0.4242	0.4827	0	23	13.50	43.83	2.99
18	0	0.4590	0.5185	0	7.07	8.46	33.69	62.20
19	0	0.5490	0.5384	0	19.72	59.23	45.95	51.80
20	0	0.4745	0.5384	0.3943	24.94	10.87	61.93	0
21	0	0.4745	0.4912	0	41.21	13.84	41.25	27.97
22	0	0.5384	0.4745	0	68.61	26.82	1.87	75.86
23	0	0	0.4590	0	49.58	0	30.07	113.71
24	0	0.4666	0.4590	0	97.10	58.13	31.15	67.66
25	0	0.4666	0.3414	0	12.9	38.33	5.04	33.55
26	0	0.4666	0.5384	0	75.32	42.58	15.32	23.90
27	0	0.4666	0.3783	0	47.66	40.95	5.28	30.60
28	0	0.4912	0.4444	0	9.43	41.26	23.45	22.83
29	0	0.4912	0.4666	0	19.11	29.93	34.92	51.87

Tabella E.2: Tabella relativa agli indici di closeness e betweenness delle assicurazioni

Appendice F

SCRIPT R TEST ADF

```
1 DFTestPvalue = function(testResult,testType) {
2     if (testType=="trend") value = testResult@testreg$coefficients[3,4]
3     if (testType=="drift") value = testResult@testreg$coefficients[1,4]
4     return(value)
5 }
6
7 DFTestResut = function(testResult,testType,posCritVal){
8     cval = as.numeric(testResult@cval[1,posCritVal])
9     if (cval<as.numeric(testResult@teststat[1])) {
10         if (testType=="trend") return(1)
11         if (testType=="drift") return(2)
12         if (testType=="none") return(3)
13     } else {
14         return(0)
15     }
16 }
17 testDfForDataFrame = function(tsData,colToSkip=1,criticalValue="5pct",
18     selectlags="BIC",customLags=1,typeDFTTest=c("trend","drift","none"),pvalue
19     =0.05) {
20     posCritVal = match(criticalValue,c("1pct","5pct","10pct"))
21     tsData = tsData[,!(c(1:dim(tsData)[2])%in%colToSkip)]
22     nCol = dim(tsData)[2]
23     uniRootTestResult = rep(NA,nCol)
24     for (i in 1:nCol) {
25         print(i)
26         for (type in typeDFTTest) {
27             test = ur.df(dati.ts[,i], type=type,selectlags=selectlags,lags=customLags)
28             if (type=="none") {
29                 uniRootTestResult[i] = DFTestResut(testResult=test,testType=type,posCritVal=
30                     posCritVal)
31             } else {
32                 pvalueParameter = DFTestPvalue(testResult=test,testType=type)
33                 if (pvalueParameter<pvalue) {
34                     uniRootTestResult[i] = DFTestResut(testResult=test,testType=type,posCritVal=
35                         posCritVal)
36                     break
37                 }
38             }
39         }
40     }
41     return(uniRootTestResult)
42 }
```

