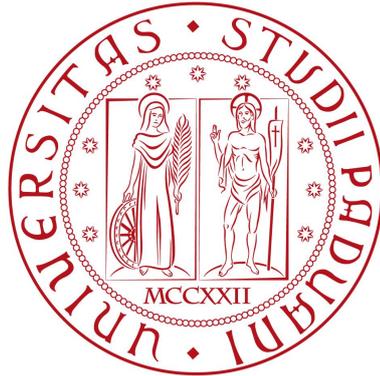


Università degli Studi di Padova
Dipartimento di Scienze Statistiche
Corso di Laurea Magistrale in
Scienze Statistiche



Valutazione del rischio sistemico in Europa mediante *Expectile regression*

Relatore: Prof. Massimiliano Caporin
Dipartimento di Scienze Statistiche

Laureando: Boscato Matteo
Matricola n. 1134121

Anno Accademico 2017/2018

Indice

Introduzione	5
1 Il problema economico	7
1.1 Generalità sul rischio sistemico	7
1.2 Misure di rischio condizionato	8
1.3 L'accordo di Basilea III	12
2 La metodologia utilizzata	15
2.1 Stima delle relazioni di dipendenza	15
2.1.1 <i>Quantile regression</i>	15
2.1.2 <i>Expectile regression</i>	19
2.1.3 La procedura proposta	23
2.2 Dati di rete in finanza	24
2.2.1 Introduzione alle reti	25
2.2.2 Misure riassuntive di una rete	27
3 L'applicazione allo scenario europeo	31
3.1 Descrizione dei dati	31
3.1.1 <i>STOXX 600 Financials</i>	31
3.1.2 Selezione e caratteristiche del campione	32
3.2 Analisi empirica	38
3.2.1 Costruzione delle reti	38
3.2.2 Analisi degli indicatori di rete	39
3.2.3 Analisi dei principali shock finanziari	45

4	L'analisi predittiva	55
4.1	Metodi per la riduzione della dimensionalità	56
4.2	Stima dei modelli	59
4.3	Previsioni	62
	Conclusioni	67
A	Le istituzioni analizzate	69
B	Analisi delle reti al 5% e 0.1%	73
C	<i>Loadings</i> di PCR e PLSR	81
	Ringraziamenti	85
	Bibliografia	87

Introduzione

La crisi finanziaria del 2007-2009 ha suscitato un rinnovato interesse relativamente allo studio del *rischio sistemico*, un concetto originariamente associato ad episodi di corsa agli sportelli o di crisi monetaria, ampliandone il campo di applicazione a shock riguardanti altri aspetti del mondo della finanza, come ai fondi del mercato monetario o alla finanza del consumatore, solo per citarne alcuni. Più nello specifico il rischio sistemico viene definito come quella tipologia di rischio che contribuisce al collasso di un intero sistema finanziario, inteso come insieme di istituzioni interconnesse tra loro che beneficiano mutualmente di relazioni d'affari attraverso cui situazioni di scarsa liquidità, insolvenza, e perdite possono velocemente propagarsi durante un periodo di stress finanziario. In questa tesi si propone l'utilizzo di un approccio statistico, l'*Expectile regression*, per individuare le relazioni di dipendenza tra le istituzioni dei quattro super settori appartenenti all'industria finanziaria europea: bancario, dei servizi finanziari, assicurativo e immobiliare. Per ogni coppia di istituzioni viene stimato un opportuno modello in grado di catturare o meno la dipendenza tra le due, rispetto ad un determinato periodo di tempo; tale procedura porta all'individuazione di una *rete* in grado di rappresentare le relazioni di interdipendenza tra le varie istituzioni, e da cui è possibile estrapolare degli indicatori statistici in grado di valutare il rischio sistemico. Si è deciso di applicare questa metodologia aggiornando mensilmente le osservazioni a disposizione così da poter analizzare l'evoluzione della rete con il passare del tempo, soffermandosi in modo particolare sui principali shock finanziari dell'ultimo decennio. Si è interessati inoltre a determinare se gli indicatori estrapolati permettano di spiegare, almeno in parte, il processo evolutivo della rete.

Questo lavoro viene quindi suddiviso in più parti: una prima riguardante la metodologia utilizzata per individuare le relazioni tra le varie istituzioni, e l'utilizzo degli approcci basati su reti in finanza; una seconda parte in cui vengono prima presentati e descritti i dati su cui verte il lavoro, e poi analizzate le reti ricavate con i relativi indicatori estrapolati; una terza parte in cui si tenta di anticipare il processo evolutivo della rete attraverso questi indicatori.

Capitolo 1

Il problema economico

1.1 Generalità sul rischio sistemico

È opportuno soffermarsi ancora un attimo sul concetto di rischio sistemico e sui perché risulta essere importante monitorarlo attentamente. Come anticipato poco fa solo recentemente il rischio sistemico è stato riscoperto come fondamentale oggetto di studio, a causa dei risultati delle ultime crisi e la grande facilità con cui uno stato di stress può propagarsi lungo l'intero sistema finanziario. Si ricorda che per rischio sistemico si intende la possibilità che un evento negativo relativo ad una istituzione possa innescare una forte instabilità, o un collasso di un'intero settore economico o di una economia. Volutamente non è stata precisata la tipologia del settore che può essere affetto dal rischio sistemico, in quanto nessuno di questi può ritenersi completamente estraneo al fenomeno; tuttavia il settore dell'industria finanziaria risulta senz'altro più vulnerabile rispetto agli altri. De Bandt e Hartmann (2000) illustrano come il settore finanziario sia più esposto di altri a questa tipologia di rischi, individuando nella struttura delle banche e nell'elevato numero di interconnessioni tra le istituzioni finanziarie alcuni dei principali punti deboli. Per loro natura infatti le istituzioni finanziarie presentano sì relazioni forti con gli altri settori economici, ma anche forti legami tra loro e, proprio per questo, il settore finanziario è il canale migliore per diffondere uno stato di stress; le cause che conducono a eventi sistemici vengono quindi

individuate nell'influenza che le diverse istituzioni finanziarie esercitano le une con le altre. Un altro elemento importante da evidenziare e che spesso trae in inganno riguarda l'entità dell'istituzione coinvolta nella situazione di crisi: non necessariamente infatti la propagazione del rischio sistemico dipende dalla dimensione dell'organismo coinvolto, piuttosto risulta essere rilevante la sua correlazione con le altre istituzioni; in ugual misura non basta che un evento negativo sia di grosse dimensioni per potersi definire sistemico. Le ricadute tra le istituzioni possono poi non solo avvenire in modo diretto attraverso vincoli contrattuali o un aumento del rischio di credito di controparte, ma anche indirettamente attraverso effetti legati ai prezzi e *liquidity spirals*. Come risultato di queste ripercussioni, si registra un movimento comune di *assets* e *liabilities* delle istituzioni oltre i livelli puramente giustificati dai fondamentali. Pertanto dopo la crisi del 2007-2009 le autorità finanziarie hanno cercato di individuare quelle istituzioni la cui esposizione al rischio potesse mettere a repentaglio l'intera economia; queste imprese vengono identificate dall'acronimo SIFIs (*Systematically Important Financial Institutions*) e vengono ritenute sistemiche in quanto il loro mancato adempimento degli obblighi presi nei confronti dei creditori e dei clienti provoca conseguenze negative in maniera significativa per il sistema finanziario e l'economia generale. Questa definizione è utile perché sottolinea innanzitutto come il rischio sorge da un'impresa in situazione di stress finanziario, e poi come lo stato di crisi deve diffondersi e colpire il sistema economico e l'economia reale. Al fine di individuare le SIFIs e di monitorare ripercussioni dovute a situazioni di crisi di queste istituzioni, le autorità necessitano di una misura di rischio condizionato che permetta di rilevare le relazioni di interdipendenza tra le istituzioni finanziarie, così da determinare quelle sistemiche e delineare i maggiori canali attraverso cui il rischio si propaga. In questo modo viene a determinarsi una vera e propria *rete* di istituzioni più o meno connesse tra loro.

1.2 Misure di rischio condizionato

Le misure di rischio condizionato presenti in letteratura sono numerose, ed è dunque opportuno definirne una adeguata in grado di cogliere la dipendenza di una istituzione dalle altre presenti nel sistema. In questo modo

è possibile valutare l'incremento dei movimenti nelle code della distribuzione di perdita dell'istituzione considerata in seguito a situazioni di stress che hanno colpito le rimanenti imprese. Come misura di rischio condizionato si può pensare di considerare le varianze dei rendimenti delle singole istituzioni, anche se queste si basano su assunzioni poco realistiche e vengono raramente utilizzata da banche e istituzioni finanziarie per valutare rischi estremi; in queste circostanze infatti la misura più utilizzata dalle autorità finanziarie è il *Value-at-Risk* (VaR).

Dato un portafoglio di attività finanziarie, o più semplicemente una sola istituzione finanziaria, il *VaR* rappresenta la massima perdita potenziale nella quale si può incorrere in un determinato orizzonte temporale, e in condizioni normali di mercato, con una prefissata probabilità τ , dove τ viene generalmente fissato pari a 0.01 o 0.05. Per la serie storica dei rendimenti dell'istituzione i $\{r_{i,t}\}_{t=1}^n$, il *VaR* a livello τ (o $100\tau\%$) e all'istante di tempo t , denotato da $VaR_{i,t}$, è semplicemente il τ -esimo quantile condizionato della distribuzione dei rendimenti definito da:

$$P(r_{i,t} < -VaR_{i,t} | F_{t-1}) = \tau, \quad (1.1)$$

dove F_{t-1} denota il set informativo all'istante di tempo $t - 1$, includendo valori di rendimenti passati o possibili variabili esplicative X . La ragione per assumere condizioni normali di mercato è quella di rendere le perdite osservabili; in seguito ad eventi finanziari estremi tuttavia può essere impossibile determinare le perdite, o perché i prezzi di mercato non sono disponibili o perché l'istituzione fallisce. Il *VaR* delimita il confine tra condizioni normali di mercato ed eventi estremi e le perdite possono essere molto più alte del valore del *VaR* stimato. Sebbene rappresenti comunque sempre una perdita il *VaR* viene convenzionalmente riportato come un valore positivo poiché in caso contrario implicherebbe che il portafoglio ha un'alta probabilità di realizzare un profitto. Grazie alla sua intuitiva interpretazione, il *VaR* è diventato una misura standard per il rischio di mercato nel settore finanziario e ha guadagnato notevole popolarità anche nel campo dell'*asset allocations*; tuttavia, malgrado la sua popolarità, questa misura di rischio è stata spesso criticata per rappresentare solamente un quantile, focalizzandosi quindi esclusivamente sul controllare la probabilità di perdita piuttosto che la sua

magnitudine, come osservato da Basak e Shapiro (2001). Il *VaR* inoltre non soddisfa tutte le proprietà proposte da Artzner et al. (1999) che definiscono una misura di rischio coerente, in quanto non risulta essere sub-additiva, ovvero il rischio totale di un portafoglio determinato dal *VaR* può essere più grande della somma dei rischi dei singoli costituenti del portafoglio. Poiché il *VaR* non si colloca quindi nella categoria di misure di rischio coerenti, un'ulteriore misura di rischio detta *Expected Shortfall* è stata proposta come alternativa per valutazioni del rischio basate sul *VaR*. *ES* viene definito come la perdita attesa che eccede il *VaR*; più nello specifico, l'*ES* al livello τ è la perdita attesa del valore di una istituzione finanziaria, o di un portafoglio, data una perdita al livello del quantile τ -esimo o inferiore:

$$ES_{\tau} = E(r_{i,t} | r_{i,t} < Q_{r_{i,t}}(\tau)), \quad (1.2)$$

dove $Q_{r_{i,t}}(\tau)$ è il quantile τ -esimo di $r_{i,t}$. L'*ES* condizionato a livello τ di $r_{i,t}$ è definito come

$$ES_{\tau}(x) = E[r_{i,t} | r_{i,t} \leq Q_{r_{i,t}}(\tau | X_t), X_t = x], \quad (1.3)$$

dove $Q_{r_{i,t}}(\tau | X_t)$ è il quantile condizionato τ -esimo di $r_{i,t}$. A differenza del *VaR*, che è insensibile alla magnitudine della perdita oltre un certo percentile, *ES* pesa le perdite ingenti per la loro magnitudine. Bassett e Koenker (2004) mostrano poi che una misura di rischio coerente deve essere una misura pessimistica, che accentua la probabilità implicita nei casi meno favorevoli e la riduce nei casi più favorevoli. Inoltre Rockafellar e Uryasev (2000) sottolinearono le proprietà matematiche di *ES* e lo suggerirono come una più opportuna misura di rischio di mercato in ottica di ottimizzazione di un portafoglio. Infine, la recente revisione dei principali regolamenti bancari internazionali ha incluso la raccomandazione che *ES* venga utilizzato al posto del *VaR*.

Esistono comunque molte altre misure di rischio in letteratura che evidenziano il contributo di una singola istituzione sul rischio sistemico. Tra le tante si cita il *MES*, che rappresenta il contributo marginale di una istituzione i al rischio sistemico misurato dall'*ES* del sistema. Originariamente proposto da Acharya, Engle e Richardson (2012), *MES* è stato recentemente esteso ad una versione condizionata da Brownlees e Engle (2012). Per definizione,

come introdotto poco fa, l'*ES* ad un livello τ è il rendimento atteso nel peggior $100\tau\%$ dei casi, ma può essere esteso al caso generale in cui i rendimenti eccedono una data soglia C . Formalmente, l'*ES* condizionato del sistema è definito come:

$$ES_t(C) = E_{t-1}(r_t | r_t \leq C) = \sum_{i=1}^N w_{it} E_{t-1}(r_{it} | r_t < C), \quad (1.4)$$

dove w_{it} è la capitalizzazione di mercato dell'istituzione i . Dunque, *MES* corrisponde alla derivata parziale dell'*ES* del sistema rispetto al peso dell'istituzione i nell'economia:

$$MES_{it}(C) = \frac{\partial ES_t(C)}{\partial w_{it}} = E_{t-1}(r_{it} | r_t < C). \quad (1.5)$$

Il *MES* può essere visto come una naturale estensione del concetto di *VaR* proposto da Jorion (2007) all'*ES*. Esso misura l'aumento del rischio nel sistema indotto da un incremento marginale nel peso dell'istituzione i nel sistema: più alto è il *MES* dell'istituzione, più alto è il suo contributo individuale al rischio del sistema finanziario.

Gli stessi autori estesero il *MES* al fine di considerare sia le passività sia le dimensioni delle istituzioni finanziarie, introducendo così *SRISK*, una misura che corrisponde al deficit atteso di capitale di una data istituzione condizionata ad uno stato di crisi sull'intero sistema finanziario. In quest'ottica, le aziende con le maggiori perdite di capitale si assumono essere quelle che maggiormente contribuiscono alla crisi, e vengono considerate le più rischiose a livello sistemico. Seguendo Acharya, Engle e Richardson (2012), *SRISK* è definito come:

$$SRISK_{it} = \max \left[0; k(D_{it} + (1 - LRMES_{it})W_{it}) - (1 - LRSEM_{it})W_{it} \right], \quad (1.6)$$

dove k è il rapporto di capitale prudenziale, D_{it} è il valore contabile delle passività totali, e *LRMES* è il *MES* sul lungo periodo.

Un'ultima misura di rischio sistemico è il $\Delta CoVaR$ di Adrian e Brunnermeier (2016). Questa misura è basata sul concetto di *Value-at-Risk* che, definito precedentemente, è la massima perdita entro un intervallo di confidenza τ . Il $\Delta CoVaR$ corrisponde al *VaR* del rendimento di mercato ottenuto

condizionatamente ad un evento $C(r_{it})$ osservato per l'azienda i :

$$P(r_t \leq CoVaR_t^m | C(r_{it})) = \tau. \quad (1.7)$$

Il $\Delta CoVaR$ di un'istituzione i è quindi definito come la differenza tra il VaR del sistema finanziario condizionatamente al fatto che questa particolare istituzione sia in stato di stress, e il VaR del sistema finanziario condizionatamente al fatto che questa si trovi nel suo stato mediano. Per definire lo stato di stress di una istituzione finanziaria esistono varie definizioni di $C(r_{it})$. Nel loro lavoro gli autori, dato che utilizzano un approccio basato su *Quantile regression*, considerano una situazione in cui la perdita è esattamente uguale al suo VaR :

$$\Delta CoVaR_{it}(\tau) = CoVaR_t^m |_{r_{it}=VaR_{it}(\tau)} - CoVaR_t^m |_{r_{it}=Median(r_{it})}. \quad (1.8)$$

Un approccio più generale consiste nel definire lo stato di stress finanziario di una istituzione i come una situazione in cui le perdite eccedono il VaR (Girardi e Ergün (2013)):

$$\Delta CoVaR_{it}(\tau) = CoVaR_t^m |_{r_{it} \leq VaR_{it}(\tau)} - CoVaR_t^m |_{r_{it}=Median(r_{it})}. \quad (1.9)$$

1.3 L'accordo di Basilea III

Come già anticipato in precedenza anche il Comitato di Basilea per la Vigilanza Bancaria (BCBS), formato dai governatori delle banche centrali e che ha il compito di rafforzare la regolazione, supervisione e gestione dei rischi in risposta alla crisi finanziaria del 2007-2009, ha proposto nell'accordo in atto di Basilea III il passaggio del sistema di rilevazione del rischio quantitativo dal VaR all' ES . Il Comitato ha infatti individuato diversi punti critici nell'utilizzo del VaR per determinare i requisiti patrimoniali necessari, tra cui la sua impossibilità di catturare il rischio nelle code. I costi e l'impatto della riforma proposta sui bilanci bancari potrebbero essere considerevoli, e l'entità e la distribuzione dei requisiti patrimoniali giornalieri previsti dalle nuove norme potrebbero risentirne in maniera significativa. Le autorità di regolamentazione e i gestori del rischio delle banche concordano comunque sul fatto che, a parità di condizioni, è preferibile una *migliore* distribuzione dei

requisiti patrimoniali giornalieri. La distribuzione dei requisiti patrimoniali giornalieri dipende generalmente da due insiemi di fattori: (1) la misura di rischio che viene adottata (ES , VaR) e (2) la modalità con cui questa misura viene stimata; quest'ultima dipende dai modelli utilizzati dai gestori del rischio delle banche per fornire le previsioni dei requisiti patrimoniali giornalieri. In generale l' ES è una misura di rischio preferibile poiché tiene maggiormente in considerazione i comportamenti che si verificano sulle code delle distribuzioni, anche se questa sensibilità alle code può portare a maggiori requisiti patrimoniali giornalieri, che è il riferimento pratico pertinente per le decisioni e le osservazioni sulla gestione del rischio. L'attenzione si sposta comunque sulla stima dell'*Expected Shortfall*.

Capitolo 2

La metodologia utilizzata

2.1 Stima delle relazioni di dipendenza

Dopo aver introdotto le principali misure di rischio condizionato utilizzate dalle autorità finanziarie è necessario spostare l'attenzione sugli approcci utilizzati per la stima di queste misure, al fine di cogliere l'interdipendenza tra le diverse istituzioni finanziarie. Se gli approcci più tradizionali prevedono che la dinamica dei rendimenti delle istituzioni seguano un processo di tipo *GARCH*, quelli più recenti utilizzano metodi basati su *Quantile regression*.

2.1.1 *Quantile regression*

Siano X un insieme di variabili esplicative e Y una quantità d'interesse. Tipicamente un modello di regressione tenta di descrivere la relazione tra X e Y utilizzando la forma:

$$Y = m(X) + \varepsilon, \quad (2.1)$$

dove m è la funzione di regressione che si vuole stimare, e ε è una variabile casuale nota.

Questi modelli, che in passato sono stati ampiamente studiati, pongono la loro attenzione solamente sulla media della distribuzione condizionata di $Y|X$, non permettono di esplorare quest'ultima in maniera globale; è possibile tuttavia concentrarsi su ulteriori caratteristiche di tale distribuzione, come

ad esempio sui diversi comportamenti sulle code. Diverse metodologie sono state infatti proposte per studiare questi scenari.

La prima tra queste fa senz'altro capo alla *Quantile regression*, approccio che permette di esplorare ogni punto della distribuzione di $Y|X$ fornendo la possibilità di analizzare globalmente la relazione tra quantità d'interesse e variabili esplicative. Facendo un'analogia si può affermare che, relativamente ad un problema di regressione, la *Quantile regression* sta alla regressione tradizionale come i quantili stanno alla media per descrivere una distribuzione, rispetto a dei determinati livelli di confidenza. Tale approccio venne infatti introdotto da Koenker e Bassett (1978) come un'estensione della stima ai minimi quadrati della media condizionata a funzioni di quantili condizionati, permettendo di generalizzare quantili univariati per la distribuzione condizionata. Un buon punto di partenza per introdurre la *Quantile regression* è quindi il confronto tra la media e altri quantili, tra cui la mediana, con un occhio di riguardo per le rispettive funzioni obiettivo.

Il confronto tra media e mediana come centri di una distribuzione univariata è generalmente utilizzato per definire l'asimmetria della distribuzione. Sia Y una generica variabile casuale, la sua media è definita come il centro ξ della distribuzione che minimizza la somma degli scarti al quadrato, ovvero come la soluzione del seguente problema di minimo:

$$\mu = \underset{\xi}{\operatorname{argmin}} E(Y - \xi)^2 \quad (2.2)$$

La mediana, invece, minimizza la somma del valore assoluto degli scarti, ed è dunque la soluzione del problema di minimo:

$$\mu = \underset{\xi}{\operatorname{argmin}} E|Y - \xi|. \quad (2.3)$$

Utilizzando le osservazioni campionarie è possibile ottenere gli stimatori $\hat{\mu}$ e \hat{M}_e per i rispettivi problemi di minimizzazione.

In generale, è ben noto come i quantili univariati individuino particolari punti della distribuzione; nello specifico il quantile τ -esimo è il valore y tale che $P(Y \leq y) = \tau$. Considerando la funzione di ripartizione:

$$F_Y(y) = F(y) = P(Y \leq y), \quad (2.4)$$

la funzione quantile è definita come la sua inversa:

$$Q_Y(\tau) = Q(\tau) = F_Y^{-1}(\tau) = \inf \{y : F(y) > \tau\} \quad (2.5)$$

con $\tau \in [0, 1]$. Se $F(\cdot)$ è strettamente crescente e continua, allora $F^{-1}(\tau)$ è l'unico numero reale y tale che $F(y) = \tau$.