Appendice G

SCRIPT R TEST DI COINTEGRAZIONE

```
2 # TEST DI COINTEGRAZIONE DI PHILLIPS OULIARIS
  dati.ts=as.ts(dati.ts)
4 matrix=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
  for (i in 1:37)
6   {
    for(j in 1:37){
8     if(i!=j){
      z=ts(cbind(dati.ts[,i],dati.ts[,j]))
10    matrix[i,j]=po.test(z)$p.value}}
    }
12  matrix
  matrix<.05
14  (matrix<.05)*1
  mat.po.test=(matrix<.05)*1
16
17 # TEST DI COINTEGRAZIONE DI ENGLE E GRANGER
18 reg1=lm(dati.ts[,1]~dati.ts[,2]+0,data=dati.ts)
  e1=reg1$residuals
20 e1.df=ur.df(e1,type="none",selectlags="BIC")
  summary(e1.df)
22 e1.df@teststat

24 dati.ts=as.ts(dati.ts)
  matrix=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
26 for (i in 1:37)
  {
28     for (j in 1:37) {
        if(i!=j){
30             reg=lm(dati.ts[,i]~dati.ts[,j]+0,data=dati.ts)
              e1=reg$residuals
32             e1.df=ur.df(e1,type="none",selectlags="BIC")
              if (e1.df@teststat<e1.df@cval[1,2]) {matrix[i,j]=1} else
34             if (e1.df@teststat>=e1.df@cval[1,2]) {matrix[i,j]=0}
        }
36     }
  }
38 matrix

40 # TEST DI COINTEGRAZIONE DI JOHANSEN
42 ncolDati = dim(dati.ts)[2]
  cointResult = matrix(NA,ncol=ncolDati,nrow=ncolDati)
44 for(i in 1:ncolDati){
    if ((i+1)>ncolDati) break
```

```
46   for(j in 1:ncolDati){
47       if(i!=j){
48           tempMat = as.matrix(dati.ts[,c(i,j)])
49           joTest = ca.jo(tempMat,type="trace",K=2)
50           if ((joTest@teststat[2]>joTest@cval[2,2])&(joTest@teststat
51               [1]<joTest@cval[1,2])) {
52               cointResult[i,j] = 1
53           }
54           else {
55               cointResult[i,j] = 0
56           }
57       }
58 }
cointResult
```