Meno comune è invece la presentazione dei quantili come particolari centri di una distribuzione, dove viene minimizzata la somma pesata del valore assoluto degli scarti (Hao e Naiman (2007)). In questo scenario il quantile τ -esimo è quindi:

$$q_\tau = \underset{\xi}{\operatorname{argmin}} E[\rho_\tau(Y - \xi)] \quad (2.6)$$

dove $\rho_\tau(\cdot)$, nota come *check function*, definisce la seguente funzione di perdita:

$$\begin{aligned} \rho_\tau(y) &= y \cdot [\tau - I(y < 0)] \\ &= |y| \cdot [(1 - \tau)I(y \leq 0) + \tau I(y > 0)], \end{aligned} \quad (2.7)$$

con $0 < \tau < 1$. Tale funzione di perdita è quindi asimmetrica in valore assoluto, ovvero è una somma pesata degli scarti in valore assoluto, dove viene assegnato un peso pari a $(1 - \tau)$ agli scarti negativi e un peso pari a τ agli scarti positivi. Nel caso di una variabile discreta Y con distribuzione di probabilità $f(y) = P(Y = y)$, il precedente problema di minimizzazione diventa:

$$\begin{aligned} q_\tau &= \underset{\xi}{\operatorname{argmin}} E[\rho_\tau(Y - \xi)] \\ &= \underset{\xi}{\operatorname{argmin}} \left\{ (1 - \tau) \sum_{y \leq \xi} |y - \xi| f(y) + \tau \sum_{y \geq \xi} |y - \xi| f(y) \right\}. \end{aligned} \quad (2.8)$$

Lo stesso criterio è adottato nel caso di una variabile casuale continua, sostituendo semplicemente gli operatori di sommatoria con degli integrali:

$$\begin{aligned} q_\tau &= \underset{\xi}{\operatorname{argmin}} E[\rho_\tau(Y - \xi)] \\ &= \underset{\xi}{\operatorname{argmin}} \left\{ (1 - \tau) \int_{-\infty}^{\xi} |y - \xi| f(y) d(y) + \tau \int_{\xi}^{+\infty} |y - \xi| f(y) d(y) \right\} \end{aligned} \quad (2.9)$$

dove $f(y)$ denota la densità di probabilità di Y . Lo stimatore campionario \hat{q}_τ per $\tau \in [0, 1]$ è ottenuto in modo analogo usando l'informazione campionaria

nella formula (2.6). Infine, è immediato osservare come per $\tau = 0.5$ si ottiene come soluzione la mediana, definita in precedenza nella formula (2.3).

Cambiando il concetto di ordinamento con quello di ottimizzazione per individuare il quantile τ -esimo, il ragionamento appena illustrato viene facilmente generalizzato nel contesto di regressione: individuando Y come quantità d'interesse e X come variabili esplicative, l'idea della media non condizionata come soluzione dell'equazione (2.2) può essere esteso alla stima della media condizionata:

$$\hat{\mu}(x_i, \beta) = \underset{\mu}{\operatorname{argmin}} E[Y - (x_i, \beta)]^2, \quad (2.10)$$

dove $\mu(x_i, \beta) = E[Y|X = x_i]$ è la media condizionata. Nel caso di una funzione lineare, $\mu(x_i, \beta) = x_i^T \beta$, la precedente equazione diventa:

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} E[Y - x_i^T \beta]^2, \quad (2.11)$$

restituendo il modello di regressione lineare ai minimi quadrati. Il problema di minimizzare l'errore quadrato può essere ridotto ad un problema numerico di algebra lineare. Lo stesso approccio può essere utilizzato per estendere l'equazione (2.3) alla mediana, o l'equazione generale (2.6) al più generico τ -esimo quantile. In quest'ultimo caso, si ottiene:

$$\hat{q}_Y(\tau, X) = \underset{Q_Y(\tau, X)}{\operatorname{argmin}} E[\rho_\tau(Y - Q_Y(\tau, X))] \quad (2.12)$$

dove $Q_Y(\tau, X) = Q_\tau[Y|X = x]$ denota la generica funzione quantile condizionato. Come per il modello lineare, nel caso di una funzione lineare la la precedente equazione diventa:

$$\hat{\beta}(\tau) = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} E[\rho_\tau(Y - X\beta)], \quad (2.13)$$

dove la notazione (τ) denota che i parametri e i corrispondenti stimatori sono per uno specifico quantile τ .

Relativamente al comportamento asintotico dello stimatore $\hat{\beta}(\tau)$, Koenker e Bassett (1978) mostrano che per un modello lineare classico come quello in (2.1), con $\varepsilon = (\varepsilon_i, \dots, \varepsilon_m)$ vettore di termini d'errore *i.i.d* provenienti da una stessa distribuzione F e con associata densità f tale che $f(\varepsilon) > 0$ sul suo

supporto $\{u|0 < F(u) < 1\}$, la distribuzione congiunta di $\sqrt{n}(\hat{\beta}(\tau_i) - \beta(\tau_i))_{i=1}^m$ è asintoticamente normale:

$$\sqrt{n}(\hat{\beta}(\tau_i) - \beta(\tau_i))_{i=1}^m \sim \mathcal{N}(0, \Omega \otimes D^{-1}) \quad (2.14)$$

con media 0 e matrice di covarianza $\Omega \otimes D^{-1}$. Qui $\beta(\tau) = \beta + F_\varepsilon^{-1}(\tau)e_1$, $e_1 = (1, 0, \dots, 0)'$, $x_{1i} = 1$, $n^{-1} \sum x_i x_i' \rightarrow D$ matrice definita positiva, e $\Omega = (w_{ij} = (\min\{\tau_i, \tau_j\} - \tau_i \tau_j) / (f(F^{-1}(\tau_i))f(F^{-1}(\tau_j))))$.

Tuttavia, quando i termini di errore ε sono indipendenti ma non identicamente distribuiti, la matrice di covarianza asintotica di $\xi(\tau) = \sqrt{n}(\hat{\beta}(\tau_i) - \beta(\tau_i))$ risulta essere più complicata. Sia $\xi_i(\tau) = x_i \beta(\tau)$ il quantile condizionato di $y|x_i$, e $f_i(\cdot)$ la corrispondente densità condizionata, e si definiscano:

$$J_n(\tau_1, \tau_2) = (\min\{\tau_1, \tau_2\} - \tau_1 \tau_2) n^{-1} \sum_{i=1}^n x_i x_i' \quad (2.15)$$

$$H_n(\tau) = n^{-1} \sum x_i x_i' f_i(\xi_i(\tau)). \quad (2.16)$$

Sotto deboli condizioni di regolarità sulle $\{f_i\}$ e $\{x_i\}$ si ottiene la normalità asintotica congiunta per i vettori $(\xi(\tau_1), \dots, \xi(\tau_m))$ con media zero e matrice di covarianza:

$$V_n = (H_n(\tau_i)^{-1} J_n(\tau_i, \tau_j) H_n(\tau_j)^{-1})_{i=1}^m. \quad (2.17)$$

Sebbene il metodo della *Quantile regression* sia molto utilizzato e permetta di ottenere ottimi e validi risultati vi sono degli svantaggi in fase di stima: il criterio di minimizzazione che definisce gli stimatori dei quantili non è infatti differenziabile in maniera continua a causa della presenza del valore assoluto, rendendo così difficile il calcolo degli stimatori stessi; questo inconveniente può però essere superato riscrivendo il problema di minimizzazione come un problema di programmazione lineare per il quale sono disponibili alcuni algoritmi efficienti. Tuttavia un'alternativa computazionalmente più attrattiva della *Quantile regression* esiste, e prende il nome di *Expectile regression*.

2.1.2 *Expectile regression*

A differenza di quanto illustrato nel caso della *Quantile regression* dove si minimizza il valore atteso di $\rho_\tau(Y - \xi)$, si può pensare di minimizzare il

valore atteso di $\rho_\delta(Y - \mu)$ rispetto a μ dove

$$\begin{aligned}\rho_\delta(y) &= y^2 \cdot |\delta - I(y < 0)| \\ &= y^2 \cdot [(1 - \delta)I(y \leq 0) + \delta I(y > 0)],\end{aligned}\tag{2.18}$$

con $0 < \delta < 1$. Come per la *Quantile regression* si pesano diversamente scarti positivi e scarti negativi; la differenza sostanziale rispetto al problema di minimizzazione precedente è che y viene sostituito dal momento di secondo ordine y^2 . In questo caso quello che viene minimizzato è il criterio dei *minimi quadrati con pesi asimmetrici (LAWS)*:

$$\begin{aligned}q_\delta &= \underset{\mu}{\operatorname{argmin}} E[\rho_\delta(Y - \mu)] \\ &= \underset{\mu}{\operatorname{argmin}} \left\{ (1 - \delta) \int_{-\infty}^{\mu} (y - \mu)^2 f(y) d(y) + \delta \int_{\mu}^{+\infty} (y - \mu)^2 f(y) d(y) \right\}\end{aligned}\tag{2.19}$$

e, fissando la derivata rispetto a μ pari a zero si ottiene:

$$(1 - \delta) \int_{-\infty}^{\mu} (y - \mu)^2 f(y) d(y) + \delta \int_{\mu}^{+\infty} (y - \mu)^2 f(y) d(y) = 0.\tag{2.20}$$

Newey e Powell (1987) mostrano che esiste un'unica soluzione se $E(Y) = \mu(0.5) = \mu$ esiste e chiamano le quantità *expectiles* per distinguerle dai quantili ottenuti dalle regressioni quantiliche originali di Koenker e Bassett (1978). In termini campionari per ottenere gli *expectiles* è necessario minimizzare il criterio dei minimi quadrati con pesi asimmetrici:

$$q_\delta = \underset{\mu}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n (1 - \delta)[(y_i - \mu)_-]^2 + \delta[(y_i - \mu)_+]^2\tag{2.21}$$

rispetto a μ .

Per quanto riguarda lo studio della distribuzione asintotica dello stimatore $\hat{\mu}_\delta$, si considerino le osservazioni y_1, \dots, y_n provenienti da una distribuzione per la quale si richiede l'esistenza dei momenti secondi. Inoltre tutte le matrici invertite sono assunte essere a rango pieno. Richiamando il modello (2.13), in questo caso si studia il comportamento asintotico di:

$$\hat{\mu}_\delta = \underset{\mu_\delta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n w_{i,\delta}(\mu_\delta)(y_i - x_i' \mu_\delta)^2.\tag{2.22}$$

Lo stimatore si può derivare facilmente come:

$$\hat{\mu}_\delta = \left(\sum_{i=1}^n w_{i,\delta} x_i x_i' \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^n w_{i,\delta} x_i y_i \right). \quad (2.23)$$

Poiché i pesi sono considerati fissati si giunge a lavorare con una regressione pesata tradizionale e si ottiene che lo stimatore ai minimi quadrati pesati asimmetricamente è asintoticamente normale, ovvero:

$$\hat{\mu}_\delta \sim \mathcal{N}(\mu_\delta, \text{Var}(\hat{\mu}_\delta)), \quad (2.24)$$

con la matrice di covarianza:

$$\text{Var}(\hat{\mu}_\delta) = \left(\sum_{i=1}^n \bar{w}_{i,\delta} x_i x_i' \right)^{-1} \left\{ \sum_{i=1}^n x_i x_i' \text{Var}(\bar{w}_{i,\delta} (y_i - x_i' \mu_\delta)) \right\} \left(\sum_{i=1}^n \bar{w}_{i,\delta} x_i x_i' \right)^{-1}, \quad (2.25)$$

dove $\bar{w}_{i,\delta} = E(w_{i,t}) = (1 - \delta)P(y_i < x_i' \mu_\delta) + \delta P(y_i \geq x_i' \mu_\delta)$.

Un vantaggio dell'*Expectile regression* rispetto alla *Quantile regression* è che la *check function* $\rho_\delta(y)$ è differenziabile in maniera continua in y , in modo tale da ricavare lo stimatore $\hat{\mu}_\delta$ come uno stimatore ai minimi quadrati pesati iterati. Inoltre, sebbene gli *expectiles* pecchino sotto l'aspetto interpretativo rispetto ai più intuitivi quantili, i lavori di Jones (1994), Abdous e Remillard (1995), Yu e Jones (1998) hanno evidenziato la presenza di una relazione tra *expectiles* e quantili, permettendo di avere un'idea approssimativa della collocazione di un particolare *expectile* nella distribuzione di $Y|X$. Come si può infatti vedere dalla Figura 2.1 è presente una relazione tra le due quantità; in particolare affinché le due coincidano è necessario che il livello di confidenza dell'*expectile* sia più estremo di quello del quantile. Efron (1991), affascinato dalla semplicità computazionale su cui si basava *Expectile regression*, propose di utilizzare gli *expectiles* per stimare i quantili d'interesse e, sfruttando questa idea, Taylor (2008) presentò la stima del *VaR* e di *ES* mediante *Expectile regression*. In particolare come stimatore per un quantile τ si può utilizzare l'*expectile* per cui la proporzione di osservazioni in-sample inferiori al valore dell'*expectile* è pari a τ ; questo è basato per l'appunto sul fatto che, per ogni δ

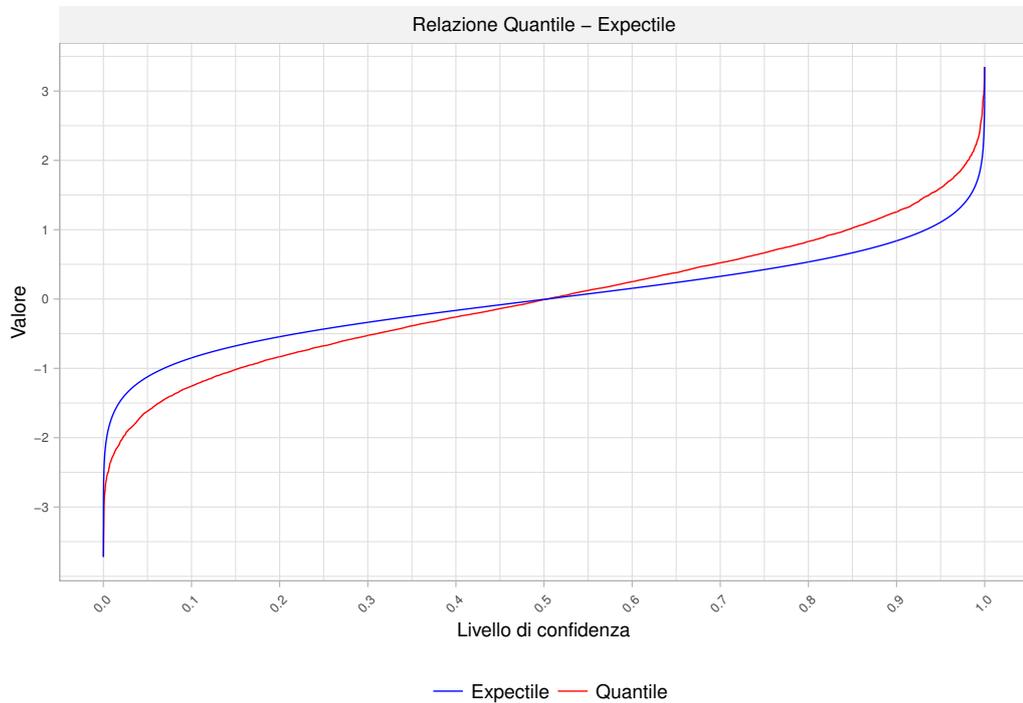


Figura 2.1: Quantili e *expectiles* condizionati ottenuti utilizzando 10000 valori generati da una gaussiana.

expectile, esiste un corrispondente τ quantile, sebbene δ è solitamente diverso da τ .

Newey e Powell (1987) fornirono un'intuizione al risultato del criterio di minimizzazione *LAWS* considerando il caso in cui l'*expectile* è un parametro scalare. Gli autori mostrarono che la soluzione μ_δ di questo criterio soddisfa l'espressione:

$$\left(\frac{1-2\delta}{\delta}\right)E[(y-\mu_\delta)I(y<\mu_\delta)] = \mu_\delta - E(y). \quad (2.26)$$

Essi affermano che l'espressione indica che la soluzione μ_δ è determinata dalle proprietà del valore atteso di una variabile casuale Y condizionata ad Y quando eccede μ_δ . Taylor vide in questo un legame tra gli *expectiles* e *ES* riscrivendo l'equazione (2.26):

$$E(y|y < \mu_\delta) = \left(1 + \frac{\delta}{(1-2\delta)F(\mu_\delta)}\right)\mu_\delta - \frac{\delta}{(1-2\delta)F(\mu_\delta)}E(y), \quad (2.27)$$

dove F è la funzione di ripartizione di y . Questa espressione fornisce una formula per ES del quantile che coincide con l'expectile δ . Sia τ questo quantile, possiamo scrivere $F(\mu_\delta) = \tau$, e riscrivere l'espressione come:

$$ES(\tau) = \left(1 + \frac{\delta}{(1-2\delta)\tau}\right)\mu_\delta - \frac{\delta}{(1-2\delta)\mu}E(y). \quad (2.28)$$

Se y_t è un termine residuale a media zero, l'espressione si riduce a:

$$ES(\tau) = \left(1 + \frac{\delta}{(1-2\delta)\tau}\right)\mu_\delta. \quad (2.29)$$

Questa espressione mette in relazione l' ES associato al quantile τ di una distribuzione con media pari a zero e l'expectile δ che coincide con quel quantile. Naturalmente questa vale per l' ES nella coda sinistra della distribuzione, mentre per ottenere quella per la coda destra basta sostituire δ e τ con $(1-\delta)$ e $(1-\tau)$. Sebbene le espressioni sopra siano per il caso in cui l'expectile è un parametro scalare, espressioni simili vengono soddisfatte per un expectile condizionato ad un insieme informativo al tempo $t-1$. Questo expectile condizionato μ_δ soddisfa l'espressione seguente per l' ES condizionato:

$$ES_t(\tau) = \left(1 + \frac{\delta}{(1-2\delta)\tau}\right)\mu_{\delta,t} - \frac{\delta}{(1-2\delta)\mu}E(y_t). \quad (2.30)$$

Se y_t è definito essere un termine residuale a media zero, questa diventa:

$$ES_t(\tau) = \left(1 + \frac{\delta}{(1-2\delta)\tau}\right)\mu_{\delta,t}. \quad (2.31)$$

Sebbene più regressori possano essere inclusi nei modelli per gli expectiles, VaR e ES sono solitamente stimati utilizzando modelli univariati.

2.1.3 La procedura proposta

Anche in questa tesi vengono stimati modelli univariati per gli expectiles per individuare la relazione di dipendenza tra le diverse istituzioni finanziarie. La procedura proposta si articola in più passi e, per individuare le relazioni, si considerano coppie di istituzioni diverse di volta in volta. Si assume di avere a disposizione i prezzi di K istituzioni finanziarie, e siano $r_{i,t}$ e $r_{j,t}$ i rendimenti

dell' i -esima e j -esima istituzione all'istante di tempo t , rispettivamente. Per valutare la dipendenza della prima istituzione dalla seconda viene stimato mediante *Expectile regression* il seguente modello di regressione:

$$r_{i,t} = \alpha_{i,t} + \beta_{i,j}r_{j,t} + \varepsilon_{i,t}, \quad (2.32)$$

dove si assume che l'*expectile* μ del termine d'errore sia zero. Obiettivo dell'analisi è stimare il quantile di livello 0.05 della distribuzione condizionata dell'istituzione i -esima che ne identifica lo stato di stress, e capire come questo dipenda a livello contemporaneo dall'andamento dell'istituzione j -esima. Per fare ciò si sfrutta la relazione tra quantili e *expectiles* descritta in precedenza e, per determinare il livello ottimale dell'*expectile* μ , vengono stimati modelli per l'*Expectile regression* per differenti livelli di confidenza; nello specifico si considera una griglia di valori compresi tra 0 e 1 con passo 0.0001, così da stimare un modello per ogni differente valore che identifica il livello di confidenza considerato. Il livello ottimale dell'*expectile* μ è quello per il quale la proporzione di osservazioni utilizzate per la stima che sono inferiori al valore dell'*expectile* è pari a 0.05, e viene ricavato attraverso interpolazione lineare tra i valori della griglia. Una volta individuato il livello dell'*expectile* ottimale si ripone l'attenzione sul coefficiente $B_{i,j}$ stimato. E' d'interesse valutare la significatività di tale coefficiente per stabilire se la relazione tra le due istituzioni sia significativa o meno; il livello scelto per valutarne la significatività è pari a 0.01. Grazie al lavoro di Sobotka et al. (2013) è possibile sfruttare la normalità asintotica dello stimatore *LAWS* per stabilire la significatività del coefficiente per un fissato livello di confidenza.

2.2 Dati di rete in finanza

La crisi finanziaria ha evidenziato quanto sia importante riporre l'attenzione sulle connessioni che vengono a crearsi tra le istituzioni appartenenti al sistema finanziario; si è visto infatti come importanti situazioni di stress relative ad una singolo organismo, come casi di bancarotta o di scarsa liquidità, possano propagarsi rapidamente sull'intera rete finanziaria. Per questo motivo la teoria che concerne le reti può essere d'aiuto per analizzare il rischio sistemico, così da capire quanto il sistema è portato al contagio, quali

istituzioni innescano tale processo e quali sono i maggiori canali di propagazione. Un aspetto importante dell'analisi del rischio sistemico è che un sistema apparentemente robusto può in realtà essere molto fragile, a causa del fatto che un alto numero di interconnessioni dentro la rete può fungere da amplificatore dello shock, piuttosto che assorbirlo. Difatti l'elevato numero di legami rende la rete estremamente vulnerabile nel momento in cui alcune istituzioni subiscono un crollo e, anche se uno shock coinvolge un numero ridotto di aziende, può comunque propagarsi per tutto il sistema. Nel lavoro di Billio et al. (2012) gli autori utilizzano delle reti per rappresentare le connessioni all'interno del settore finanziario e, attraverso l'analisi delle componenti principali e il test di causalità secondo Granger mappano le relazioni di interdipendenza tra i rendimenti delle istituzioni finanziarie. Essi dividono il settore finanziario in 4 classi (banche, assicurazioni, fondi di copertura, società di brokeraggio) e misurano le connessioni tra queste: l'analisi delle componenti principali mostra la presenza di connessioni tra tutti i 4 gruppi, mentre dal test di causalità secondo Granger è emerso come la causalità tra i rendimenti di gruppi differenti è aumentata durante la crisi del 2007-2009. Gli autori utilizzano il test di causalità secondo Granger anche per le 25 istituzioni a maggior capitalizzazione di ogni settore e mappano le connessioni tra queste; da questo test si evince che i settori bancario e assicurativo possono essere quei settori da cui scaturisce maggiormente il rischio sistemico.

L'analisi della rete è quindi cruciale al fine di identificare quei canali e quelle istituzioni importanti dal punto di vista sistemico.

2.2.1 Introduzione alle reti

Il termine *rete* viene comunemente utilizzato per definire una collezione di elementi e le relazioni che intercorrono tra di essi; in ambito matematico tuttavia questo concetto fa più precisamente riferimento alla *teoria dei grafi*. Formalmente, un *grafo* $G = (V, E)$ è una struttura matematica che consiste in un insieme V di vertici, detti anche *nodi*, e in un insieme E di *archi*. Se gli elementi di E sono coppie non ordinate $\{u, v\}$ di vertici distinti $u, v \in V$ allora il grafo in questione viene detto *indiretto*, mentre se esiste un ordinamento rispetto ai vertici, ovvero $\{u, v\}$ è diverso da $\{v, u\}$, per $u, v \in V$, il grafo



Figura 2.2: Grafo indiretto (sinistra): la relazione dal nodo u al nodo v vale anche come relazione da v a u . Grafo diretto (destra): la relazione dal nodo u al nodo v e quella dal nodo v al nodo u sono rappresentate in modo distinto.

viene detto *diretto*. Quest'ultima tipologia di grafo tiene dunque conto della direzionalità dell'arco identificando un flusso di informazione tra un vertice di partenza u e un vertice di arrivo v . Il lavoro svolto in questa tesi verte sull'utilizzo di grafi diretti e per questo motivo vengono presentati in maniera più dettagliata rispetto ai grafi indiretti. Un grafo in generale non presenta comunque degli archi tra uno stesso vertice.