Appendice H

SCRIPT R TEST DI CAUSALITÀ

```
1 #TEST PARAMETRICO DI CAUSALIT'\{A} SECONDO GRANGER
3 dati5=read.csv("dati_puliti3.csv",header=TRUE,sep=";")
dati5$Name=as.Date(dati5$Name,"%d/%m/%Y")
5 index=dati5$Name
dati.ts= zoo(dati5[,-1],order.by=index)
7
9 # calcolo dei rendimenti
r.dati.ts=apply(log(dati.ts),2,diff)
r.dati.ts
11
13 #Correzione per eteroschedasticità
r.dati.ts.omo=r.dati.ts
for (i in 1:37){
15 fit=garchFit(~garch(1,1),data=r.dati.ts[,i])
r.dati.ts.omo[,i]=r.dati.ts[,i]/fit@sigma.t
17 }
19 # periodo 2004-2012
mat.norm=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
21 mat.curt=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
mat.bank.eur=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
23 for (i in 1:37){
for (j in 1:37){
25 if (i != j) {
fit=arima(r.dati.ts.omo[-1,i],order=c(1,0,0),xreg=r.dati.ts.omo[-2346,j],
method="ML")
27 mat.bank.eur[j,i]=(0<fit$coef[3]+2*sqrt(fit$var.coef[3,3])&0>fit$coef[3]-2*
sqrt(fit$var.coef[3,3]))
out=dagoTest(residuals(fit))
29 mat.norm[j,i]=(out@test$p.value[1]<0.05)
mat.curt[j,i]=(out@test$p.value[3]<0.05)
31 }}}
mat.bank.eur=1-mat.bank.eur
33 mat.bank.eur
sum(mat.norm,na.rm=T)/(37*36)
35 sum(mat.curt,na.rm=T)/(37*36)
37 # periodo 2004-2006
mat.norm0406=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
39 mat.curt0406=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
mat.bank.eur0406=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
41 for (i in 1:37){
for (j in 1:37){
43 if (i != j) {
```

```

fit=arima(r.dati.ts.omo[2:781,i],order=c(1,0,0),xreg=r.dati.ts.omo[1:780,j],
method="ML")
45 mat.bank.eur0406[j,i]=(0<fit$coef[3]+2*sqrt(fit$var.coef[3,3])&0>fit$coef[3]-2
  *sqrt(fit$var.coef[3,3]))
out=dagoTest(residuals(fit))
47 mat.norm0406[j,i]=(out@test$p.value[1]<0.05)
mat.curt0406[j,i]=(out@test$p.value[3]<0.05)
49 }}}
mat.bank.eur0406=1-mat.bank.eur0406
51 mat.bank.eur0406
sum(mat.norm0406,na.rm=T)/(37*36)
53 sum(mat.curt0406,na.rm=T)/(37*36)

55 # periodo 2007-2009
mat.norm0709=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
57 mat.curt0709=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
mat.bank.eur0709=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
59 for (i in 1:37){
  for (j in 1:37){
61 if (i != j) {
fit=arima(r.dati.ts.omo[783:1565,i],order=c(1,0,0),xreg=r.dati.ts.omo
[782:1564,j],method="ML")
63 mat.bank.eur0709[j,i]=(0<fit$coef[3]+2*sqrt(fit$var.coef[3,3])&0>fit$coef[3]-2
  *sqrt(fit$var.coef[3,3]))
out=dagoTest(residuals(fit))
65 mat.norm0709[j,i]=(out@test$p.value[1]<0.05)
mat.curt0709[j,i]=(out@test$p.value[3]<0.05)
67 }}}
mat.bank.eur0709=1-mat.bank.eur0709
69 mat.bank.eur0709
sum(mat.norm0406,na.rm=T)/(37*36)
71 sum(mat.curt0406,na.rm=T)/(37*36)

73 # periodo 2010-2012
mat.norm1012=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
75 mat.curt1012=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
mat.bank.eur1012=matrix(NA,nrow=37,ncol=37)
77 for (i in 1:37){
  for (j in 1:37){
79 if (i != j) {
fit=arima(r.dati.ts.omo[1567:2346,i],order=c(1,0,0),xreg=r.dati.ts.omo
[1566:2345,j],method="ML")
81 mat.bank.eur1012[j,i]=(0<fit$coef[3]+2*sqrt(fit$var.coef[3,3])&0>fit$coef[3]-2
  *sqrt(fit$var.coef[3,3]))
out=dagoTest(residuals(fit))
83 mat.norm1012[j,i]=(out@test$p.value[1]<0.05)
mat.curt1012[j,i]=(out@test$p.value[3]<0.05)
85 }}}

87 mat.bank.eur1012=1-mat.bank.eur1012
mat.bank.eur1012
89 sum(mat.norm1012,na.rm=T)/(37*36)
sum(mat.curt1012,na.rm=T)/(37*36)
91

# TEST PARAMETRICO DI CAUSALITÀ DI DIKS E PANCHENKO
93 granger1 <- function(x, y, mmax=1, repn=1000, prob=0.05, seed=1234, epsilon
=1.5){
  #-----
95 # x = prima serie storica
# y = seconda serie storica
97 # mmax = numero massimo di ritardi per valutare la causalità
# repn = numero repliche bootstrap (viene eseguito un bootstrap per
blocchi sovrapposti)
99 # prob = parametro per decidere quando interrompere un blocco bootstrap
# seed = parametro per la generazione dei numeri casuali

```

```
101 # epsilon = parametro per il calcolo degli integrali di correlazione (
      vedi articolo)
      #-----
103 if(length(x) != length(y))
      stop("data number mismatch. Exiting...")
105 pvalue=double(2*mmax+1)
      output <-C("granger1", x=as.vector(x), y=as.vector(y), N=as.integer(
          length(x)),
107 mmax=as.integer(mmax), repn=as.integer(repn), prob=as.double(prob),
          pvalue=as.vector(pvalue), seed=as.integer(seed), epsilon=as.double(
          epsilon))
109 return(output)
      }
111
113 mat=read.table(file.choose(), header = TRUE, sep = ";", quote = "\"",dec = "."
      , fill = TRUE, comment.char = "")
115 mat.net=matrix(0,ncol=37,nrow=37)
      for(i in 1:dim(mat)[1]){
117 x=mat[i,]$x
          y=mat[i,]$y
119 pvmen1=mat[i,]$pvmen1
          mat.net2[x,y]=pvmen1<0.05
121 }
123 mat.net
```

BIBLIOGRAFIA

- [1] ACHARYA V.V., PEDERSEN L., PHILIPPON T., RICHARDSON M., 2009, *Measuring Systemic Risk*, Federal Reserve Bank of Cleveland, Working Paper Series, 2010
- [2] ALFONSO NOVALES CINCA, *Econometria*, McGraw-Hill, seconda edizione, 2000
- [3] ALLEN F., GALE D., *Financial Contagion*, Journal of Political Economy, 2000
- [4] ANDREW V. METCALFE, PAUL S. P COWPERTWAIT, *Introductory time series with R*, Springer, 2009
- [5] ANNETTA MARIA BINOTTI, *Non stazionarietà delle serie storiche e metodologia dei VAR cointegrati*, 2006
- [6] BAEK E., BROCK W., *A general test for non-linear Granger causality: bivariate model*, Working Paper, Iowa State University and University of Wisconsin, Madison, WI, (1992)
- [7] BAZZANA F., DEBERTOLI F., *Il Rischio Sistemico in Finanza: una rassegna dei recenti contributi in letteratura*, ALEA Teach Reports, Trento, 2002
- [8] BERNHARD PFAFF *Analysis of Integrated and Cointegrated Time Series with R*, Springer, 2006

- [9] BILLIO M., GETMANSKY M., LO A. W., PELIZZON L., *Econometric Measures of Connectedness and Systemic Risk in the Finance and Insurance Sector*, Department of Economics, Ca'Foscari University of Venice, Working Paper Series, 2011
- [10] BILLIO M., GETMANSKY M., PELIZZON L., *Dynamic risk exposures in hedge funds*, Computational Statistic and Data Analysis, 2012
- [11] BILLIO M., PELIZZON L., *Efficienza, Interconnessione e Rischio Sistemico*, Dipartimento di Economia Università Ca'Foscari, Venezia
- [12] BILLIO M., PELIZZON L., *Misure econometriche di connettività e rischio sistemico nei settori finanziario e assicurativo europei*, Syrto Working Paper Series, 2014
- [13] BORAN M., *Market Dynamic & Systemic Risk*, 23rd Australasian Finance and Banking Conference 2010 Paper, 2010
- [14] BORIO C., DREHMANN M., *Assessing the Risk of Banking Crises*, Bank of International Settlements, Quarterly Review, 2009
- [15] BORIO C., DREHMANN M., *Towards an operational framework for financial stability: "fuzzy" measurement and its consequences*, Bank of International Settlements, Working Paper, 2009
- [16] BUTT C. T., *Social Network Analysis with sna*, Journal of Statistical Software, 2008
- [17] CARLO GIANNINI, *Cointegrazione*, 1991
- [18] CARLO GIANNINI, ROCCO MOSCONI, *Non stazionarietà, integrazione, cointegrazione: analisi di alcuni aspetti della letteratura recente*, Università di Ancona, Quaderni del dipartimento di economia

- [19] CARTWRIGHT D., HARARY F., *Structural balance: a generalization of Heider's theory*, Psychological Review, 1956
- [20] CONT R., *Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issue*, Quantitative Finance Research Paper, 2000
- [21] CARRINGTON P. J. ET AL, *Models and Methods in Social Network Analysis*, Cambridge University Press, 2005
- [22] DAVID F. HENDRY, KATARINA JUSELIOUS, *Explaining Cointegration Analysis: Part I*, 1999
- [23] DAVID F. HENDRY, KATARINA JUSELIOUS, *Explaining Cointegration Analysis: Part II*, 2000
- [24] DE BENDT O., HARTMANN P., *Systemic risk: a survey*, European Central Bank, Working Paper Series, 2000
- [25] DEGRYSE H. A., ELAHI M.A., PENAS M.F., *Cross-border exposures and financial contagion*, Discussion Paper 2009, Tiburg University, Center for Economic Research, 2010
- [26] DEMAGE G., *Diffusion of Defaults Among Financial Institutions*, Springer-Verlag Italia, 2013
- [27] DESMATRON, *Teoria dei grafi*, 2004, http://teoriadeigrafi.altervista.org/teoria_dei_grafi.pdf
- [28] DICKEY D. A., FULLER W. A., *Distribution of the Estimator for Autoregressive Time Series With a Unit Root*, Journal of the American Statistical Association, 1979