Nell'analisi di una rete è di uso frequente caratterizzare un grafo e gli aspetti legati alla sua struttura utilizzando matrici. Le connessioni possibili di un grafo G possono infatti essere raccolte in una matrice A di dimensione $N_v \times N_v$ binaria e, nel caso di grafo diretto, asimmetrica con elementi

$$A_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{se } \{i,j\} \in E, \\ 0, & \text{altrimenti,} \end{cases} \quad (2.33)$$

dove $1, \dots, N_v$ denotano gli elementi di V e dove si identifica un arco $e \in E$ tra due nodi quando vi è una connessione da i a j , con $i, j \in V$. In pratica A è diverso da zero quando esiste un legame che va dal vertice i al vertice j , mentre è pari a zero se questo legame non è presente. La matrice A viene chiamata *matrice di adiacenza*.

2.2.2 Misure riassuntive di una rete

Definita quindi una rete è comune esplorarne le caratteristiche e le proprietà attraverso il calcolo di semplici indicatori legati alla struttura topologica della rete stessa, e in grado di riassumere l'informazione in essa contenuta. Solitamente si distingue tra indicatori globali, ovvero che considerano l'intera rete, e indicatori locali, che considerano le caratteristiche dei singoli nodi. Queste misure possono essere utilizzate per definire il livello di connessione della rete tra le diverse istituzioni finanziarie e per individuare i maggiori canali di flusso, oltre che identificare e anticipare periodi di crisi finanziarie.

Misure globali

Le misure di connessione globali sono quantità che considerano una rete nel suo complesso e possono quindi essere espresse attraverso un unico valore. Tutte queste misure fanno riferimento ad una rete G di tipo diretto.

- *Densità* di una rete G : è il rapporto tra il numero di connessioni presenti nella rete, N_e e il numero di possibili connessioni che possono venirsi a creare all'interno di essa. Tale misura è compresa tra 0 e 1 e fornisce la densità dell'intera rete.

$$Densità(G) = \frac{|N_e|}{|N_v|(|N_v| - 1)}. \quad (2.34)$$

- *Reciprocità*: è la proporzione di connessioni reciproche in una rete. Tale misura viene comunemente definita come la probabilità che, data la presenza di una connessione tra una coppia di nodi (u, v) in direzione di v , esista anche una connessione tra i due nodi in direzione di u . Utilizzando la notazione relativa ad una matrice di adiacenza si può esprimere come

$$Reciprocità(G) = \frac{\sum_{i,j} (A \otimes A')_{i,j}}{\sum_{i,j} A_{i,j}}, \quad (2.35)$$

dove il simbolo \otimes rappresenta il prodotto di Hadamard.

- *Average path length*: è la media delle lunghezze di tutti gli *shortest paths*, dove, per ogni coppia di nodi (u, v) gli *shortest paths* sono il minor numero di archi da attraversare per congiungere u e v .

$$\text{Average path length}(G) = \frac{\sum_{u,v} s_{u,v}}{[N_v(N_v - 1)]}. \quad (2.36)$$

- *Diametro*: è la distanza massima tra tutti i nodi. La distanza è definita come la lunghezza del *shortest path* tra due nodi u e v .
- *Coefficiente di assortatività*: il coefficiente di assortatività è il coefficiente di correlazione di Pearson del *degree* tra coppie di nodi legati tra loro. Valori positivi del coefficiente indicano una correlazione tra i nodi i cui degree sono simili, mentre valori negativi indicano relazioni tra nodi con differenti degree. In generale il valore del coefficiente sta tra -1 e 1 .

$$\text{Coefficiente di assortatività}(G) = \frac{\sum_{u,v} uv(e_{uv} - q_u q_v)}{\sigma_q^2}, \quad (2.37)$$

dove q_v è la distribuzione del tra coppie di nodi legati tra loro. Valori positivi del coefficiente indicano una correlazione tra i nodi i cui rimanente, il quale cattura il numero di connessioni partite dal nodo v diverse dalla connessione che collega la coppia (u, v) , mentre e_{uv} è la distribuzione congiunta dei tra coppie di nodi legati tra loro. Valori positivi del coefficiente indicano una correlazione tra i nodi i cui rimanenti dei due vertici.

Misure locali

Le misure locali si focalizzano sui singoli nodi e vengono spesso chiamate misure di *centralità* in quanto permettono di quantificare l'importanza di un nodo all'interno della rete. Anche queste misure fanno riferimento ad una rete G di tipo diretto.

- *In-degree*: è il numero di archi che giungono ad un dato nodo v .
- *Out-degree*: è il numero di archi che partono da un dato nodo v .

- *In-closeness*: rappresenta il numero di collegamenti necessari per giungere al vertice v partendo da un ogni altro vertice. Questa misura viene espressa come l'inverso della lunghezza media degli *shortest paths* che partono da tutti gli altri vertici nella rete per giungere al vertice v :

$$\text{In-closeness}(v) = \frac{1}{\sum_{u \neq v, u \rightarrow v} d(u, v)} \quad (2.38)$$

- *Out-closeness*: rappresenta il numero di collegamenti necessari per giungere ad ogni altro vertice della rete partendo dal vertice v . Questa misura viene espressa come l'inverso della lunghezza media degli *shortest paths* che partono dal vertice v per giungere a tutti gli altri vertici nella rete:

$$\text{Out-closeness}(v) = \frac{1}{\sum_{u \neq v, v \rightarrow u} d(u, v)} \quad (2.39)$$

- *Betweenness*: questa misura riassume il concetto di quanto frequentemente un vertice v si trova tra altre coppie di vertici (s, t) . La *betweenness* di un vertice v è definita come

$$\text{Betweenness}(v) = \sum_{s \neq t \neq v \in V} \frac{\sigma(s, t|v)}{\sigma(s, t)}, \quad (2.40)$$

dove $\sigma(s, t|v)$ è il numero totale di *shortest paths* tra s e t che passano attraverso v , e $\sigma(s, t)$ è il numero totale di *shortest paths* tra s e t . Questa misura può essere standardizzata dividendo per un fattore di $(N_v - 1)(N_v - 1)$.

Capitolo 3

L'applicazione allo scenario europeo

3.1 Descrizione dei dati

In questo capitolo viene presentata la fase di selezione dei dati utilizzati per l'analisi e vengono descritte le loro caratteristiche. Al fine di individuare le relazioni di dipendenza all'interno della rete è necessario avere a disposizione un campione sufficientemente ampio di istituzioni finanziarie. Questo lavoro, in particolare, verte sull'analisi del sistema finanziario europeo.

3.1.1 STOXX 600 *Financials*

Lo STOXX 600 è un indice azionario composto dalle 600 società a maggior capitalizzazione sul mercato europeo, situate in 17 paesi europei e che coprono circa il 90% della capitalizzazione di tale mercato; l'indice comprende 10 industrie le quali si suddividono a loro volta in 19 super settori. Dato l'interesse per le istituzioni di carattere finanziario si è deciso di considerare per l'analisi solamente quelle istituzioni appartenenti all'industria finanziaria, presenti nell'indice azionario STOXX 600 *Financials*, in modo tale da utilizzarle come *proxy* del sistema finanziario europeo. In totale si dispone di un campione di 139 istituzioni che possono essere collocate all'interno di quattro super settori: bancario, dei servizi finanziari, assicurativo e immobiliare. Si è deciso di considerare come periodo di riferimento per l'analisi l'intervallo di tempo che intercorre tra Gennaio 2003 e Novembre 2017, così

da tenere in considerazione i principali eventi che hanno colpito il sistema finanziario europeo nell'ultimo decennio; per questo arco temporale si considerano i prezzi giornalieri delle diverse aziende e, per ognuna di queste, si calcolano i rendimenti giornalieri come la differenza logaritmica dei prezzi:

$$r_{i,t} = \log(P_{i,t}) - \log(P_{i,t-1}), \quad (3.1)$$

dove $r_{i,t}$, $P_{i,t}$ e $P_{i,t-1}$ sono rispettivamente il rendimento giornaliero al tempo t , il prezzo di chiusura al tempo t , e il prezzo di chiusura al tempo $t-1$ dell' i -esima istituzione. I dati sono stati ottenuti da *Eikon Datastream*.

Soffermandosi ancora un attimo sui prezzi degli indici, dal grafico in Figura 3.1 emerge chiaramente come i loro andamenti abbiano risentito negativamente di alcuni eventi che hanno interessato il panorama finanziario europeo, tra cui la crisi finanziaria del 2007-2009 e la conseguente crisi del debito sovrano europeo; in particolare lo STOXX 600 *Financials* ha subito perdite maggiori rispetto all'indice globale ed è tutt'oggi lontano dal raggiungere i livelli di prezzo precedenti allo scoppio della bolla immobiliare americana. Analizzando invece l'andamento dello spaccato settoriale del solo indice finanziario si nota come tutti i settori abbiano risentito negativamente degli eventi appena descritti, anche se con conseguenze differenti; a distanza di anni infatti solamente i settori assicurativo e dei servizi finanziari sono riusciti a tornare ai livelli pre-crisi. Da sottolineare infine la situazione del settore bancario, i cui prezzi oscillano tutt'oggi attorno ai valori successivi alla grande depressione.

3.1.2 Selezione e caratteristiche del campione

Si dispone quindi dei dati relativi ai costituenti dello STOXX 600 *Financials*. La procedura proposta prevede di considerare finestre di tre anni di dati, a partire da Gennaio 2003, e di aggiornare mensilmente il campione di dati a disposizione: se la prima finestra comprende i rendimenti giornalieri delle aziende da Gennaio 2003 a Dicembre 2005, la seconda comprende quelli da Febbraio 2003 a Gennaio 2006, e così via. In questo modo si ottiene un campione né troppo ridotto, che porterebbe ad un maggiore errore campionario, né troppo grande, che porterebbe a delle stime troppo lente a reagire

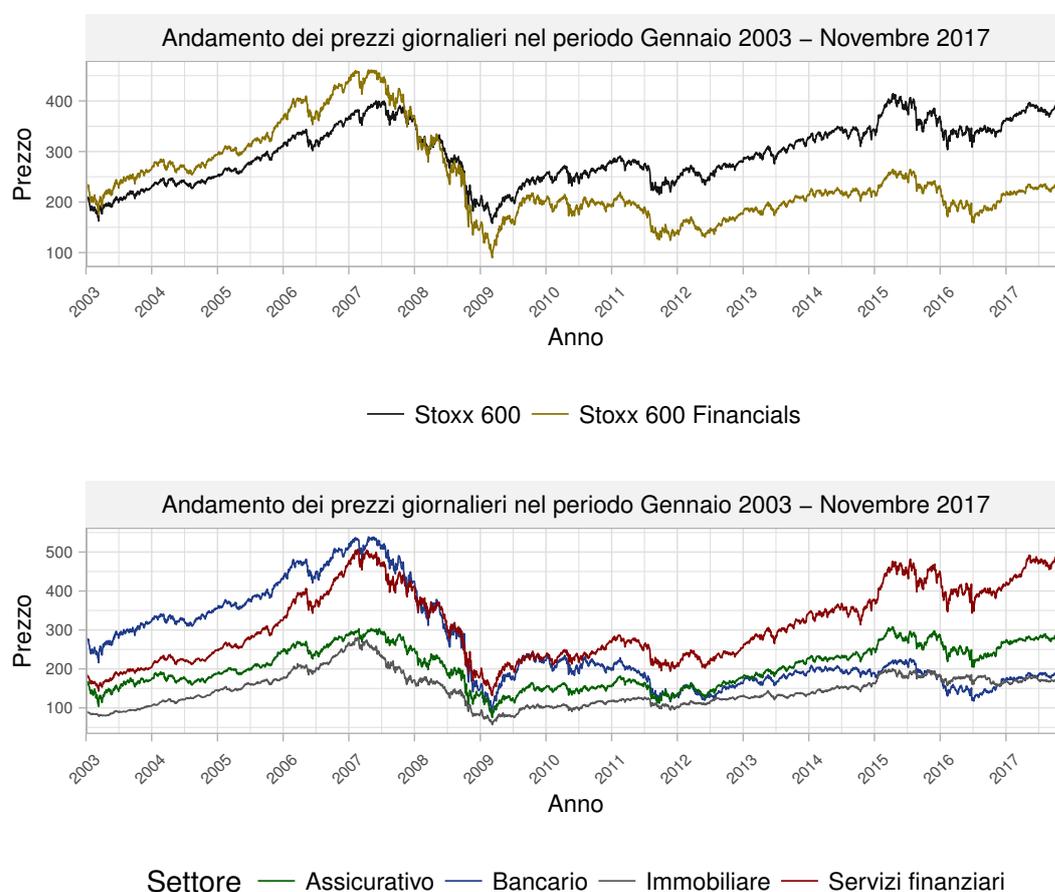


Figura 3.1: Sopra: andamento dei prezzi giornalieri dello STOXX 600 e dello STOXX 600 *Financials*. Sotto: andamento dei prezzi giornalieri dei super settori dello STOXX 600 *Financials*.

a cambiamenti nella distribuzione originale. Tuttavia, nonostante le aziende a disposizione siano 139, non si hanno a disposizione per alcune di queste i dati a partire da Gennaio 2003; questo è dovuto al fatto che i costituenti dello STOXX 600 *Financials* possono variare nel corso del tempo e, restando i dati da *Eikon Datastream*, è possibile ottenere le informazioni delle sole istituzioni che costituiscono l'indice al momento in cui vengono scaricati i dati, e non di quelle che ne facevano parte in passato. Si è deciso quindi di coinvolgere nell'analisi, per ogni diversa finestra temporale, solamente quelle istituzioni per cui si dispone dei dati relativi a quella finestra. Come si può

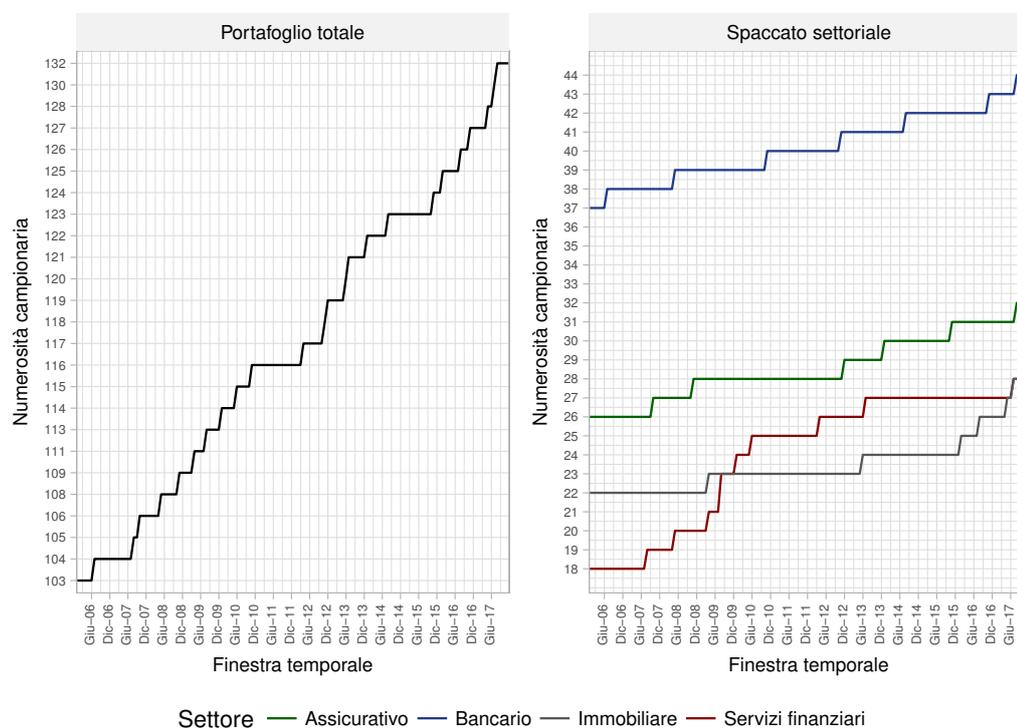


Figura 3.2: Numero totale di aziende coinvolte nell'analisi per ogni diversa finestra temporale.

vedere in Figura 3.2, traslando mensilmente in avanti il periodo considerato il numero delle istituzioni coinvolte nell'analisi continua a crescere fino a giungere ad analizzare una buona parte degli attuali costituenti dell'indice; vengono inizialmente considerate 103 istituzioni per poi aumentare fino a 132. Per tutto il periodo di analisi il campione di istituzioni utilizzato è composto per più di un terzo da istituzioni appartenenti al settore bancario, mentre aumenta notevolmente il numero di istituzioni coinvolte appartenenti al settore dei servizi finanziari. In questo modo si viene a delineare una diversa composizione del portafoglio di titoli a disposizione, con una sua conseguente variazione del *Market Value*. Come si può vedere dai grafici in Figura 3.3 il *Market Value* cambia nel corso dell'analisi e, nonostante il numero di istituzioni coinvolte aumenti con il tempo, risente negativamente di alcuni eventi che hanno colpito il sistema finanziario, come in corrispondenza della crisi del debito sovrano nel 2012. Relativamente poi al *Market Value* dello spaccato

cato settoriale del portafoglio emerge come le aziende del settore bancario rappresentino sempre più della metà del valore totale del portafoglio; questo, comunque, deriva anche dal fatto che il numero di istituzioni bancarie coinvolte nell'analisi è nettamente superiore rispetto alle altre.

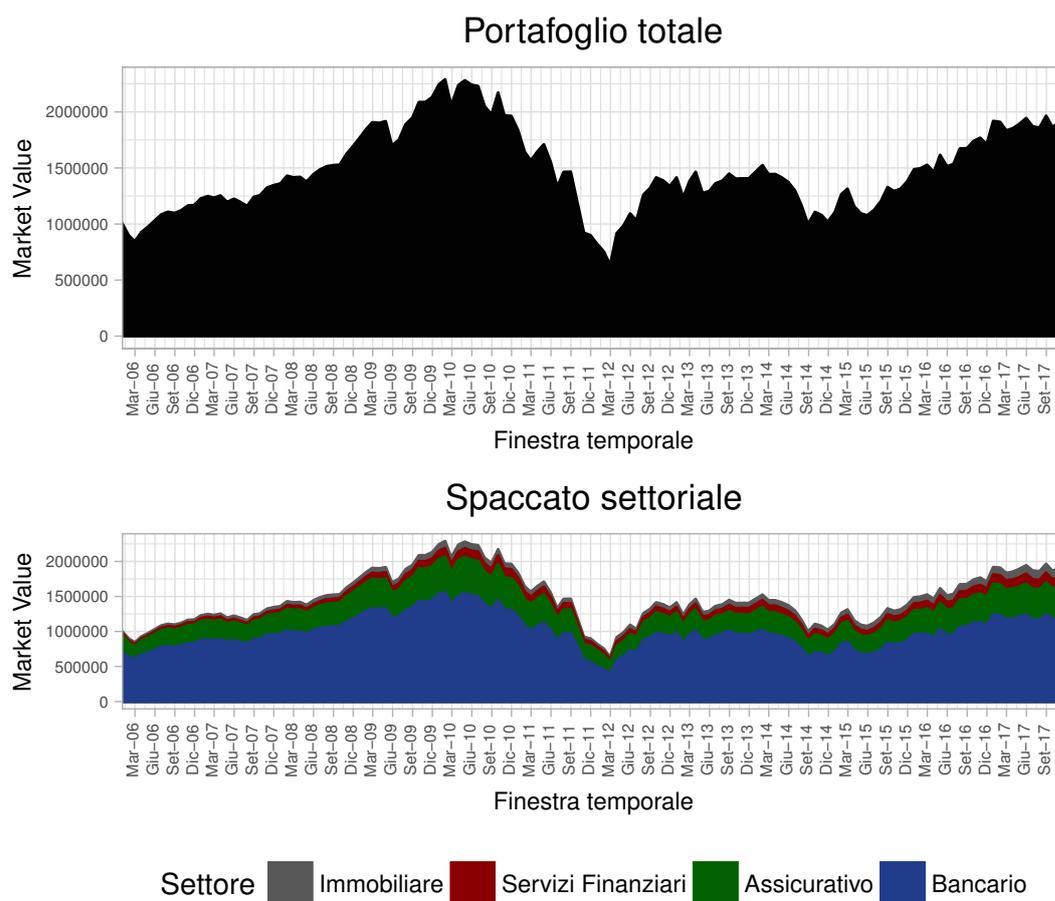


Figura 3.3: *Market Value* del portafoglio totale e dello spaccato settoriale espresso in Euro per ogni diversa finestra temporale.

Vengono riportati infine i dati relativi ad asimmetria e curtosi del portafoglio analizzato, nello specifico si riportano i valori medi dei tali statistiche e i relativi percentili al 10% e al 90%. La natura dinamica di questa analisi e la continua variazione del numero di istituzioni considerate non permettono l'utilizzo di tabelle per riportare i risultati, ed è per questa ragione che si preferisce utilizzare strumenti grafici. In Figura 3.4 e 3.5 si nota come le serie

dei titoli considerate siano pressoché asimmetriche in mediana fino a quando vengono inglobati nell'analisi i dati relativi a Giugno 2016, provocandone un brusco calo; la motivazione di questo comportamento va ricercata nel referendum del 23 giugno 2016, con il quale il Regno Unito ha sancito la sua uscita dall'Unione Europea, provocando un crollo della sterlina rispetto alle principali valute mondiali e facendo registrare per alcuni indici europei la peggiore flessione della loro storia. Anche a livello di spaccato settoriale questo evento ha portato a un deciso calo dell'asimmetria mediana. Per quanto riguarda invece la curtosi mediana del portafoglio totale, si evince come le serie considerate presentino una distribuzione fortemente leptocurtica per tutti i periodi considerati, con particolari picchi in corrispondenza della crisi del 2008, della crisi del debito sovrano e del referendum per la Brexit; in particolare il settore bancario e quello assicurativo presentano un indice di curtosi più elevato rispetto a quello immobiliare e dei servizi finanziari.