- [29] DIKS C., PANCHENKO V., *A new static and practical guidelines for nonparametric Granger causality testing*, Journal of Economic Dynamic & Control, 2006
- [30] DIKS C., PANCHENKO V., *A note on the Hiemstra-Jones Test for Granger Non-causality*, Studies in Nonlinear & Econometrics, 2005
- [31] ELLIOT G., ROTHENBERG T.J., STOCK J.H., *Efficient tests for an Autoregressive Unit Root*, Econometria, 1996
- [32] ENGLE R. F., GRANGER C. W. J, *Cointegration and error correction: Representation, estimation, and testing*, Econometria, 1987
- [33] ERDÖS P., RÉNYI A., *On random graphs*, Publicationes Mathematicae 6, 1959
- [34] ERIC D. KOLACZYK, GÁBOR CSÁRDI, *Statistical Analysis of Network Data with R*, Springer, 2014
- [35] FREEMAN L.C., *Centrality in Social Network. Conceptual Clarification*, Elsevier Sequoia, 1979
- [36] GAI P., KAPADIA S., *A network model of super-systemic crises*, Working Paper 542, Central Bank of Chile, 2009
- [37] GAI P., KAPADIA S., *Contagion in financial networks*, Discussion Paper 1231, Bank of England, 2010
- [38] GAI P., KAPADIA S., *Complexity, Concentration and Contagion*, Journal of Monetary Economics, 2011
- [39] GRANGER C.W., TERASVIRTA T., *Modelling nonlinear economic relationships*, Oxford University Press, 1992

- [40] GREEN P.J., SILVERMAN B.W., *Non parametric regression and generalized linear models*, Chapman & Hall, 1994
- [41] HANNAN E. J., QUINN B.G., *The determination of the Order of an Autoregression*, Journal of the Royal Statistical Society, 1979
- [42] HARPER D., *An Introduction To Value at Risk (VAR)*, 2015 <http://www.investopedia.com/>
- [43] HIEMSTRA C., JONES J.D., *Testing for linear and nonlinear Granger causality in the stock price-volume relation*, Journal of Finance, 1994
- [44] JOHANSEN S., *Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models*, Econometria, 1991
- [45] JUAN J. DOLADO, JESÚS GONZALO, FRANCESC MARMOL, *Cointegration*, 1999
- [46] KAUFMAN G. G., SCOTT K. E, *What is Systemic Risk, and Do Bank Regulators Retard or Contribute to it?*, The independent Rvwview, 2003
- [47] KAUFMAN G. G., *Bank Contagion: a Review of the Theory and Evidence*, Journal of Financial Services Research, 1994
- [48] KONDRES L., PRITSKER M., *A rational Expectations Models of Financial Contagion*, Journal of Finance, 2001
- [49] KUMAR S., DEO N., *Analyzing Crisis in Global Financial Indices*, Springer-Verlag Italia, 2013
- [50] KUPIEC P., NICKERSON D., *Assessing Systemic Risk Exposure from Banks and GSEs Under Alternative Approaches to Capital Regulation*, The Journal of Real Estate Finance and Economics, 2004