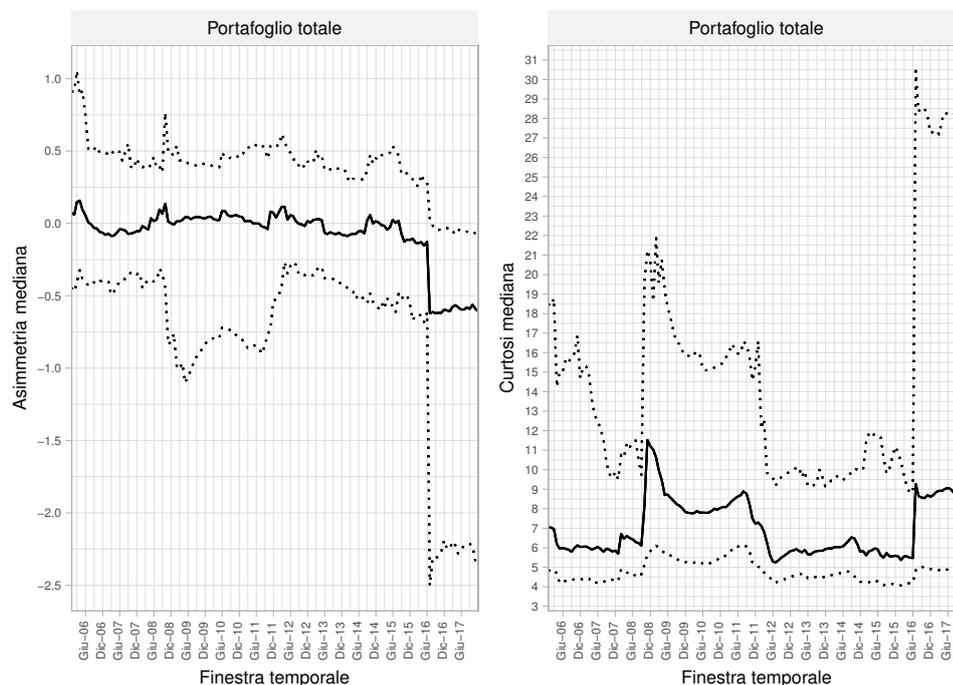


Figura 3.4: Sinistra: Asimmetria mediana e percentili al 10% e 90% del portafoglio totale. Destra: Curtosi mediana e percentili al 10% e 90% del portafoglio totale.

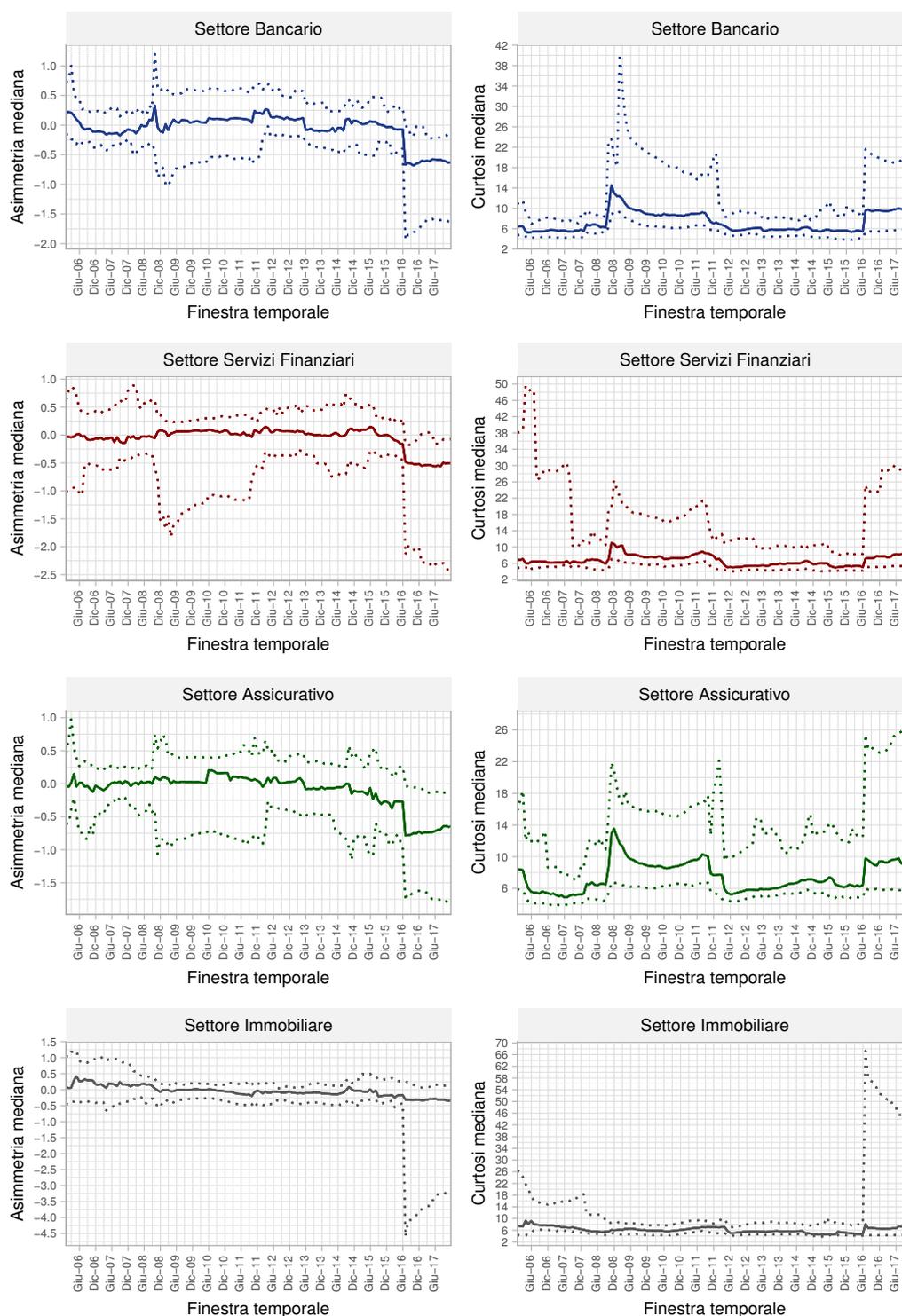


Figura 3.5: Sinistra: Asimmetria mediana e percentili al 10% e 90% dello spaccato settoriale. Destra: Curtosi mediana e percentili al 10% e 90% dello spaccato settoriale.

3.2 Analisi empirica

In questo paragrafo viene applicata la metodologia illustrata al Capitolo 2 ai dati riguardanti le istituzioni appartenenti allo STOXX 600 *Financials*.

3.2.1 Costruzione delle reti

Come introdotto nel paragrafo precedente la procedura proposta prevede di considerare finestre di tre anni di dati, così da disporre di un sufficiente numero di osservazioni e allo stesso tempo evitare una forte dipendenza dal passato; si hanno quindi a disposizione i prezzi giornalieri di ogni singola istituzione, attraverso cui vengono calcolati i rendimenti giornalieri in termini logaritmici. Per ogni coppia di istituzioni $\{i, j\}$ vengono stimati tanti modelli mediante *Expectile regression*:

$$r_{i,t} = \alpha_{i,t} + \beta_{i,j}r_{j,t} + \varepsilon_{i,t}, \quad (3.2)$$

dove $r_{i,t}$, $r_{j,t}$ sono rispettivamente i rendimenti dell'istituzione i -esima e j -esima al tempo t .

Più precisamente vengono stimati tanti modelli per diversi livelli di confidenza: si ricorda infatti come l'obiettivo sia quello di individuare il livello di confidenza ottimale relativo agli *expectiles* che approssima correttamente il quantile 0.05 della distribuzione condizionata dell' i -esima istituzione, che ne identifica lo stato di stress. A tal fine si utilizza una griglia di valori compresi tra 0 e 1 con passo 0.0001 e per ciascuno di questi viene stimato un modello. In questo modo è possibile determinare il livello di confidenza ottimale per l'*expectile* sfruttando la relazione tra quantili e *expectiles* introdotta al Capitolo 2; si ricorda che tale livello di confidenza viene ricavato attraverso interpolazione lineare tra i valori della griglia, ed è tale per cui la proporzione di osservazioni utilizzate per la stima che sono inferiori al valore assunto dall'*expectiles* è pari a 0.05. Una volta individuato il valore ottimale del livello di confidenza si ripone l'attenzione sul coefficiente $B_{i,j}$ stimato per tale valore: se questo è statisticamente significativo ad un livello di confidenza pari all'1% sussiste una relazione che parte dall'istituzione j e arriva

all'istituzione i :

$$a_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{se } \beta_{i,j} \text{ è significativo all'1\%} \\ 0, & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (3.3)$$

dove $a_{i,j}$ identifica la presenza o meno della relazione. In Appendice vengono riportati anche le analisi relative ai livelli di confidenza 5% e 0.1%.

Ripetendo questa operazione per tutte le coppie di istituzioni presenti nel campione, per una data finestra temporale, è possibile rappresentare le relazioni tra le diverse aziende attraverso l'utilizzo di una matrice di adiacenza A di dimensione $K \times K$ del tipo:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & a_{1,2} & \dots & a_{1,j} & \dots & a_{1,K} \\ a_{2,1} & 0 & \dots & a_{2,j} & \dots & a_{2,K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i,1} & a_{i,2} & \dots & \ddots & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{K,1} & a_{K,2} & \dots & \dots & \dots & 0 \end{bmatrix},$$

dove K è il numero di istituzioni analizzate.

La diagonale della matrice A assume valori pari a zero in quanto non vengono presi in considerazione casi di *self-loop*, ovvero di vertici che presentano relazioni che sussistono su sè stessi. È fondamentale inoltre sottolineare come si venga ad individuare una matrice asimmetrica a causa della possibile diversa direzionalità di una relazione: può infatti sussistere la relazione tra j e i , così come la relazione inversa; tuttavia la presenza dell'una non vincola necessariamente la presenza dell'altra. Quella che viene a crearsi è una vera e propria rete diretta in grado di catturare l'interdipendenza tra le varie istituzioni.

3.2.2 Analisi degli indicatori di rete

Traslando mensilmente la finestra temporale di 3 anni di dati su cui verte l'analisi la rete viene continuamente aggiornata inglobando i prezzi giornalieri del nuovo mese ed escludendo quelli relativi al mese meno recente. In questo modo è possibile determinare l'evoluzione della rete nel corso nel tempo ed

estrapolare alcuni degli indicatori presentati al Capitolo 2, così da riassumere l'informazione in essa contenuta; questi indicatori vengono opportunamente standardizzati visto il numero di nodi variabili della rete. L'analisi svolta è condotta principalmente a livello globale piuttosto che sulle singole istituzioni, ponendo sempre l'attenzione sui 4 settori in cui si ripartiscono le diverse aziende. Una misura globale di rete che viene tipicamente utilizzata per determinare il grado di connessione tra le istituzioni è la *densità*, calcolata per ciascuna finestra temporale sia per il portafoglio totale sia per lo spaccato settoriale; questo semplice indicatore mette in evidenza come in prossimità di eventi di stress finanziario il numero di connessioni tra le istituzioni tende a crescere vertiginosamente, fino a raggiungere i picchi massimi in corrispondenza di tali eventi: in Figura 3.6 emerge infatti chiaramente come durante la crisi del 2008, la crisi del debito sovrano e la Brexit, la densità della rete aumenti drasticamente, con quasi il 90% dei possibili legami tra le istituzioni. Anche a livello settoriale si riscontra lo stesso comportamento sebbene alcuni settori risentano di più di certi eventi rispetto ad altri; la densità del settore bancario ad esempio, toccò quasi quota 100% in corrispondenza della crisi del 2008. La densità comunque non è l'unico indicatore utilizzato per determinare il grado di connessione di una rete e non riassume tutta l'informazione in essa contenuta; sempre in Figura 3.6 sono state infatti riportate ulteriori statistiche di rete. Tra queste la *reciprocità* che, tipica di una rete di tipo diretta, cattura la percentuale di mutue connessioni e, dal grafico, segue lo stesso andamento della densità. Interessanti sono anche il *coefficiente di assortatività* e il *diametro*; dall'analisi della prima emerge come nodi della rete con *degree* differente siano più connessi in corrispondenza di periodi di stress, a testimoniare che istituzioni con diverso grado di connessione possono essere comunque altamente correlate. Il diametro invece rappresenta un indice di concentrazione della rete e, come si nota facilmente dal grafico, per la maggior parte dell'analisi ogni nodo è facilmente raggiungibile mediante 2 o 3 archi.

Dalle reti costruite si può anche studiare l'entità dell'impatto di un'istituzione su un'altra attraverso lo studio dei coefficienti ottenuti in fase di stima. Per quelle relazioni risultate significative infatti si guarda la magnitudine dei coefficienti stimati e, come per gli indicatori di rete appena descritti, è possi-

bile studiarne l'evoluzione lungo il periodo di tempo considerato nell'analisi. Relativamente al portafoglio totale e allo spaccato settoriale si considerano il valore mediano dei coefficienti stimati e i relativi percentili al 10% e 90%. Dai grafici in Figura 3.7 emerge come la magnitudine del coefficiente mediano aumenta in corrispondenza della crisi del 2007-2009 e della Brexit, dove raggiunge il suo apice, mentre va scemando man mano che ci si allontana da situazioni di stress finanziario. Questo andamento si presenta sia a livello di portafoglio totale sia a livello di spaccato settoriale, con i settori bancario e dei servizi finanziari che sembrano aver avuto un maggior impatto durante la crisi dei mutui subprime, mentre quelli assicurativo e immobiliare durante il referendum britannico per l'uscita dall'Unione Europea.

É possibile inoltre estrapolare alcuni contenuti informativi mediante una visualizzazione grafica della rete, come si può notare dalla Figura 3.8; nello specifico, considerando la finestra temporale Gennaio 2003 - Dicembre 2005, si riescono a visualizzare le connessioni di interdipendenza tra le varie istituzioni all'interno della rete: la struttura blocco diagonale della rete fa riferimento alle relazioni che intercorrono tra le aziende di ciascun settore, mentre al di fuori di tale struttura è possibile determinare come si relazionano i diversi settori. Sopra la diagonale principale le istituzioni sulle colonne influenzano quelle sulle righe mentre sotto la diagonale accade l'inverso. Gli indicatori di rete che si possono ricavare sono molteplici e, tra i più importanti, vi sono senz'altro il numero di connessioni che ogni settore riceve dagli altri, *In-from-Other*, e il numero di connessioni che ogni settore invia, *Out-to-Other*; come prima, a causa della numerosità campionaria variabile nel corso dell'analisi, queste statistiche vengono riportate in termini percentuali, così da evitare conclusioni potenzialmente distorte:

$$In\text{-}from\text{-}Other_i = \frac{N_{e,i \leftarrow j}}{N_{v,i} \cdot N_{v,j}} \quad (3.4)$$

$$Out\text{-}to\text{-}Other_i = \frac{N_{e,i \rightarrow j}}{N_{v,i} \cdot N_{v,j}}, \quad (3.5)$$

dove $N_{e,i \leftarrow j}$ e $N_{e,i \rightarrow j}$ sono, rispettivamente, il numero di connessioni dal settore j -esimo al settore i -esimo e viceversa; $N_{v,i}$ e $N_{v,j}$ sono, rispettivamente,

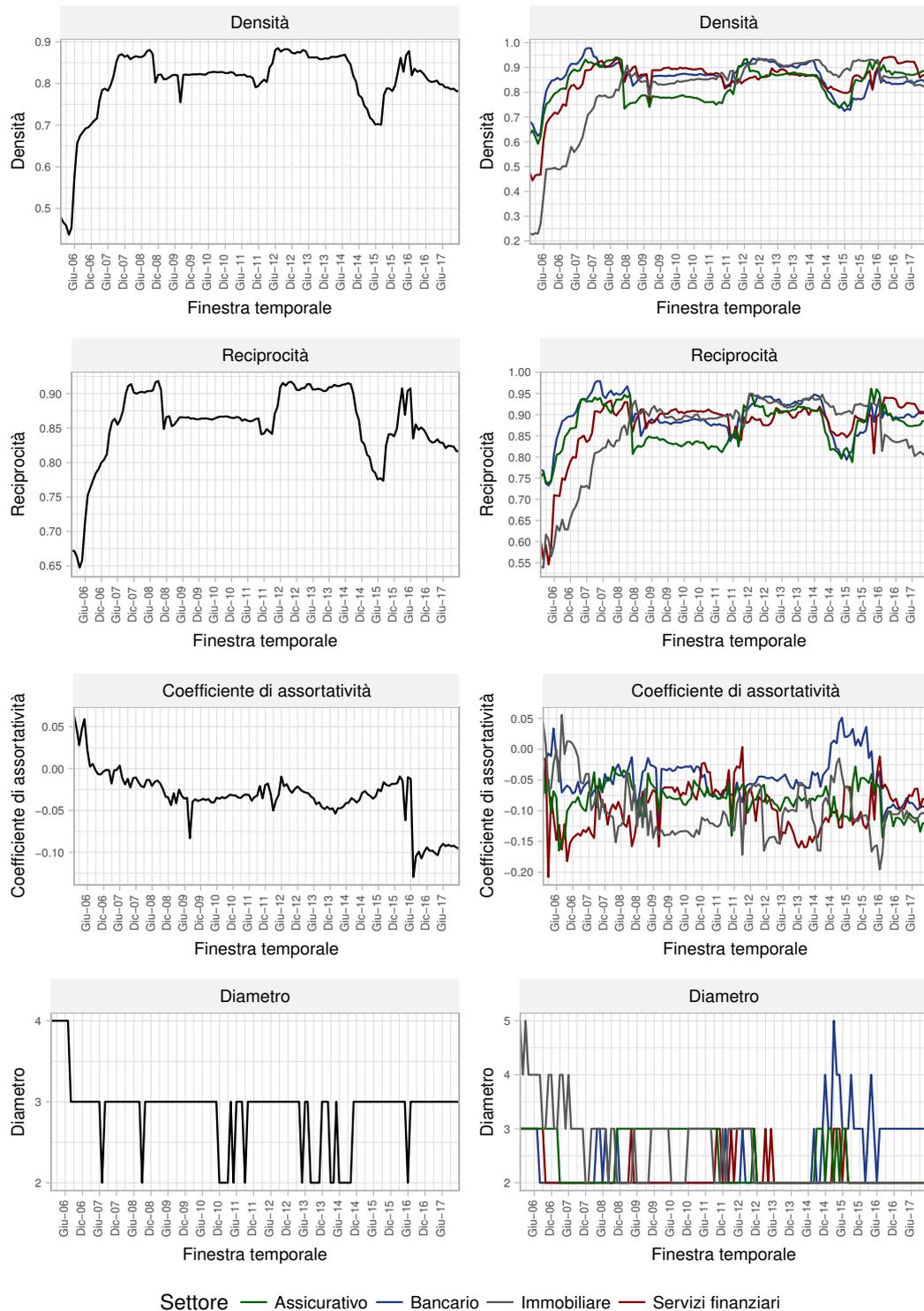


Figura 3.6: Sinistra: statistiche di rete del portafoglio totale. Destra: statistiche di rete dello spaccato settoriale.

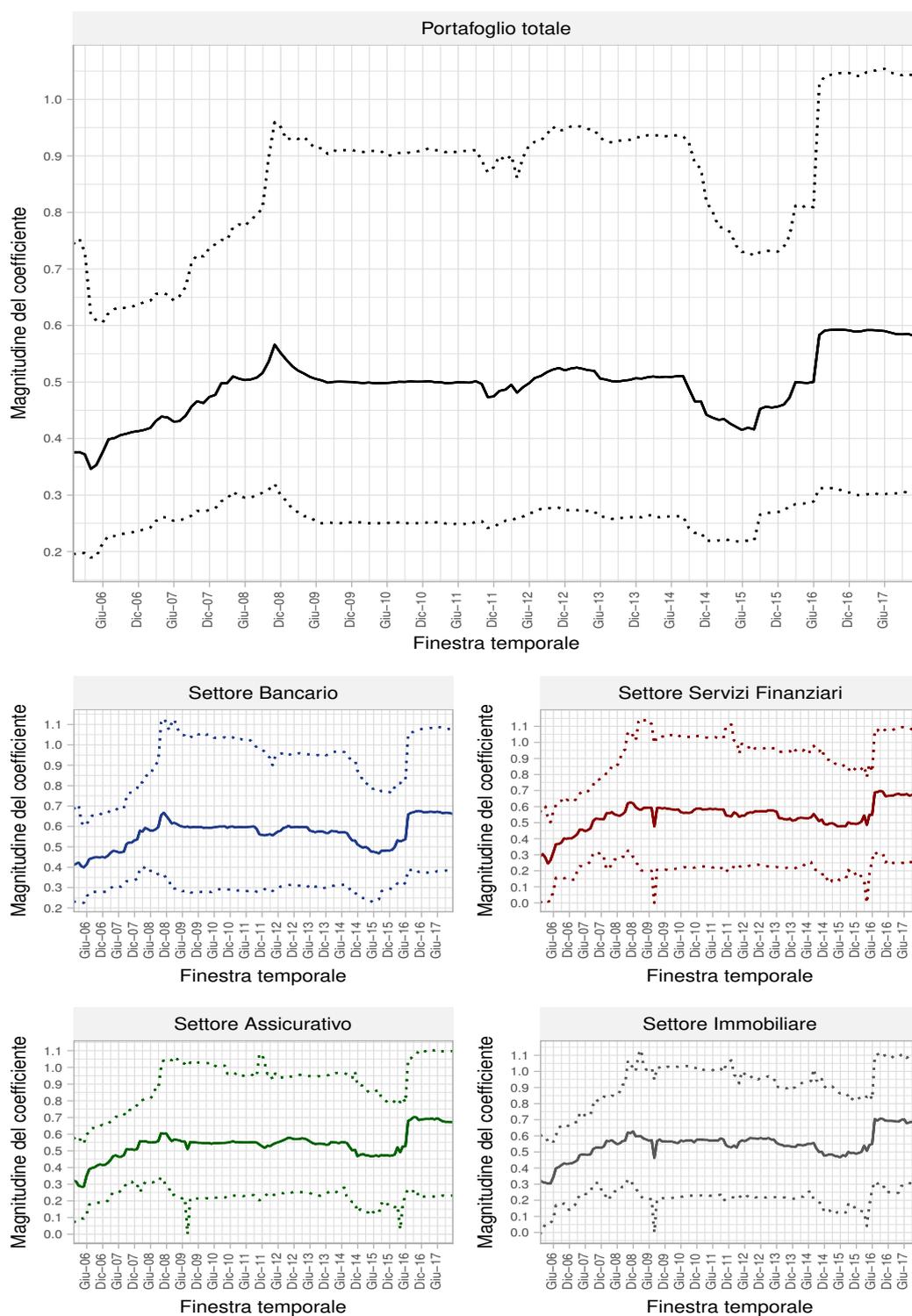


Figura 3.7: Sopra: Magnitudine del coefficiente medio e percentili al 10% e 90% relativi al portafoglio totale. Sotto: Magnitudine del coefficiente medio e percentili al 10% e 90% relativi allo spaccato settoriale.

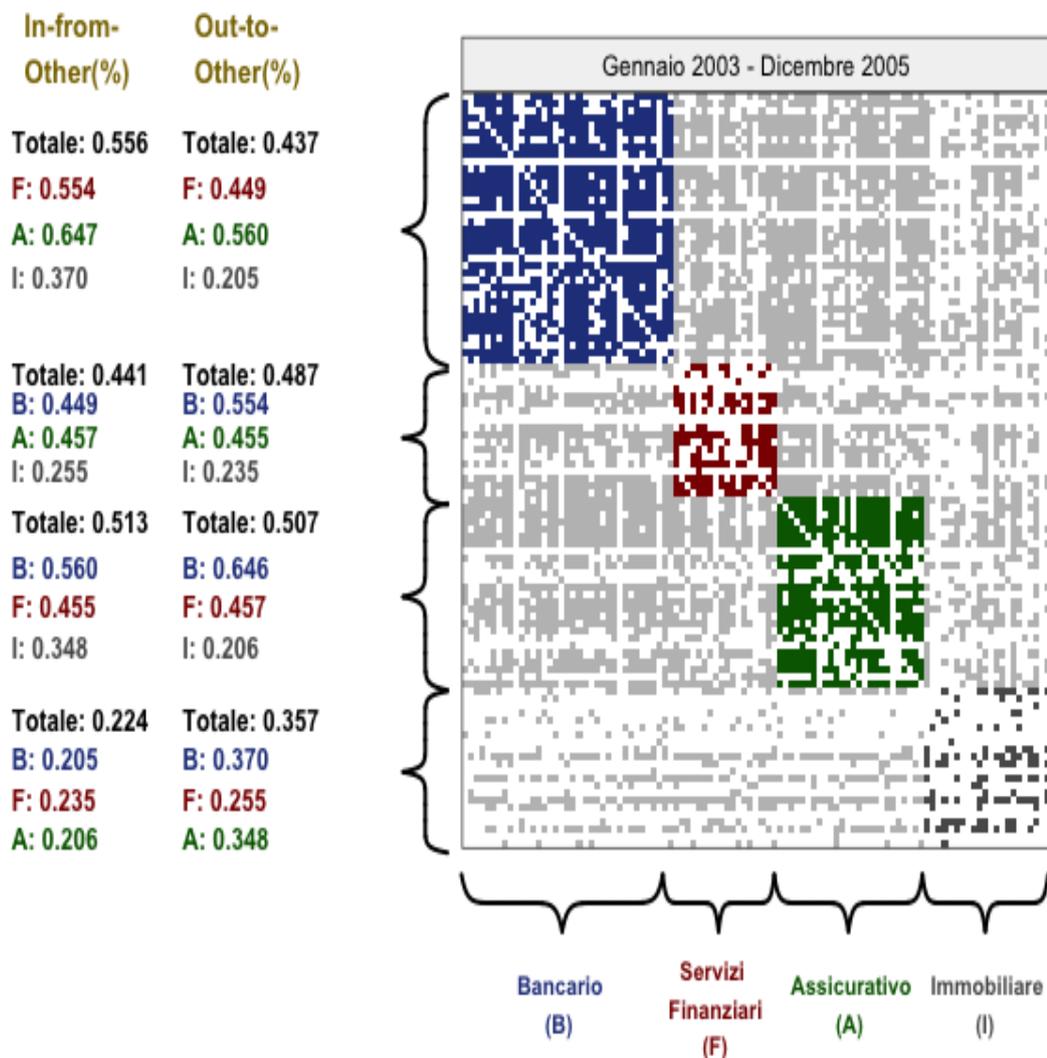


Figura 3.8: Rete relativa al periodo Gennaio 2003-Dicembre 2005. Viene evidenziata la struttura blocco diagonale della rete che fa riferimento ai diversi settori in cui si ripartiscono le istituzioni.

le numerosità campionarie dei settori i -esimo e j -esimo.

Se si considera ad esempio il settore bancario, relativamente all'*In-from-Other*, è possibile ricavare la percentuale di connessioni che tale settore riceve, indipendentemente dal settore da cui parte il flusso informativo; la stessa cosa può essere fatta relativamente ad uno specifico settore: se si è interessati,

ad esempio, a determinare la percentuale di connessioni che dal settore dei servizi finanziari arrivano al settore bancario è necessario calcolare il numero di connessioni che partono dal primo e arrivano al secondo, e dividere tale numero per il prodotto delle numerosità campionarie dei due settori, che identifica il numero totale di connessioni che possono venire a crearsi. È possibile ricavare tali statistiche per ogni settore e, in ugual modo, relativamente all'*Out-to-Other* con le opportune modifiche. In questo modo è possibile descrivere i legami tra i diversi settori, oltre a quelli tra le singole istituzioni, così da individuare i principali canali di diffusione di uno stato di crisi.

Raggruppando le istituzioni sulla base del mercato su cui sono quotate è poi possibile ottenere un'interpretazione economica legata ai mercati, e capire come questi sono legati tra loro nei diversi periodi di tempo considerati. Attraverso il grafico in Figura 3.9 è possibile visualizzare le connessioni che intercorrono tra le principali borse europee e determinare quali tra queste fungono da centro nevralgico nel processo di diffusione di un eventuale stato di stress: il colore delle connessioni dipende dal settore di appartenenza dell'istituzione che fa partire il flusso informativo, mentre la dimensione del pallino relativo a ciascuna borsa rappresenta il numero complessivo di istituzioni coinvolte nell'analisi che appartengono a quella borsa. Più grande è il pallino maggiore è il numero di aziende: Londra, ad esempio, risulta essere la borsa con il maggior numero di istituzioni coinvolte, ben 30 su 103. Anche da questa visualizzazione grafica, come dalla precedente, è possibile ricavare gli indicatori di rete *In-from-Other* e *Out-to-Other* che, tuttavia, racchiudono ora informazione differente; attraverso queste statistiche infatti è possibile determinare i mercati più esposti ad uno stato di crisi e quelli che determinano il contagio. Nella situazione di relativa tranquillità del periodo Gennaio 2013 - Dicembre 2005, Helsinki e Francoforte sono le piazze da cui parte il maggior numero di connessioni, mentre Madrid, Praga e Vienna quelle più esposte al contagio.

3.2.3 Analisi dei principali shock finanziari

Con l'utilizzo di queste tipologie di grafici è inoltre possibile determinare come la rete evolve nel tempo e come reagisce ai principali shock finanziari.

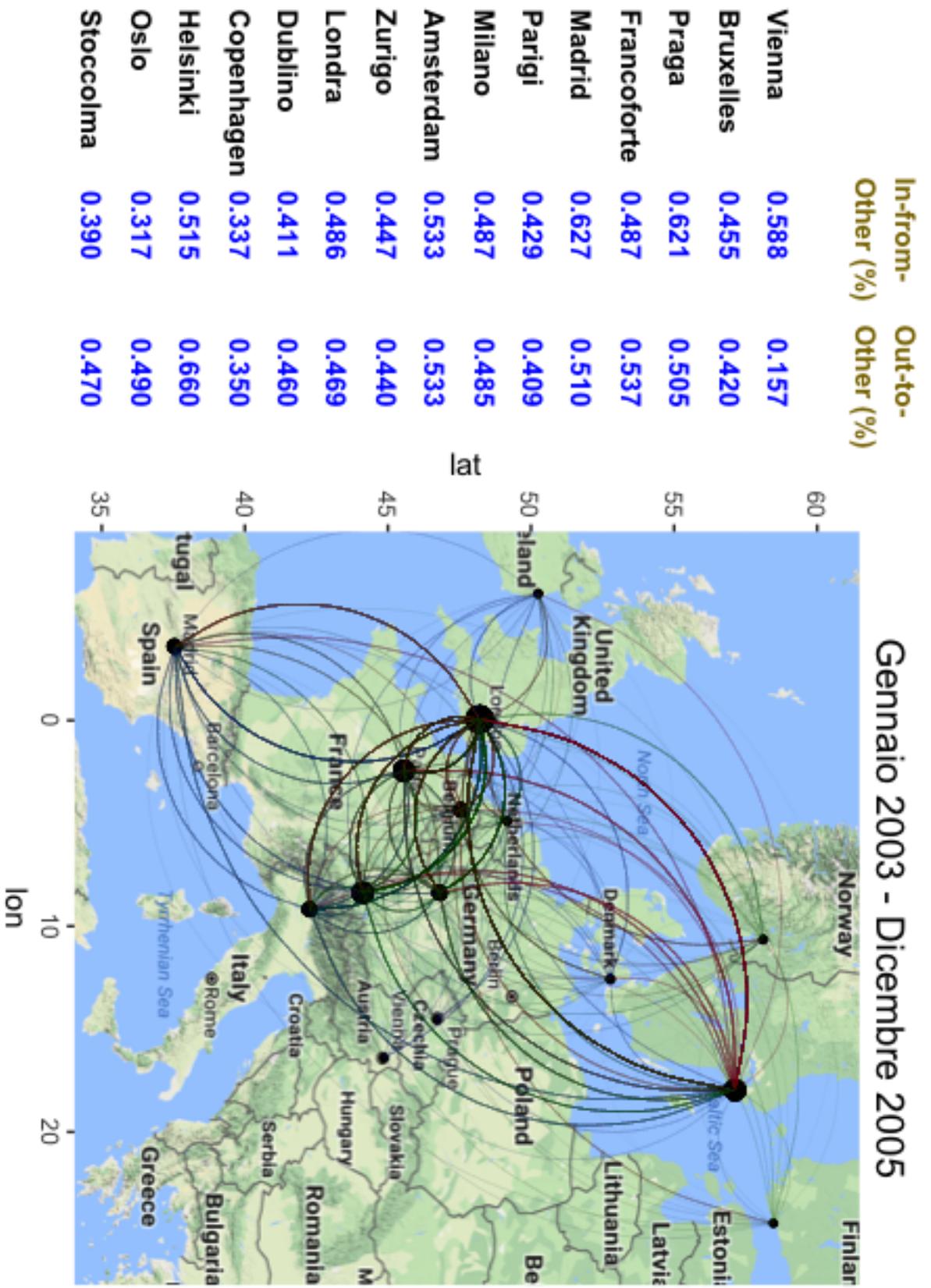


Figura 3.9: Mappa della rete sistemica europea nel periodo Gennaio 2003 - Dicembre 2005.

È possibile poi, attraverso gli indicatori di rete, cogliere e analizzare alcuni segnali di allerta in merito ad un possibile stato di stress finanziario. Per questo motivo si passa ora ad analizzare i principali eventi che hanno colpito il sistema finanziario europeo nell'ultimo decennio; in particolare si vuole capire se esista o meno una corrispondenza tra l'informazione estrapolata dalla rete e gli eventi verificatosi.

La crisi finanziaria del 2007-2009

Tra i più recenti eventi negativi degli ultimi decenni vi è, come già anticipato, la crisi economica del 2007-2009 che, iniziata negli Stati Uniti nel 2007 a causa dello scoppio di una bolla sul mercato immobiliare, si propagò rapidamente assumendo sempre più dimensioni globali. Relativamente all'impatto che questa crisi finanziaria ha avuto sullo scenario europeo, i dati in Tabella 3.1 e i grafici in Figura 3.10 mostrano come la percentuale di connessioni tra le istituzioni iniziò ad aumentare proprio nei periodi antecedenti alla crisi: prendendo come riferimento la rete del periodo Gennaio 2006 - Dicembre 2008 emerge come la densità della rete aumentò del 72% rispetto ad un periodo di relativa tranquillità dei mercati come Gennaio 2003 - Gennaio 2005. Andando più nello specifico, a livello settoriale si evincono dei risultati interessanti: si vede innanzitutto come non solo aumentò il numero di connessioni tra le istituzioni di uno stesso settore, ma anche tra istituzioni appartenenti a settori differenti, in particolare tra quelle del settore bancario e le rimanenti; è importante inoltre evidenziare i casi relativi ai settori dei servizi finanziari e a quello immobiliare i quali, in condizioni tranquille di mercato risultavano essere poco connessi alle altre istituzioni, salvo poi triplicare i legami nel periodo di crisi, sia internamente ai propri settori sia esternamente. Anche a livello di intensità delle relazioni emergono risultati interessanti come già anticipato osservando i grafici in Figura 3.7, con il settore bancario e quello dei servizi finanziari che aumentano notevolmente la magnitudine delle relazioni all'interno di ciascun settore. Per quanto riguarda infine l'interpretazione legata ai mercati dove sono quotate le istituzioni coinvolte, dalla Tabella 3.2 si nota facilmente come i mercati risultarono essere quasi tutti molto interconnessi tra loro, con alcune delle principali piazze

finanziarie europee (Francoforte, Londra, Milano, Madrid) che presentavano un'elevata percentuale di connessioni in uscita; in generale comunque quasi tutte le piazze presentarono numeri elevati in termini di connessioni in entrata e in uscita. Tuttavia, nonostante il numero di connessioni aumentò drasticamente, non fu in questa occasione che raggiunse il suo apice.

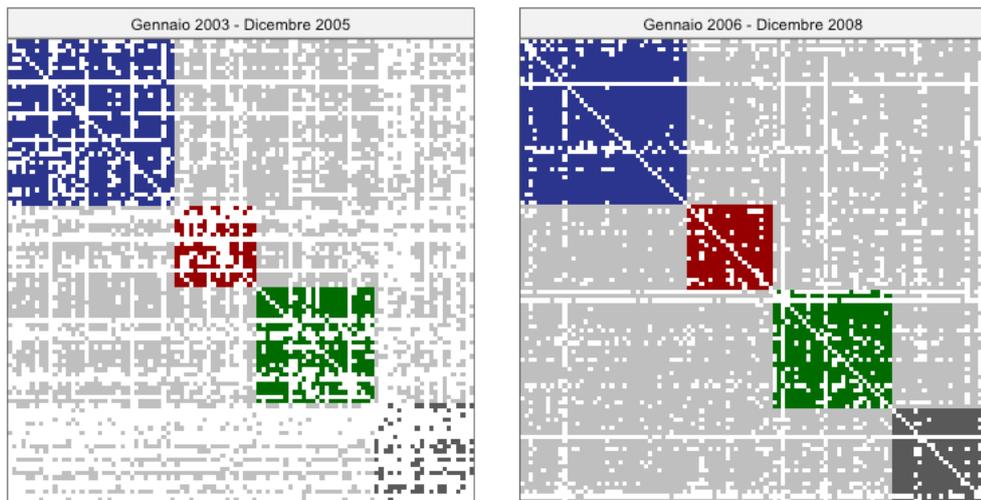


Figura 3.10: Sinistra: Periodi di tranquillità sui mercati. Destra: la crisi dei mutui subprime.

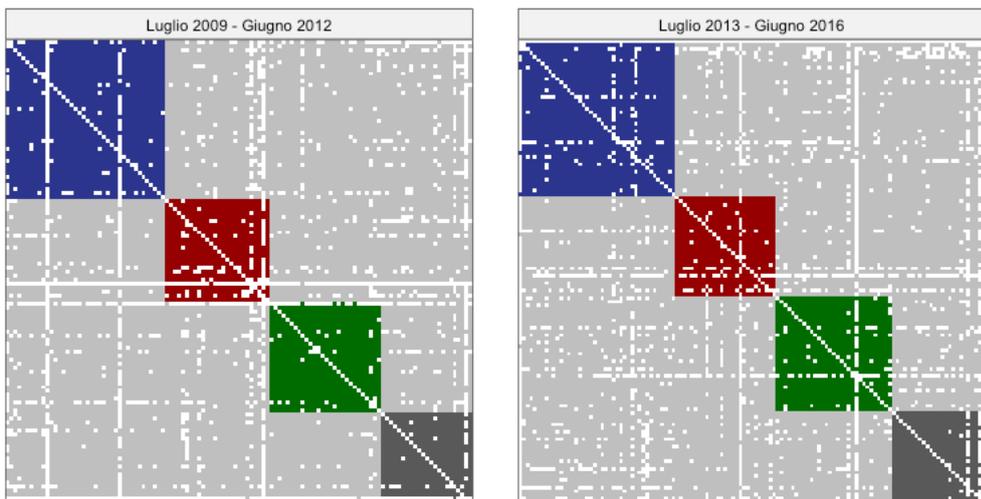


Figura 3.11: Sinistra: la crisi del debito sovrano. Destra: la Brexit.

Tabella 3.1: Indicatori di rete estrapolati dai grafici in Figura 3.10 e 3.11.

Settore	TO			
	Bancario (%)	Servizi Finanziari (%)	Assicurativo (%)	Immobiliare (%)
Gennaio 2003 - Dicembre 2005 (47.89%)				
FROM				
Bancario	0.682	0.449	0.560	0.205
Servizi Finanziari	0.554	0.408	0.455	0.235
Assicurativo	0.647	0.457	0.574	0.206
Immobiliare	0.370	0.255	0.348	0.216
Gennaio 2006 - Dicembre 2008 (82.15%)				
FROM				
Bancario	0.874	0.869	0.793	0.763
Servizi Finanziari	0.773	0.787	0.761	0.689
Assicurativo	0.751	0.713	0.697	0.666
Immobiliare	0.790	0.723	0.726	0.777
Luglio 2009 - Giugno 2012 (88.51%)				
FROM				
Bancario	0.919	0.831	0.841	0.821
Servizi Finanziari	0.841	0.780	0.797	0.773
Assicurativo	0.900	0.830	0.869	0.846
Immobiliare	0.812	0.766	0.798	0.826
Luglio 2012 - Giugno 2015 (70.27%)				
FROM				
Bancario	0.733	0.698	0.597	0.582
Servizi Finanziari	0.688	0.731	0.615	0.648
Assicurativo	0.699	0.721	0.705	0.654
Immobiliare	0.589	0.708	0.496	0.815
Luglio 2013 - Giugno 2016 (87.78%)				
FROM				
Bancario	0.894	0.836	0.840	0.798
Servizi Finanziari	0.832	0.832	0.822	0.825
Assicurativo	0.831	0.802	0.866	0.837
Immobiliare	0.821	0.810	0.812	0.853

La crisi del debito sovrano

La crisi economica del 2007-2009 si aggravò ulteriormente in seguito alle crisi dei debiti pubblici di alcuni stati europei, tra cui l'Italia, la Spagna e la Grecia, che presero forma a cavallo tra la fine del 2009 e l'inizio del 2010; si attuarono così dei piani di salvataggio finanziario al fine di scongiurare il rischio di *default*. Questi aiuti, tuttavia, comportarono un'ulteriore ondata negativa sull'economia reale. Tra i principali paesi colpiti dalla crisi vi è senz'altro la Grecia che, nel primo periodo del 2009, sembrava aver risentito meno della crisi globale rispetto ad altri paesi, salvo poi scoprirsi che il governo Karamanlis aveva nascosto un buco di bilancio nei conti di Atene, sconosciuto alle autorità europee. Guardando sempre ai dati in Tabella 3.1 e alle matrici di adiacenza in Figura 3.11 emerge come la percentuale di connessioni tra le istituzioni di uno stesso settore o di un diverso settore superi le cifre toccate durante la crisi dei mutui subprime; in particolare si evidenziano l'elevato tasso di connessione interno al settore bancario, pari al 91.9%, e le percentuali di connessioni in cui questo è coinvolto, superiori all'80%, che lo rendono di diritto canale di diffusione principale dello stato di crisi. Infine, relativamente all'interpretazione delle diverse piazze finanziarie europee, emerge come quasi tutte presentino una percentuale di connessioni in entrata superiore al 90%, a testimonianza del fatto che, a livello di mercato, non vi fu un principale canale di diffusione. Tuttavia, a livello di intensità delle connessioni tra le istituzioni non si riscontra una crescita della magnitudine del coefficiente stimato, a differenza di quanto accaduto durante la crisi dei mutui subprime. Successivamente a questo grave periodo di crisi seguì un periodo di più relativa calma sui mercati, comportamento che gli indicatori di rete permettono ancora una volta di cogliere; prendendo la finestra Luglio 2012 - Giugno 2015 come periodo di riferimento, si vede come le percentuali di connessioni tra i diversi settori diminuiscano, con il settore finanziario non più centro di diffusione dello stato di stress; inoltre anche a livello di singolo settore le istituzioni risultano essere meno connesse, fatta eccezione per il settore immobiliare che sembra risentire ancora fortemente dei precedenti periodi di stress. A livello globale, la densità della rete si riduce del 20.6% rispetto a Luglio 2009 - Giugno 2012. Per quanto riguarda invece le relazioni

tra le principali piazze d'affari europei, anche qui le connessioni diminuiscono fortemente rispetto ai periodi di crisi e solamente le borse di Francoforte, Amsterdam e Bruxelles presentano un tasso di connettività superiore alla media.

La Brexit

Descritte le principali crisi finanziarie attraverso gli indicatori di rete si passa ad analizzare la rete relativa al periodo che ingloba i dati dell referendum che ha portato all'uscita del Regno Unito dall'Unione Europea la Brexit, un evento che, anche dalle statistiche presentate al Capitolo 3, sembra poter avere avuto un effetto sul rischio sistemico europeo; la rete considerata è quella relativa al periodo Luglio 2013 - Giugno 2016. La densità della rete ha toccato picchi precedentemente raggiunti solamente in corrispondenza delle due principali crisi finanziarie, e risulta essere perfino superiore a quella relativa alla crisi del 2007-2009 (nello specifico 87.7% contro l'82.2%); a livello settoriale i quattro settori risultano essere ben interconnessi tra loro con percentuali che non scendono mai sotto l'80% e, a differenza delle crisi precedenti, non si riesce a identificare in questo caso un principale canale di contagio. Se si guardano però i dati in Tabella 3.2 si nota come Francoforte, Milano, Parigi, Amsterdam e Stoccolma siano le piazze più esposte allo stato di stress implicato da questo evento, con Francoforte e Milano che giocano un ruolo importante anche nella trasmissione del contagio. Per quanto riguarda infine l'entità delle connessioni presenti nella rete si nota un deciso incremento della magnitudine del coefficiente stimato sia a livello globale che di spaccato settoriale; internamente a tutti i settori, come si vede dalla Figura 3.7, l'impatto tra le diverse istituzioni si amplifica fino a toccare livelli raggiunti in precedenza solamente durante la crisi dei mutui subprime. È interessante quindi sottolineare come un evento politico di questo genere abbia avuto ripercussioni di portata notevole sull'intero sistema finanziario europeo.