- [51] KWIATKOWSKI D., PHILLIPS P. C. B., SCHMIDT P. AND SHIN Y., *Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?*, Journal of Econometrics, 1992
- [52] LAUTIER D., RAYNAUD F., *Systemic Risk and Complex Systems: a Graph - Theory Analysis*, Springer-Verlag Italia, 2004
- [53] LONGIN F. M., *From value at risk to stress testing: The extreme value approach*, Journal of Banking & Finance, 2000
- [54] MARTINEZ-JARAMILLO S. ET AL., *Systemic Risk, stress testing and financial contagion: Their interaction and measurement*, Paper prepared for the BIS CCA Conference on "Systemic risk, bank behaviour and regulation over the business cycle", 2010
- [55] MASSIMILIANO MARCELLINO, *Econometria applicata: un'introduzione*, Egea, 2007
- [56] MISTRULLI P. E., *Assessing financial contagion in the interbank market: Maximum entropy versus observed interbank lending patterns*, Working Paper Banca d'Italia No. 641, 2007
- [57] NASSIGH A., *Oltre il VaR-Expected Shortfall*, Group Market Risk, UniCredit, 2009
- [58] NORDIO C., ACERBI C., SIRTORI C., *Expected Shortfall as a Tool for Financial Risk Management*, 2001
- [59] PICCOLO D., *Introduzione all'analisi delle serie storiche*, La Nuova Italia Scientifica, 1994
- [60] POKUTTA S., SCHMALTZ C., STILLER S., *Measuring systemic risk and contagion in financial network*, Working paper series, 2011

- [61] SAID S. E., DICKEY D., *Testing for unit roots in auto regressive-moving average models with unknown order*, Biometrika, 1984
- [62] SALTOGLU, BURAK, YENILMEZ, *Analyzing Systemic Risk with Financial Networks. An application During a Financial Crash*, MPRA Paper, 2010
- [63] SARYKALIN S., SERRAINO G., URYASEV S., *Value-at-Risk vs. Conditional Value-at-Risk in Risk Management and Optimization*, Tutorials in Operations Research, Informs, 2008
- [64] SCHINASI G. J, SMITH R. T., *Portfolio Diversification, Leverage, and Financial Contagion*, IMF Staff Paper, 2002
- [65] SCOTT J., *Social Network Analysis: A Handbook 2nd ED.*, Newberry Parl,CA: Sage, 2002
- [66] SCHWARCZ S. L., *Systemic Risk*, The Georgetown Law Journal, 2008
- [67] SCOTT J., *L'analisi delle reti sociali*, edizione italiana a cura di Amaturò E., Carocci, 1997
- [68] SORAMÄKI K., BECH L.M., ARNOLD J., GLASS R. J., BEYELER W.E., *The Topology of Interbank Payment Flows*, Staff Reports 243, Federal Reserve Bank of a New York, 2006
- [69] SORAMÄKI K., *Is network theory the best hope for regulating systemic risk?*, ECB Workshop on "Recent advances in modelling systemic risk using network analysis", 2009
- [70] STONE C.J., *Consistent nonparametric regression*, The Annals of Statistics, Vol. 5, No. 4, 595-645, 1997
- [71] RICCARDO LUCCHETTI, *Appunti di analisi delle serie storiche*, 2011

- [72] ROBERT F. ENGLE, C. W. J. GRANGER, *Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing*, *Econometria*, Econometrica, 1987
- [73] TAYLOR J. B., *Defining Systemic Risk Operationally*, Leland Stanford Junior University, 2009
- [74] TOMMASO DI FONZO, FRANCESCO LISI, *Serie storiche economiche*, Carrocci, 2009
- [75] UPPER C., *Simulation methods to assess the danger of contagion in interbank markets*, *Jornal of Financial Stability*, 2010
- [76] UPPER C., WORMS A., *Estimating bilateral exposures in the German interbank market: Is there a danger of contagion?*, *European Economic Review* 48, 827-849, 2004
- [77] VARGIU ANDREA, *Il nodo mancante. Guida pratica all'analisi delle reti per l'operatore sociale*, Franco Angeli editore, 2007