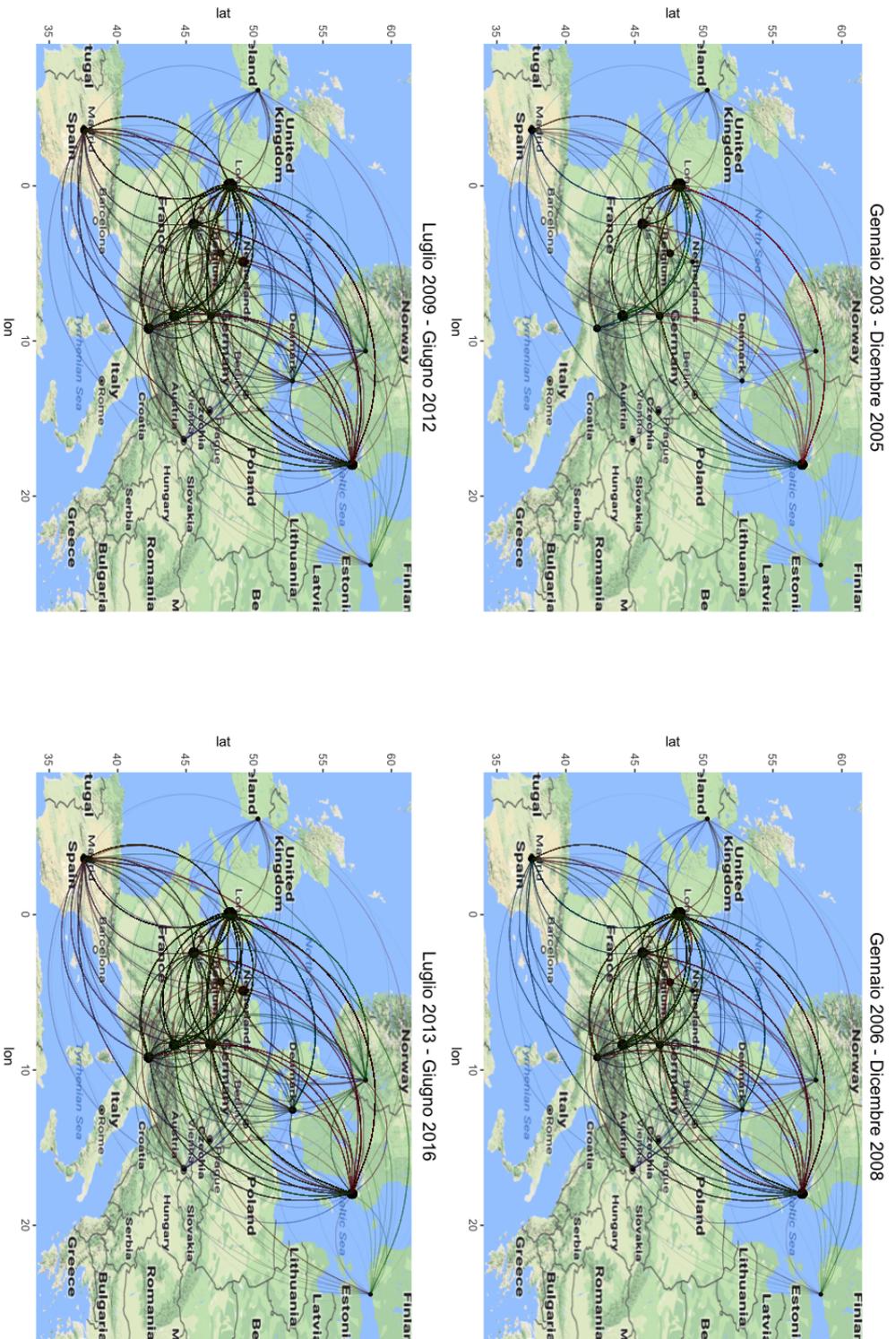


Figura 3.12: In alto a sinistra: periodi di tranquillità sui mercati. In alto a destra: la crisi dei mutui subprime. In basso a sinistra: la crisi del debito sovrano. In basso a destra: la Brexit.

Tabella 3.2: Indicatori di rete estrapolati dai grafici in Figura 3.12.

Piazza	Gen. 2003 - Dic. 2005		Gen. 2006 - Dic. 2008		Lug. 2009 - Giu. 2012		Lug. 2012 - Giu. 2015		Lug. 2013 - Giu. 2016	
	In-from-Other(%)	Out-to-Other(%)								
Vienna	0.588	0.157	0.935	0.907	0.909	0.943	0.661	0.715	0.801	0.874
Bruxelles	0.455	0.420	0.742	0.686	0.925	0.929	0.746	0.785	0.900	0.898
Praga	0.592	0.476	0.780	0.844	0.812	0.897	0.195	0.398	0.568	0.752
Francoforte	0.487	0.537	0.861	0.839	0.901	0.899	0.767	0.777	0.908	0.916
Madrid	0.626	0.510	0.925	0.827	0.905	0.784	0.663	0.652	0.860	0.878
Parigi	0.429	0.409	0.870	0.878	0.940	0.879	0.776	0.724	0.918	0.896
Milano	0.487	0.485	0.802	0.839	0.905	0.914	0.721	0.692	0.909	0.929
Amsterdam	0.533	0.533	0.915	0.865	0.947	0.947	0.858	0.797	0.926	0.891
Zurigo	0.447	0.440	0.796	0.739	0.803	0.844	0.558	0.665	0.825	0.826
Londra	0.486	0.469	0.766	0.825	0.843	0.881	0.679	0.656	0.871	0.867
Dublino	0.411	0.460	0.463	0.720	0.639	0.726	0.289	0.442	0.345	0.480
Copenhagen	0.337	0.350	0.883	0.795	0.856	0.876	0.664	0.637	0.942	0.859
Helsinki	0.388	0.534	0.917	0.651	0.940	0.940	0.821	0.870	0.944	0.944
Oslo	0.317	0.490	0.786	0.850	0.930	0.961	0.447	0.733	0.907	0.885
Stoccolma	0.390	0.470	0.859	0.842	0.952	0.914	0.789	0.692	0.898	0.887

Capitolo 4

L'analisi predittiva

In questo capitolo si vuole valutare innanzitutto se gli indicatori associati alle reti analizzate siano in grado di spiegare i forti periodi di stress finanziari e, se possibile, di anticiparli. Per fare questo è necessario condurre quindi un'analisi a livello contemporaneo e a livello ritardato, considerando come variabili esplicative gli indicatori di rete calcolati in ogni diverso istante temporale, molti dei quali già utilizzati a scopo descrittivo nel Capitolo 3, e come variabile risposta il rendimento mensile di un particolare indice. In particolare le analisi vengono condotte prima relativamente allo STOXX 600 e poi allo STOXX 600 *Financials*. Gli indicatori di rete estrapolati possono essere ripartiti in 3 macro categorie:

- Indicatori *globali*: sono quegli indicatori relativi alla struttura globale della rete, in particolare quelli considerati sono densità, reciprocità, transitività, assortatività, diametro e la media dei longest paths.
- Indicatori *settoriali*: sono quegli indicatori relativi alle relazioni che intercorrono all'interno della rete tra i diversi settori, in particolare si considerano le percentuali di connessioni in entrata e in uscita di ogni settore.
- Indicatori *di mercato*: sono quegli indicatori relativi alle relazioni che intercorrono all'interno della rete tra le diverse borse europee, in particolare si considerano le percentuali di connessioni in entrata e in uscita di ogni borsa.

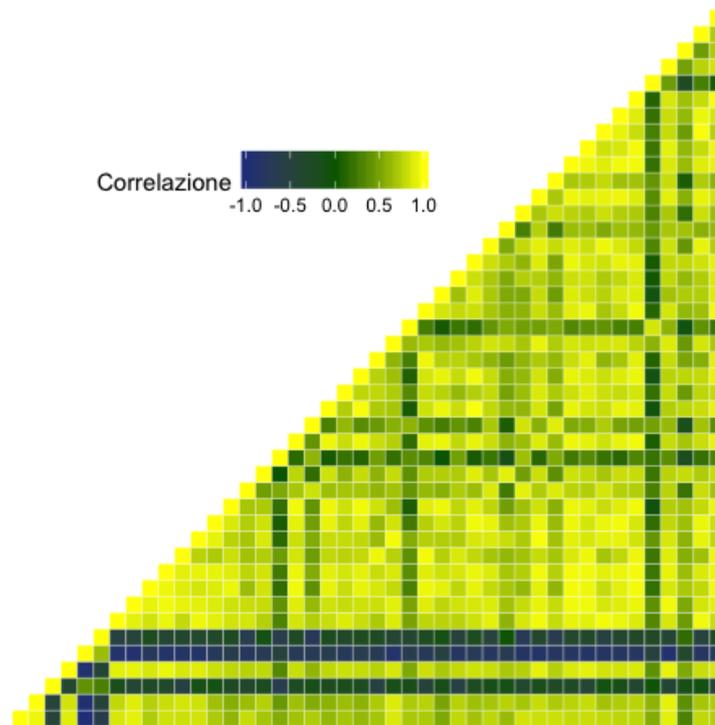


Figura 4.1: Matrice di correlazione degli indicatori di rete.

In totale vengono utilizzati 44 indicatori, 6 di tipo globale, 8 di tipo settoriale e 30 di mercato, che risultano essere fortemente correlati tra loro come si può ben vedere dalla matrice di correlazione in Figura 4.1. Per tale motivo e per l'elevato numero di variabili esplicative un'analisi di regressione lineare semplice risulterebbe essere alquanto fuorviante ed è per questo che si preferisce adottare tecniche statistiche differenti, come la *Regressione con le Componenti Principali* (PCR) e la *Partial Least Square Regression* (PLSR); inoltre anche la numerosità campionaria relativamente modesta, gli indicatori si basano su 144 reti, suggerisce l'utilizzo di tali tecniche.

4.1 Metodi per la riduzione della dimensionalità

I metodi di regressione multivariata come PCR e PLSR hanno acquisito grande popolarità in numerosi ambiti di applicazione, in quanto sono stati disegnati per far fronte a quelle situazioni in cui molte variabili esplicative

sono altamente correlate tra loro e vi è una ridotta numerosità campionaria. Nell'usuale contesto di regressione lineare multipla la soluzione ai minimi quadrati per

$$Y = X\beta + E \quad (4.1)$$

è data da

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y. \quad (4.2)$$

Il problema spesso è che $X^T X$ è singolare, o a causa del fatto che si dispone di un numero di variabili superiori al numero di osservazioni, o a causa della presenza di collinearità. Sia PCR che PLSR superano questi problemi con la decomposizione della matrice X in una matrice di punteggi ortogonali T , detti *scores* e in una matrice di *loadings* P :

$$X = TP, \quad (4.3)$$

e regredendo Y non su X stessa ma sulle colonne degli *scores* T . Nella PCR, gli *scores* sono ricavati dai vettore singolari sinistri di X , moltiplicati con i corrispondenti valori singolari, mentre i *loadings* sono i vettori singolari destri di X . Questo approccio, comunque, tiene in considerazione solamente l'informazione relativa a X , e può essere quindi sub-ottimale in ottica di previsione. Mediante PLSR si cerca invece di incorporare l'informazione relativa sia a X sia a Y nella definizione degli *scores* e dei *loadings*; difatti, per uno specifico algoritmo di questo approccio, può essere mostrato che gli *scores* e i *loadings* vengono scelti in modo tale da descrivere quanto più possibile la covarianza tra X e Y , mentre la PCR si concentra sulla varianza di X .

Nella PCR, la matrice X viene approssimata dalle prime k componenti principali, ottenute di solito attraverso la decomposizione in valore singolare:

$$\begin{aligned} X &= \tilde{X}_{(k)} + E_X \\ &= (U_{(k)} D_{(k)}) V_{(k)}^T + E_X \\ &= T_{(k)} P_{(k)}^T + E_X. \end{aligned} \quad (4.4)$$

Dopodiché si regredisce Y sui punteggi ricavati, ottenendo così i coefficienti di regressione:

$$\begin{aligned} \hat{\beta} &= P(T^T T)^{-1} T^T Y \\ &= V D^{-1} U^T Y, \end{aligned} \quad (4.5)$$

dove i pedici sono stati eliminati per facilità di comprensione.

Nella PLSR, le componenti, chiamate variabili latenti in questo contesto, vengono ottenute iterativamente; si inizia con la decomposizione in valore singolare della matrice $S = X^T Y$ che contiene quindi informazione sulla varianza sia in X che in Y , e sulla correlazione tra le due. I primi vettori singolari sinistri e destri, w e q , sono utilizzati come vettori dei pesi per X e Y , rispettivamente, per ottenere i punteggi t e u :

$$t = Xw = Ew \quad (4.6)$$

$$u = Yq = Fq, \quad (4.7)$$

dove E e F sono inizializzate come X e Y . Gli *scores* t relativi a X vengono spesso normalizzati, mentre gli *scores* u relativi a Y non sono in realtà necessari nella regressione ma vengono spesso utilizzati a scopi interpretativi. Detto questo, i *loadings* di X e Y sono ottenuti con una regressione sullo stesso vettore t :

$$p = E^T t \quad (4.8)$$

$$q = F^T t. \quad (4.9)$$

Infine, l'informazione relativa a questa variabile latente, nella forma dei prodotti tp^T e tq^T , viene sottratta dalle attuali matrici E e F :

$$E_{n+1} = E_n - tp^T \quad (4.10)$$

$$F_{n+1} = F_n - tq^T. \quad (4.11)$$

La stima della successiva componente inizia con la decomposizione in valore singolare del prodotto matriciale $E_{n+1}^T F_{n+1}$. Dopo ogni iterazione i vettori w , t , p e q vengono salvati come colonne nelle matrici W , T , P e Q , rispettivamente; tuttavia le colonne della matrice W non possono essere confrontate direttamente. È stato mostrato che un modo alternativo per rappresentare i pesi in modo tale che tutte le colonne si riferiscano alla matrice originale X è:

$$R = W(P^T W)^{-1}. \quad (4.12)$$

Ora, come nel caso della PCR, invece di regredire Y su X si utilizzano i punteggi T per calcolare i coefficienti di regressione, e si riportano poi questi

alle variabili originali pre moltiplicandoli per la matrice R (poiché $T = XR$):

$$\begin{aligned}\hat{\beta} &= R(T^T)^{-1}T^TY \\ &= RT^TY \\ &= RQ^T.\end{aligned}\tag{4.13}$$

Anche qui vengono usate solo le prime k componenti dove il numero k ottimale deve essere determinato secondo uno specifico criterio.

4.2 Stima dei modelli

A livello contemporaneo

Vengono innanzitutto stimate le regressioni a livello contemporaneo per capire se gli indicatori estrapolati riescano a spiegare l'andamento dello STOXX 600 e dello STOXX 600 *Financials*; nello specifico vengono utilizzate le tecniche di PCR e PLSR prima relativamente all'indice globale e poi a quello esclusivamente finanziario. Tutto ciò viene fatto dopo aver standardizzato le variabili esplicative utilizzate. Detto questo è necessario definire il criterio utilizzato per la scelta del numero ottimale di componenti principali e di variabili latenti utilizzate, rispettivamente per PCR e PLSR; poiché gli indicatori utilizzati nella regressione sono dati dipendenti l'utilizzo della convalida incrociata, il metodo più in voga per selezionare il numero di componenti, non sembra essere la soluzione migliore. Per questo motivo si selezionano le componenti in base alla quota di varianza spiegata relativa alla matrice X di variabili esplicative; si è deciso di utilizzare 7 componenti principali per entrambe le tecniche, poiché permettono di spiegare il 97.44% della variabilità dei regressori nel caso della PCR e il 96.77% nel caso della PLSR.

In Tabella 4.1 vengono riportati i risultati delle regressioni ottenute. Mediante la PCR si riesce a spiegare il 6.18% della variabilità del rendimento dello STOXX 600 a livello contemporaneo, e il 7.46% dello STOXX 600 *Financials*; come ci si aspettava la variabilità colta di quest'ultimo indice è maggiore rispetto al primo, dato che all'interno dello STOXX 600 vi sono molti altri settori che ne determinano la variabilità. A livello interpretativo in tutti e due i casi risultano essere significative solamente la componente 2

e la componente 6 tra le 7 estratte; in particolare la componente 6 risulta essere particolarmente significativa e, analizzando i *loadings* in Appendice, emerge come questa componente faccia riferimento alle percentuali di connessione in entrata dei settori dei servizi finanziari e immobiliare, e di molte piazze europee. Il valore negativo del coefficiente associato a tale componente evidenzia come, al netto delle altre componenti, un aumento delle relazioni di dipendenza da altre istituzioni porti ad ottenere rendimenti degli indici inferiori.

Attraverso i PLSR si riesce a spiegare, sempre a livello contemporaneo, fino al 20.42% della variabilità dello STOXX 600 e fino al 23.31% dello STOXX 600 *Financials*; la maggiore variabilità colta rispetto alla PCR è motivato dal fatto che le variabili latenti sono ottenute massimizzando la covarianza tra le variabili esplicative e la variabile risposta, la quale viene invece esclusa nell'ottenere le componenti nella PCR. A livello interpretativo tutte le variabili latenti, ad eccezione di una, risultano quindi essere statisticamente significative dato che vengono costruite tenendo in considerazione la natura della variabile risposta. In particolare la variabile latente 3 risulta essere fortemente significativa per entrambi gli indici con un coefficiente di segno positivo; dando uno sguardo ai *loadings* si evince come questa variabile faccia riferimento al diametro della rete, a testimonianza del fatto che più il diametro aumenta, e quindi più la rete è meno densa, più l'andamento degli indici aumenta.

A livello ritardato

Una volta stimate le regressioni a livello contemporaneo si procede, sempre per lo STOXX 600 e lo STOXX 600 *Financials*, con la stima a livello ritardato. Quello che viene fatto è regredire il rendimento mensile degli indici all'istante t sugli indicatori di rete estrapolati dalla rete costruita sui dati disponibili fino all'istante $t - 1$: banalmente, se si considerano gli indicatori relativi alla rete Gennaio 2003 - Dicembre 2005 si è interessati a spiegare il rendimento mensile di Gennaio 2016. Anche in questo caso vengono comparate PCR e PLSR e, come in precedenza, vengono utilizzate 7 componenti che spiegano rispettivamente il 97.44% e il 95.89% della variabilità dei regressori.

Tabella 4.1: Risultati delle regressioni per gli indici di mercato a livello contemporaneo.

PCR	STOXX 600 ($R^2 = 6.18\%$)				STOXX 600 Financials ($R^2 = 7.46\%$)			
	Stime dei coefficienti	Errori standard	Statistica t	p-value	Stime dei coefficienti	Errori standard	Statistica t	p-value
PC1	-0.0045	0.0052	-0.863	0.3899	-0.0058	0.0081	-0.712	0.4778
PC2	0.0237	0.0105	2.259	0.0255	0.0324	0.0164	1.978	0.0499
PC3	-0.0071	0.0125	-0.565	0.5728	-0.0153	0.0195	-0.786	0.4334
PC4	0.0142	0.0161	0.879	0.3810	0.0136	0.0251	0.543	0.5879
PC5	0.0054	0.0223	0.244	0.8074	0.0273	0.0347	0.786	0.4330
PC6	-0.0934	0.0314	-2.978	0.0034	-0.1624	0.0489	-3.324	0.0011
PC7	0.0356	0.0476	0.748	0.4559	0.0918	0.0741	1.238	0.2178

PLSR	STOXX 600 ($R^2 = 20.42\%$)				STOXX 600 Financials ($R^2 = 23.31\%$)			
	Stime dei coefficienti	Errori standard	Statistica t	p-value	Stime dei coefficienti	Errori standard	Statistica t	p-value
PC1	0.0187	0.0072	2.579	0.0109	0.0308	0.0119	2.565	0.0114
PC2	0.0185	0.0077	2.393	0.0181	0.0299	0.0119	2.501	0.0136
PC3	0.0793	0.0236	3.367	0.0009	0.1360	0.0348	3.908	0.0001
PC4	0.0359	0.0172	2.095	0.0380	0.0487	0.0236	2.060	0.0413
PC5	0.0321	0.0202	1.587	0.1148	0.0850	0.0391	2.177	0.0312
PC6	0.1178	0.9367	3.205	0.0017	0.1199	0.0424	2.830	0.0054
PC7	0.0523	0.0312	1.675	0.0962	0.0964	0.0416	2.314	0.0222

Attraverso la PCR si riesce a spiegare il 7.26% dello STOXX 600 e il 6.02% dello STOXX 60 *Financials*, con la componente 6 che risulta essere fortemente significativa come nell'analisi a livello contemporaneo, e che fa riferimento alle stesse variabili illustrate in precedenza. Anche a livello ritardato i risultati ottenuti mediante PLSR continuano ad essere migliori, come si può vedere in Tabella 4.2, riuscendo a spiegare il 18.36% dello STOXX 600 e il 20.25% dello STOXX 600 *Financials*.

4.3 Previsioni

Una volta stimati i modelli e catturata una parte della variabilità degli indici di mercato si cerca di anticiparne l'andamento attraverso un'analisi di previsione; anche in questa circostanza vengono utilizzati i due approcci PCR e PLSR così da confrontarne i risultati ottenuti. Nello specifico si cerca di prevedere l'andamento mensile degli indici rispetto agli ultimi due anni di dati a disposizione, 2016 e 2017; a tal fine vengono perseguite due strade diverse in fase di stima: la prima utilizza una finestra *rolling* di osservazioni, ovvero la numerosità campionaria rimane fissata e i dati vengono aggiornati passo dopo passo, mentre la seconda utilizza una finestra che si espande, agglomerando quindi una nuova osservazione ad ogni passo. In entrambi i casi, dati gli indicatori all'istante $t-1$, si cerca di prevedere il rendimento all'istante t . Per quanto riguarda la stima attraverso la finestra di osservazioni *rolling* vengono utilizzati 5 anni di dati, che corrispondono a 60 osservazioni campionarie data la natura mensile degli indicatori; per prevedere quindi l'andamento di Gennaio 2016 i modelli verranno stimati sugli indicatori relativi ai periodi che intercorrono tra Gennaio 2011 e Dicembre 2015, per prevedere Febbraio 2016 sugli indicatori tra Febbraio 2011 e Gennaio 2016, e così via. Nel caso in cui viene utilizzata invece una finestra che si espande gli indicatori utilizzati per prevedere Gennaio 2016 fanno sempre riferimento al periodo Gennaio 2011 - Dicembre 2015; tuttavia, a differenza della finestra *rolling*, la previsione di Febbraio 2016 si basa sugli indicatori relativi al periodo Gennaio 2011 e Gennaio 2016, e così via. In questo senso la finestra si espande, in quanto agglomera passo dopo passo una nuova osservazione che viene utilizzata nella fase di stima dei modelli. Come metrica per valutare la bontà della previsio-

Tabella 4.2: Risultati delle regressioni per gli indici di mercato a livello ritardato.

PCR	STOXX 600 ($R^2 = 7.26\%$)				STOXX 600 Financials ($R^2 = 6.02\%$)			
	Stime dei coefficienti	Errori standard	Statistica t	p-value	Stime dei coefficienti	Errori standard	Statistica t	p-value
PC1	-0.0048	0.0052	-0.932	0.3527	-0.0072	0.0082	-0.879	0.3808
PC2	0.0287	0.0105	0.274	0.7843	0.0100	0.0165	0.606	0.5453
PC3	-0.0232	0.0125	-1.850	0.0665	-0.0346	0.0198	-1.751	0.0822
PC4	0.0205	0.0161	1.281	0.2024	0.0279	0.0253	1.103	0.2718
PC5	-0.0018	0.0223	-0.078	0.9377	0.0234	0.0360	0.651	0.5164
PC6	-0.1060	0.0314	-3.392	0.0009	-0.1575	0.0494	-3.190	0.0018
PC7	-0.0369	0.0476	-0.778	0.4379	-0.0212	0.0748	-0.283	0.7778

PLSR	STOXX 600 ($R^2 = 18.36\%$)				STOXX 600 Financials ($R^2 = 20.25\%$)			
	Stime dei coefficienti	Errori standard	Statistica t	p-value	Stime dei coefficienti	Errori standard	Statistica t	p-value
PC1	0.0148	0.0069	2.147	0.0336	0.0231	0.0108	2.135	0.0346
PC2	0.0315	0.0107	2.955	0.0037	0.0453	0.0159	2.841	0.0052
PC3	0.0661	0.0218	3.033	0.0029	0.0905	0.0313	2.889	0.0045
PC4	0.0236	0.0144	1.633	0.1048	0.0419	0.0216	1.935	0.0551
PC5	0.0190	0.0157	1.214	0.2269	0.0471	0.0305	1.545	0.1247
PC6	0.1646	0.0547	3.011	0.0031	0.2243	0.0709	3.162	0.0019
PC7	0.0899	0.0505	1.782	0.0769	0.1088	0.0446	2.439	0.0160

ne viene utilizzato l'errore quadratico medio (MSE). Dai risultati in Tabella 4.3 si riscontra che le previsioni ottenute con PLSR risultano essere migliori rispetto a quelle ottenute con PCR, quando si utilizza una finestra di tipo *rolling*; in questo caso infatti si riesce a prevedere meglio sia l'andamento dello STOXX 600 sia dello STOXX 600 *Financials* attraverso l'utilizzo di PLSR. Relativamente alla finestra che si espande invece, mediante PCR si ottiene una maggiore accuratezza predittiva rispetto a PLSR, per tutti e due gli indici. Tuttavia gli errori ottenuti con la finestra di tipo *rolling* sono notevolmente inferiori rispetto a quelli ottenuti con la finestra in espansione, e portano dunque a preferire la prima strada in ottica predittiva.

Tabella 4.3: Errori di previsione dell'andamento degli indici.

MSE	STOXX 600		STOXX 600 Financials	
	Finestra <i>rolling</i>	Finestra in espansione	Finestra <i>rolling</i>	Finestra in espansione
PCR	0.00052	0.00077	0.00144	0.00214
PLSR	0.00038	0.00209	0.00093	0.00384

Globalmente, comunque, le previsioni ottenute risultano essere piuttosto accurate, a testimonianza del fatto che il contenuto informativo estrapolato dalla rete permette di anticipare l'evoluzione futura dell'andamento degli indici cui fanno riferimento le istituzioni analizzate. In particolare le previsioni ottenute mediante PLSR con una finestra *rolling* in corrispondenza della Brexit risultano essere molto vicine all'effettivo rendimento registrato: come si può vedere in Tabella 4.4 infatti, sebbene le previsioni sottostimino il rendimento mensile di Giugno 2016, gli indicatori permettono di anticipare in buona misura l'imminente ripercussione di uno stato di stress sulla rete finanziaria europea. Anche le previsioni ottenute mediante PCR riescono a cogliere l'andamento negativo degli indici, tuttavia in maniera più contenuta. Attraverso PLSR con una finestra in espansione, invece, non si riesce a prevedere correttamente l'incremento del rischio sistemico sullo scenario europeo, rendendo questa strada non adatta a fini predittivi.

Tabella 4.4: Previsioni in corrispondenza della Brexit.

STOXX 600	Rendimento Giugno 2016:	-0.0518
PCR	Finestra <i>rolling</i> :	-0.0263
	Finestra in espansione:	-0.0199
PLSR	Finestra <i>rolling</i> :	-0.0297
	Finestra in espansione:	0.0186
STOXX 600 <i>Financials</i>	Rendimento Giugno 2016:	-0.1606
PCR	Finestra <i>rolling</i> :	-0.0638
	Finestra in espansione:	-0.0376
PLSR	Finestra <i>rolling</i> :	-0.0892
	Finestra in espansione:	0.0140

Conclusioni

L'obiettivo primario di questo lavoro era quello di valutare il rischio sistemico sullo scenario europeo mediante un'approccio statistico mai utilizzato in precedenza per questo scopo, l'*Expectile regression*. Era di interesse capire se attraverso questa metodologia fosse possibile stimare adeguatamente le relazioni di interdipendenza tra le istituzioni finanziarie analizzate, e se fosse possibile costruire una rete in grado di cogliere i diversi eventi che si verificano sui mercati europei. In particolare si è riposta l'attenzione sull'evoluzione della rete finanziaria europea al fine di individuare alcuni segnali che permettessero di anticipare futuri scenari negativi; per questo motivo sono stati analizzati i comportamenti della rete in corrispondenza delle principali crisi finanziarie dell'ultimo decennio. L'estrapolazione di alcuni indicatori descrittivi della rete ha confermato questa idea, evidenziando inoltre i principali flussi informativi attraverso cui lo stato di stress si propaga. È emerso come nei periodi di crisi il numero di connessioni tra le istituzioni aumenti drasticamente, sia internamente ad uno stesso settore, sia tra settori diversi; si è visto inoltre come questi scenari si ripercuotano in maniera differente sui diversi settori e sui diversi mercati europei. Questo ha permesso di delineare i canali di flusso attraverso cui il contagio si propaga, e di individuare quei settori e quei mercati che maggiormente contribuiscono alla diffusione del rischio sistemico. Si è mostrato poi come sia possibile ricavare informazioni di carattere differente da una rete, così da fornire più interpretazioni in fase di analisi. Infine, era di interesse valutare se l'informazione estrapolata dalla rete permettesse di cogliere e anticipare l'andamento di alcuni indici di mercato. È stata quindi condotta un'analisi a livello contemporaneo e a livello ritardato, che ha sottolineato l'importanza di queste misure in ottica

di regressione prima, e di previsione poi.

Si aprono comunque nuovi scenari verso cui estendere questo lavoro. Innanzitutto si consideri la fase di stima delle relazioni di interdipendenza tra istituzioni mediante *Expectile regression*: queste, invece di venire stimate considerando di volta in volta coppie di istituzioni diverse, potrebbero venire stimate attraverso un'opportuna procedura *LASSO*; nello specifico si potrebbe regredire ogni istituzione su tutte le rimanenti e, attraverso la procedura *LASSO*, individuare quelle che presentano una relazione con essa. In questo modo per ogni istituzione verrebbe stimato un unico modello di regressione multipla e non tanti modelli di regressione semplice in cui si considera di volta in volta una diversa istituzione come regressore. Dal punto di vista dell'analisi delle reti ricavate invece, potrebbe essere interessante valutare se la struttura settoriale in cui si ripartiscono le istituzioni viene colta attraverso un opportuno algoritmo di *community detection*; in questo modo si potrebbe valutare se la struttura viene riconosciuta e come questa evolve nel tempo, sempre relativamente agli shock che colpiscono il sistema finanziario. Infine, poiché per ogni diverso periodo di tempo è stata ricavata una rete, si potrebbe pensare di accorpare queste reti in un *ensore* e, attraverso opportune tecniche statistiche, stimare questo oggetto per studiarne la dinamica e prevederne l'evoluzione futura.

Appendice A

Le istituzioni analizzate

Vengono riportate le istituzioni appartenenti allo *STOXX 600 Financials* analizzate in questa tesi.

Tabella A.1: Le 139 istituzioni analizzate.

Istituzione	Settore	Mercato
3I GROUP	Servizi Finanziari	Londra
AAREAL BANK	Servizi Finanziari	Francoforte
ABN AMRO GROUP	Bancario	Amsterdam
ACKERMANS VAN HAAREN	Servizi Finanziari	Belgio
ADMIRAL GROUP	Assicurativo	Londra
AEGON	Assicurativo	Amsterdam
AGEAS	Assicurativo	Belgio
ALLIANZ	Assicurativo	Francoforte
ALLIED IRISH BANKS	Bancario	Dublino
AMUNDI	Servizi Finanziari	Parigi
AROUNDTOWN	Immobiliare	Parigi
ASR NEDERLAND	Assicurativo	Amsterdam
ASSICURAZIONI GENERALI	Assicurativo	Milano
AVIVA	Assicurativo	Londra
AXA	Assicurativo	Parigi
AZIMUT HOLDING	Servizi Finanziari	Milano
BALOISE-HOLDING AG	Assicurativo	Zurigo
BANCO BPM	Bancario	Milano
BANK OF IRELAND GROUP	Bancario	Dublino
BANKIA	Bancario	Madrid
BANKINTER	Bancario	Madrid
BARCLAYS	Bancario	Londra
BBV.ARGENTARIA	Bancario	Madrid
BANCO DE SABADELL	Bancario	Madrid
BANCO SANTANDER	Bancario	Madrid
BEAZLEY	Assicurativo	Londra
BNP PARIBAS	Bancario	Parigi
BOLSAS Y MERCADOS ESPANOLES	Servizi Finanziari	Madrid
BPER BANCA	Bancario	Milano
BRITISH LAND	Immobiliare	Londra
BUWOG	Immobiliare	Vienna
CAIXABANK	Bancario	Madrid
CAPITAL CNTS.PROPS.	Immobiliare	Londra
CASTELLUM	Immobiliare	Stoccolma
CEMBRA MONEY BANK N ORD	Bancario	Zurigo
CLOSE BROTHERS GROUP	Bancario	Londra
CNP ASSURANCES	Assicurativo	Parigi
COFINIMMO	Immobiliare	Belgio
COMMERZBANK	Bancario	Francoforte
CREDIT AGRICOLE	Bancario	Parigi
CREDIT SUISSE GROUP N	Bancario	Zurigo
CYBG	Bancario	Londra
DANSKE BANK	Bancario	Copenaghen
DERWENT LONDON	Immobiliare	Londra
DEUTSCHE BANK	Bancario	Francoforte
DEUTSCHE BOERSE	Servizi Finanziari	Francoforte
DEUTSCHE EUROSHOP	Immobiliare	Francoforte
DEUTSCHE WOHNEN BR.SHS.	Immobiliare	Francoforte
DIRECT LINE IN.GROUP	Assicurativo	Londra
DNB	Bancario	Oslo
ERSTE GROUP BANK	Bancario	Vienna
EURONEXT	Servizi Finanziari	Parigi
EXOR ORD	Servizi Finanziari	Milano
FABEGE	Immobiliare	Stoccolma
FASTIGHETS BALDER	Immobiliare	Stoccolma
FINECOBANK SPA	Bancario	Milano
FONCIERE DES REGIONS	Immobiliare	Parigi
GEICINA REIT	Immobiliare	Parigi
GJENSIDIGE FORSIKRING	Assicurativo	Oslo
GREAT PORTLAND ESTATES	Immobiliare	Londra
GBL NEW	Servizi Finanziari	Belgio
SOCIETE GENERALE	Bancario	Parigi
HAMMERSON	Immobiliare	Londra
HANNOVER RUCK.	Assicurativo	Francoforte
HARGREAVES LANSDOWN	Servizi Finanziari	Londra
HELVETIA HOLDING	Assicurativo	Zurigo
HISCOX	Assicurativo	Londra

Istituzione	Settore	Mercato
HSBC HDG.	Bancario	Londra
ICADE REIT	Immobiliare	Parigi
IG GROUP HOLDINGS	Servizi Finanziari	Londra
INDUSTRIVARDEN	Servizi Finanziari	Stoccolma
ING GROEP	Bancario	Amsterdam
INTERMEDIATE CAPITAL GP.	Servizi Finanziari	Londra
INTESA SANPAOLO	Bancario	Milano
INTRUM JUSTITIA	Servizi Finanziari	Stoccolma
INVESTEC	Servizi Finanziari	Londra
INVESTOR	Servizi Finanziari	Stoccolma
INTU PROPERTIES	Immobiliare	Londra
JM	Immobiliare	Stoccolma
JULIUS BAER GRUPPE	Bancario	Zurigo
JUPITER FUND MANAGEMENT	Servizi Finanziari	Londra
JYSKE BANK	Bancario	Copenhagen
KBC GROUP	Bancario	Belgio
KINNEVIK	Servizi Finanziari	Stoccolma
KLEPIERRE	Immobiliare	Parigi
KOMERCNI BANKA	Bancario	Praga
LAND SECURITIES GROUP	Immobiliare	Londra
LEG IMMOBILIEN	Immobiliare	Francoforte
LEGAL GENERAL	Assicurativo	Londra
LLOYDS BANKING GROUP	Bancario	Londra
LONDON STOCK EX.GROUP	Servizi Finanziari	Londra
LUNDBERGFÖRETAGEN	Immobiliare	Stoccolma
MAN GROUP	Servizi Finanziari	Londra
MAPFRE	Assicurativo	Madrid
MEDIOBANCA BC.FIN	Bancario	Milano
MERLIN PROPERTIES REIT	Immobiliare	Madrid
METRO BANK	Bancario	Londra
MUENCHENER RUCK.	Assicurativo	Francoforte
NATIXIS	Bancario	Parigi
NEX GROUP	Servizi Finanziari	Londra
NN GROUP	Assicurativo	Amsterdam
NORDEA BANK	Bancario	Stoccolma
OLD MUTUAL	Assicurativo	Londra
PARGESA	Servizi Finanziari	Zurigo
PARTNERS GROUP HOLDING	Servizi Finanziari	Zurigo
PHOENIX GROUP HDG.	Assicurativo	Londra
POSTE ITALIANE	Assicurativo	Milano
PROVIDENT FINANCIAL	Servizi Finanziari	Londra
PRUDENTIAL	Assicurativo	Londra
PSP SWISS PROPERTY	Immobiliare	Zurigo
RAIFFEISEN BANK INTL.	Bancario	Vienna
ROYAL BANK OF SCTL.GP.	Bancario	Londra
RSA INSURANCE GROUP	Assicurativo	Londra
SAMPO	Assicurativo	Helsinki
SCHROEDERS	Servizi Finanziari	Londra
SCOR SE	Assicurativo	Parigi
SEGRO	Immobiliare	Londra
SHAFTESBURY	Immobiliare	Londra
SEB	Bancario	Stoccolma
ST.JAMES'S PLACE	Assicurativo	Londra
STANDARD CHARTERED	Bancario	Londra
STANDARD LIFE ABERDEEN	Servizi Finanziari	Londra
STOREBRAND	Assicurativo	Oslo
SVENSKA HANDBKN.	Bancario	Stoccolma
SWEDBANK	Bancario	Stoccolma
SWISS LIFE HOLDING	Assicurativo	Zurigo
SWISS PRIME SITE	Immobiliare	Zurigo
SWISS RE	Assicurativo	Zurigo
SYDBANK	Bancario	Copenhagen
TP ICAP	Servizi Finanziari	Londra
TRYG	Assicurativo	Copenhagen
UNIONE DI BANCHE ITALIAN	Bancario	Milano
UBS GROUP	Bancario	Zurigo
UNIBAIL-RODAMCO SE REIT	Immobiliare	Amsterdam
UNICREDIT	Bancario	Milano
UNIPOLSAI	Assicurativo	Milano
VONOVIA	Immobiliare	Francoforte
WENDEL	Servizi Finanziari	Parigi
ZURICH INSURANCE GROUP	Assicurativo	Zurigo

Appendice B

Analisi delle reti al 5% e 0.1%

Vengono riportati i grafici ottenuti costruendo le reti utilizzando un livello di confidenza pari al 5% e allo 0.1%. Nello specifico vengono riportate le figure relative alle principali statistiche di rete estrapolate a livello globale, a livello di spaccato settoriale, e a livello di mercato.

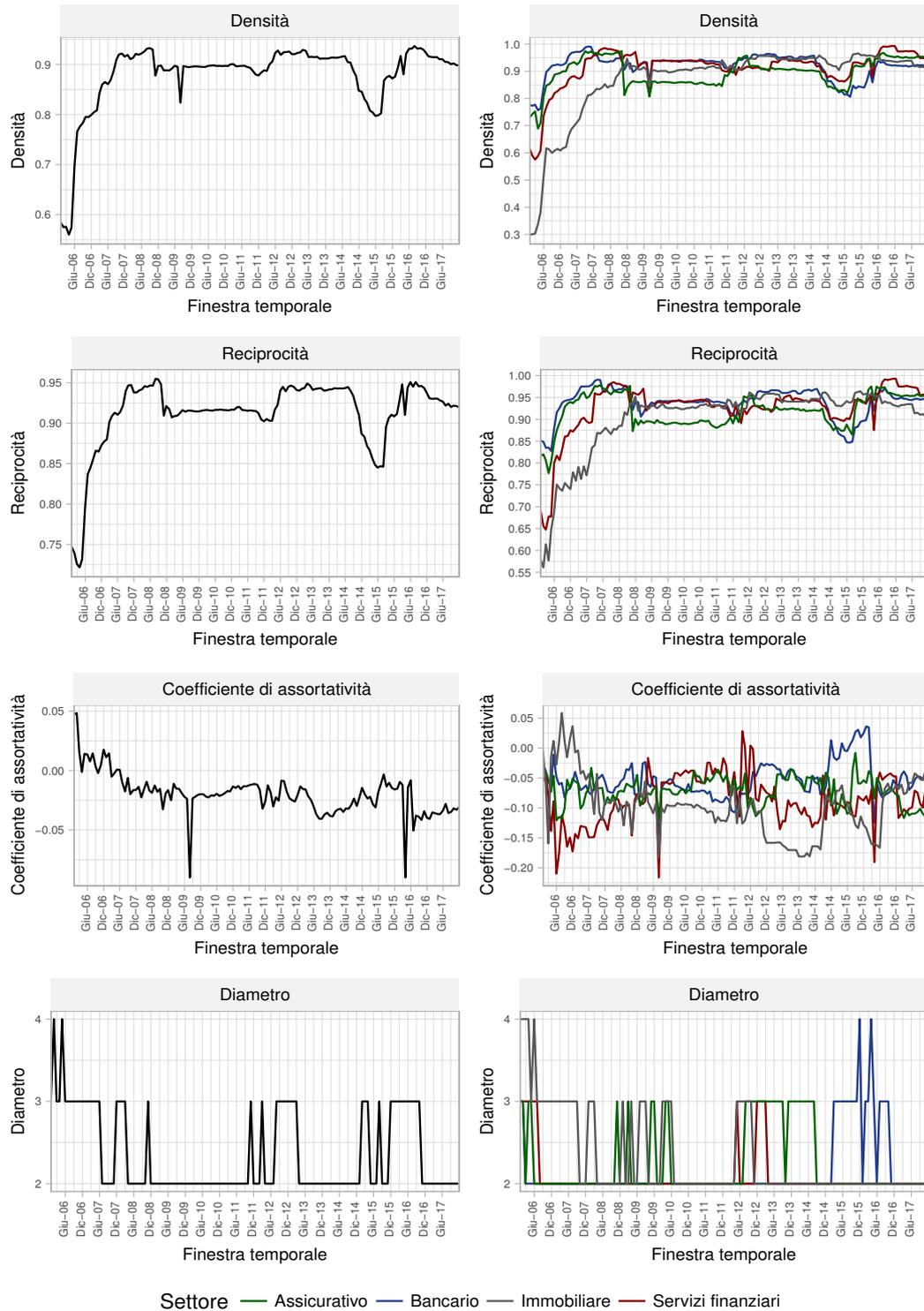


Figura B.1: Reti al 5%. Sinistra: statistiche di rete del portafoglio totale. Destra: statistiche di rete dello spaccato settoriale.

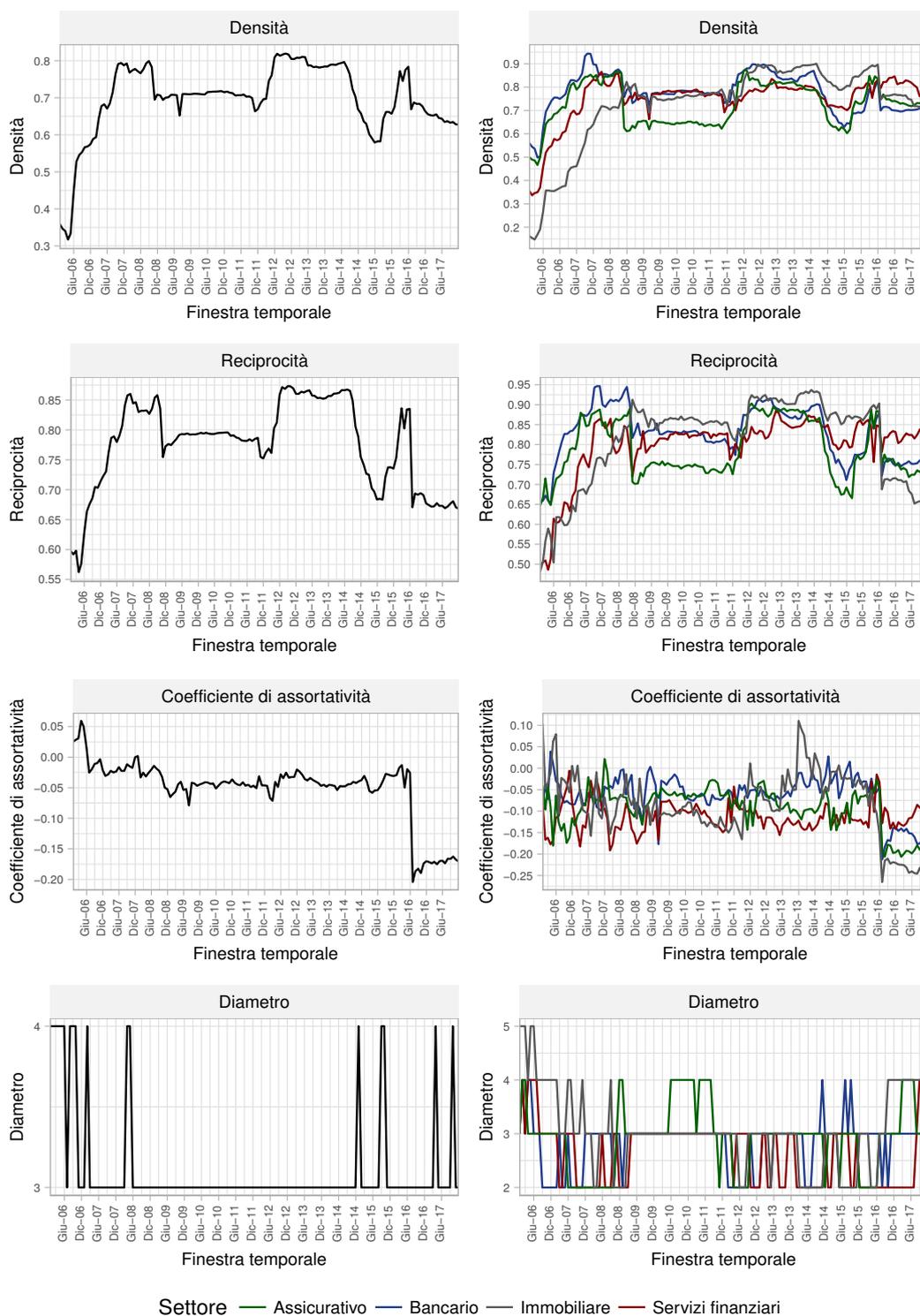


Figura B.2: Reti allo 0.1%. Sinistra: statistiche di rete del portafoglio totale.
 Destra: statistiche di rete dello spaccato settoriale.

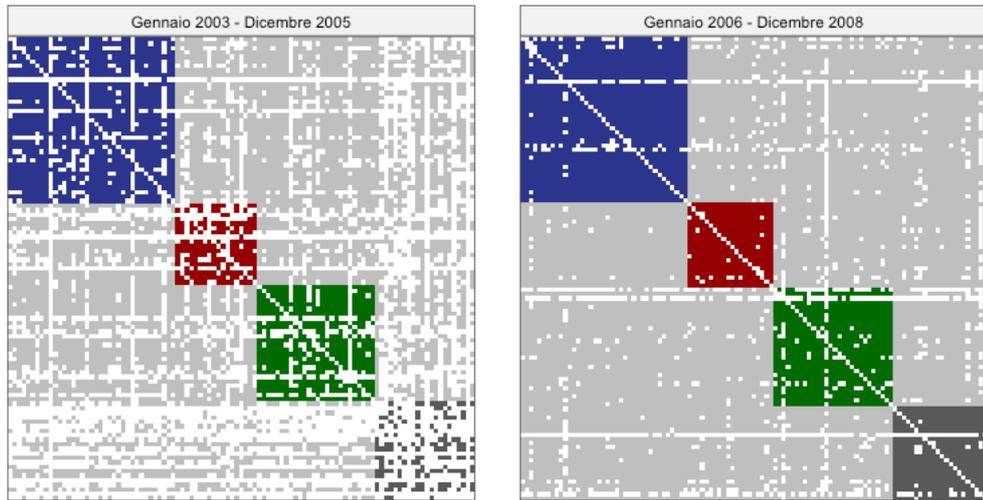


Figura B.3: Sinistra: Periodi di tranquillità sui mercati. Destra: la crisi dei mutui subprime.

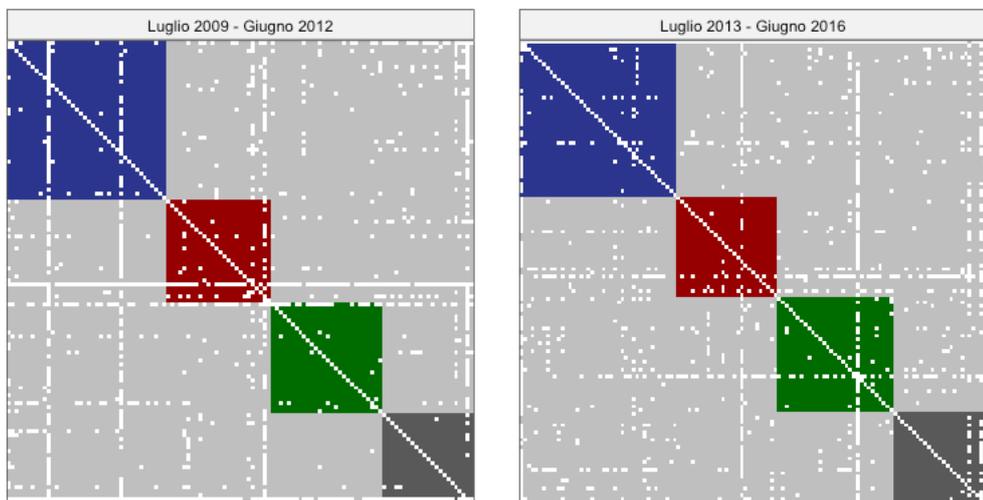


Figura B.4: Sinistra: la crisi del debito sovrano. Destra: la Brexit.

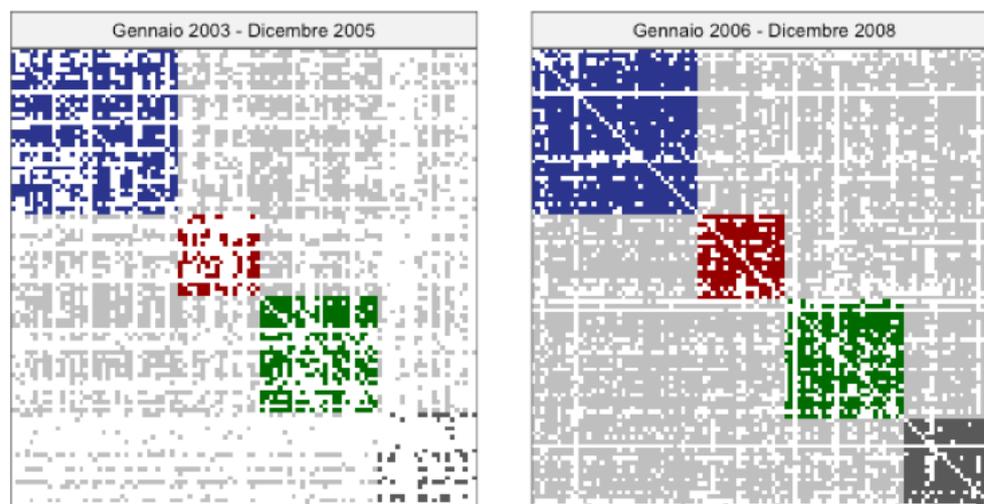


Figura B.5: Sinistra: Periodi di tranquillità sui mercati. Destra: la crisi dei mutui subprime.

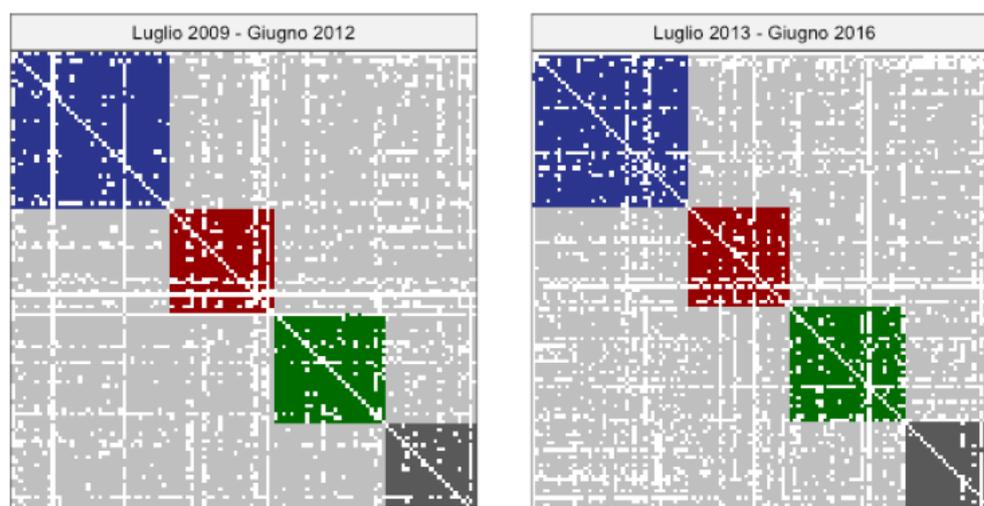


Figura B.6: Sinistra: la crisi del debito sovrano. Destra: la Brexit.

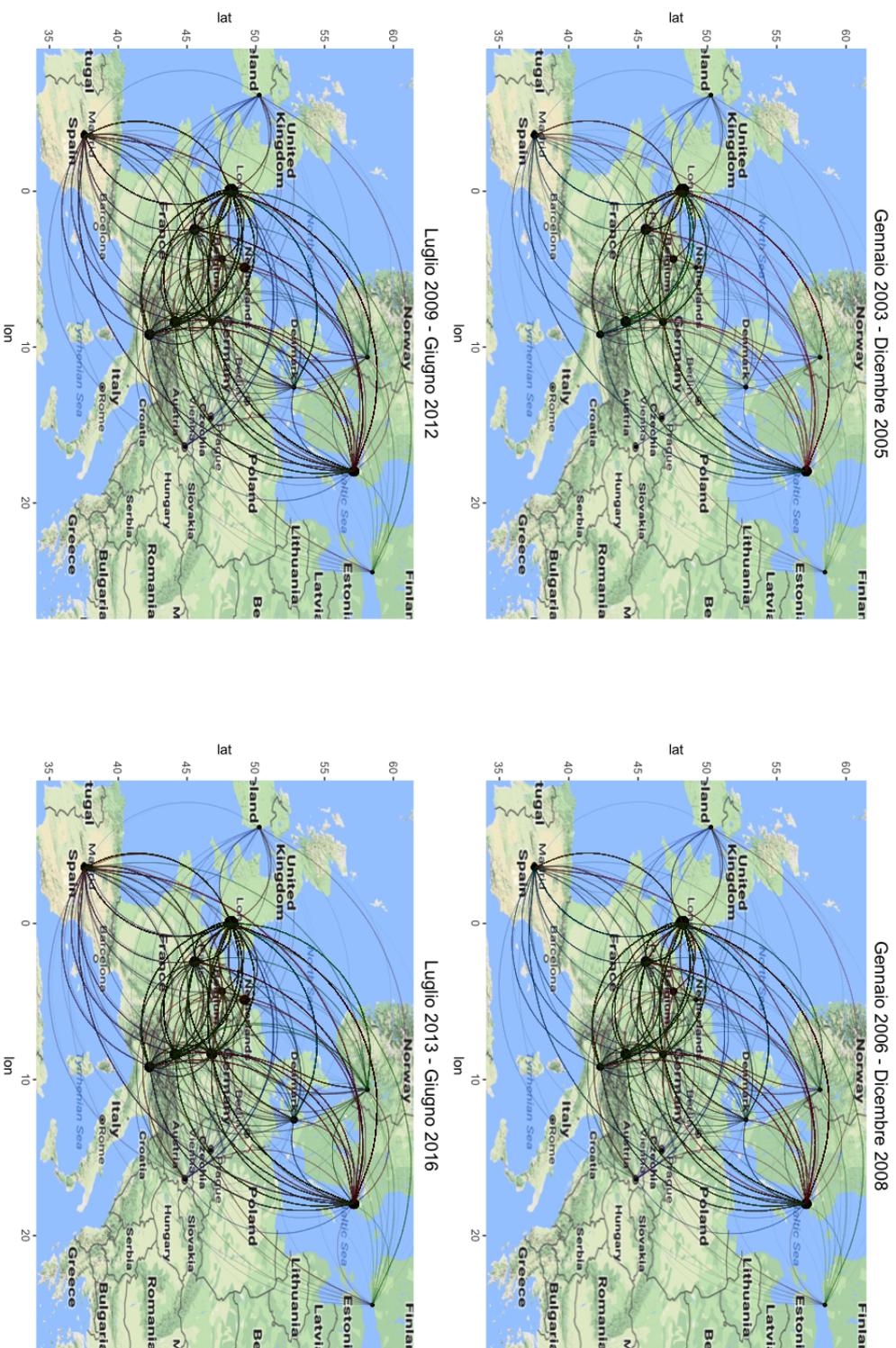


Figura B.7: In alto a sinistra: periodi di tranquillità sui mercati. In alto a destra: la crisi dei mutui subprime. In basso a sinistra: la crisi del debito sovrano. In basso a destra: la Brexit.

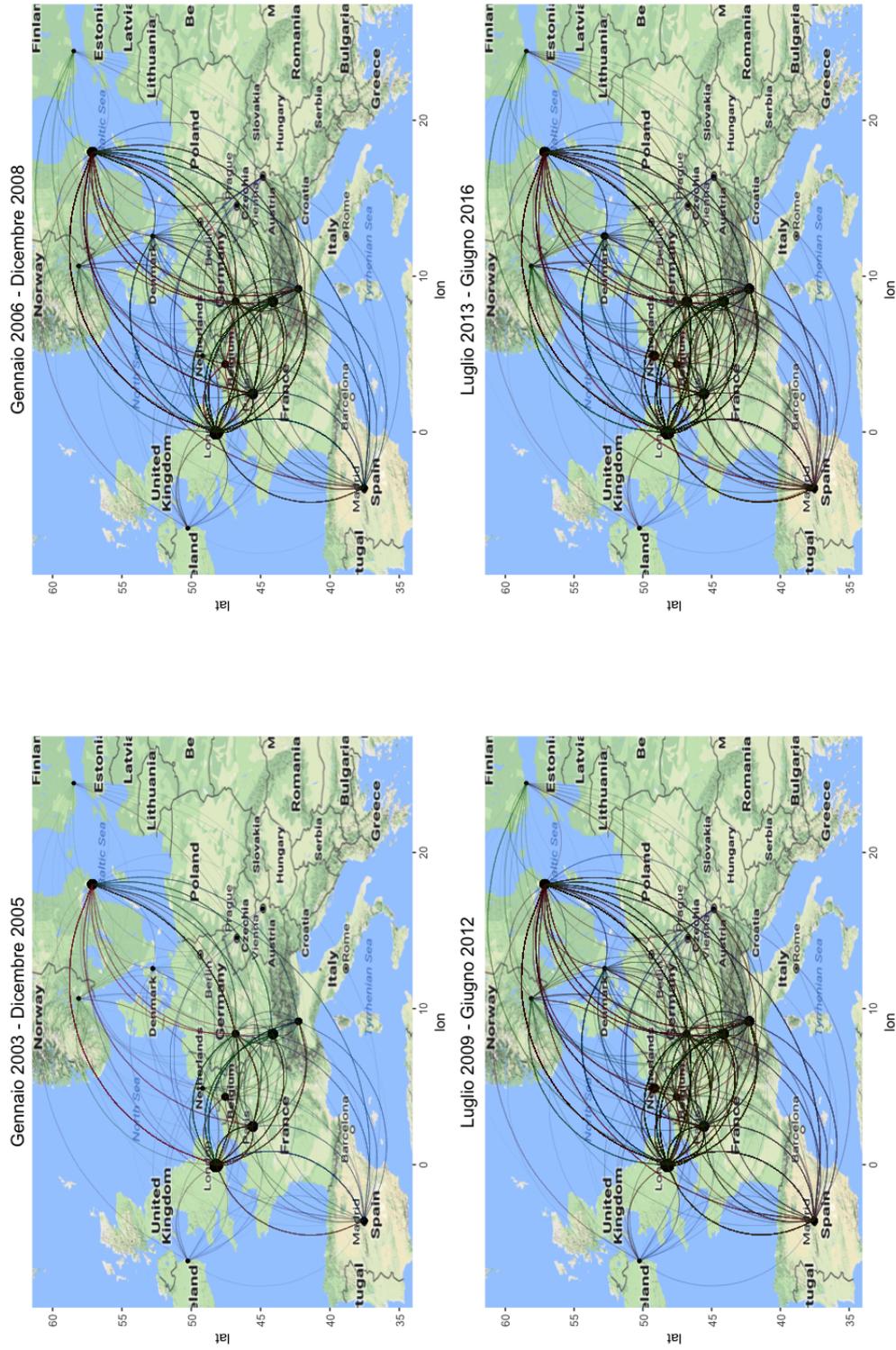


Figura B.8: In alto a sinistra: periodi di tranquillità sui mercati. In alto a destra: la crisi dei mutui subprime. In basso a sinistra: la crisi del debito sovrano. In basso a destra: la Brexit.

Appendice C

Loadings di PCR e PLSR

Vengono riportati infine i *loadings* delle PCR e PLSR a livello contemporaneo. Poiché i *loadings* relativi alla PCR vengono ricavati utilizzando solamente l'informazione relative alle variabili esplicative, questi risultano essere uguali indipendentemente dalla variabile risposta utilizzata. Per quanto riguarda i *loadings* relativi alla PLSR, poiché questi vengono ricavati utilizzando anche l'informazione contenuta nella variabile risposta, si riportano i risultati ottenuti sia per lo STOXX 600 sia per lo STOXX 600 Financials. I *loadings* delle PCR e PLSR a livello ritardato non vengono riportati in quanto sono pressoché simili a quelli a livello contemporaneo.

Tabella C.1: Loadings delle PCR a livello contemporaneo.

Loadings	PCR						
	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7
Densità	0.123						
Reciprocità							
Assortatività							
Transitività							
Paths	-0.128						
Diametro	-0.509	-0.767	-0.361				
Bancario-In	0.109				-0.103		
Bancario-Out	0.128						-0.121
S.Finanziari-In	0.132					0.127	
S.Finanziari-Out	0.119						
Assicurativo-In	0.116				0.203		-0.100
Assicurativo-Out	0.114			-0.116			
Immobiliare-In	0.178				-0.204	-0.151	
Immobiliare-Out	0.165		-0.186			0.144	0.110
Vienna-In	0.119	-0.105		0.142	-0.191		
Bruxelles-In	0.137			-0.204	0.136	-0.270	0.114
Praga-In		-0.263	0.253	0.580	0.357	-0.153	
Francoforte-In	0.137		-0.113			0.123	
Madrid-In		-0.161	0.192	0.150	-0.270	0.137	
Parigi-In	0.157		-0.171				
Milano-In						0.181	
Amsterdam-In	0.120		-0.128				
Zurigo-In	0.118	-0.122			0.224	0.270	
Londra-In	0.109			-0.130			-0.127
Dublino-In	0.102	-0.283	0.450	-0.314	0.177		0.518
Copenhagen-In	0.183		-0.128		0.246	0.331	
Helsinki-In	0.216		-0.285			0.292	0.371
Oslo-In	0.191			0.180	0.214	-0.398	-0.323
Stoccolma-In	0.152		-0.134			-0.142	
Vienna-Out	0.192	-0.100			-0.317		-0.227
Bruxelles-Out	0.122			-0.367	0.236	-0.246	
Praga-Out	0.184	-0.191	0.143	0.264	-0.224	-0.231	0.198
Francoforte-Out	0.107						
Madrid-Out			0.107		-0.122	0.152	-0.175
Parigi-Out	0.148						
Milano-Out	0.114						
Amsterdam-Out	0.127				-0.219		
Zurigo-Out	0.130				-0.103		
Londra-Out	0.128						
Dublino-Out		-0.196	0.425	-0.362		0.211	-0.382
Copenhagen-Out	0.146	-0.113			0.101		-0.211
Helsinki-Out	0.102		-0.237	-0.130	0.183	-0.260	0.166
Oslo-Out	0.150				-0.255	-0.160	
Stoccolma-Out	0.137		-0.117		0.140		

Tabella C.2: Loadings delle PLSR a livello contemporaneo.

Loadings	STOXX 600							PLSR							STOXX 600 FINANCIALS							
	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	
	Densità	-0.178							-0.186							-0.186						
Reciprocità	-0.116							-0.122							-0.122							
Assortatività							-0.151															-0.108
Transittività																						
Paths	0.184							0.192							0.192							
Diametro	0.355	-0.904	0.754	-0.442	0.598	-0.262		0.368	-0.886	0.882	-0.576	0.571	-0.221		0.368	-0.886	0.882	-0.576	0.571	-0.221		
Bancario-In	-0.168						-0.160	-0.179							-0.179							-0.106
Bancario-Out	-0.196							-0.207							-0.207							
S. Finanziari-In	-0.188							-0.194							-0.194							
S. Finanziari-Out	-0.168							-0.176							-0.176							
Assicurativo-In	-0.177						0.296	-0.185							-0.185							0.215
Assicurativo-Out	-0.172							-0.180							-0.180							
Immobiliare-In	-0.235	0.143					-0.289	-0.245	0.158					0.268	-0.245	0.158					0.268	
Immobiliare-Out	-0.219	0.131						-0.226	0.148						-0.226	0.148						
Vienna-In	-0.190		0.147					-0.208							-0.208							
Bruxelles-In	-0.184	0.107		0.120	0.270	-0.379	0.440	-0.184	0.131	0.163				0.306	-0.184	0.131	0.163				0.306	
Praga-In	-0.178		0.629	-0.134	-0.822	0.204	0.372	-0.205	0.511					0.244	-0.205	0.511					-0.384	
Francoforte-In	-0.182	0.108		-0.151	0.135			-0.188	0.121					-1.045	-0.188	0.121					0.479	
Madrid-In	-0.187							-0.214						0.107	-0.214						0.107	
Parigi-In	-0.188	0.157		-0.146	0.212	-0.172		-0.190	0.175					0.449	-0.190	0.175					0.449	
Milano-In	-0.144						-0.114	-0.153						-0.109	-0.153						-0.109	
Amsterdam-In	-0.149	0.112		-0.124	0.156			-0.152	0.126					0.306	-0.152	0.126					0.306	
Zurigo-In	-0.193			-0.243			0.326	-0.201						-0.152	-0.201						-0.152	
Londra-In	-0.174			0.121				-0.185						-0.153	-0.185						-0.153	
Dubliino-In	-0.279	-0.154	-0.167	0.605	-0.219	0.174	0.231	-0.311	-0.148		0.544			-0.131	-0.311	-0.148		0.544			0.344	
Copenaghen-In	-0.264	-0.110		-0.255			0.393	-0.273	0.132		-0.247			0.351	-0.273	0.132		-0.247			0.351	
Helsinki-In	-0.269	0.199	-0.110	-0.329	0.382			-0.272	0.224		-0.348			0.110	-0.272	0.224		-0.348			0.110	
Oslo-In	-0.251	0.166	0.462				0.274	-0.259	0.187	0.430					-0.259	0.187	0.430					
Stoccolma-In	-0.189	0.142			0.215	-0.142		-0.191	0.161					-0.218	-0.191	0.161					-0.218	
Vienna-Out	-0.284	0.104				0.131	-0.461	-0.305	0.111		-0.104			-0.174	-0.305	0.111		-0.104			-0.174	
Bruxelles-Out	-0.179				0.304	-0.518	0.326	-0.178			0.140			0.205	-0.178			0.140			0.205	
Praga-Out	-0.302	0.340			-0.362	0.143	-0.368	-0.331		0.202				-0.603	-0.331		0.202				-0.603	
Francoforte-Out	-0.159							-0.168						0.335	-0.168						0.335	
Madrid-Out	-0.167				-0.168	0.373	-0.140	-0.185						0.301	-0.185						0.301	
Parigi-Out	-0.211							-0.220	0.107						-0.220	0.107						
Milano-Out	-0.172							-0.180							-0.180							
Amsterdam-Out	-0.184					0.122	-0.301	-0.197						0.161	-0.197						0.161	
Zurigo-Out	-0.175				0.109		-0.103	-0.182	0.108					0.149	-0.182	0.108					0.149	
Londra-Out	-0.183			-0.131				-0.190						-0.135	-0.190						-0.135	
Dubliino-Out	-0.198	-0.160	-0.518	0.479	-0.274	-0.204	0.164	-0.228	-0.165	-0.385	0.440	-0.124		-0.387	-0.228	-0.165	-0.385	0.440	-0.124		-0.387	
Copenaghen-Out	-0.234						0.168	-0.248						0.186	-0.248						0.186	
Helsinki-Out		0.142	0.178		0.432	-0.219	0.268		0.171	0.271	-0.126	0.358	-0.233		0.171	0.271	-0.126	0.358	-0.233		-0.257	
Oslo-Out	-0.213						-0.360	-0.228	0.102					0.187	-0.228	0.102					0.187	
Stoccolma-Out	-0.190			-0.161		-0.112	0.182	-0.194	0.116	0.102	-0.170			-0.286	-0.194	0.116	0.102	-0.170			-0.286	

Ringraziamenti

La stesura di questa tesi si è resa possibile grazie al contributo di alcune persone che mi hanno affiancato in questi mesi di lavoro.

Ringrazio innanzitutto il Professor Massimiliano Caporin, che mi è stato da guida con consigli e correzioni, fornendomi indicazioni preziose anche in attività non direttamente connesse a questa tesi.

Ringrazio poi Martina, per il suo inesauribile sostegno e per questi anni accademici affrontati insieme.

Ringrazio infine i miei compagni di corso, che sono stati per me uno stimolo per cercare di migliorare sempre.

Bibliografia

- Abdous, Belkacem e Bruno Remillard (1995). «Relating quantiles and expectiles under weighted-symmetry». In: *Annals of the Institute of Statistical Mathematics* 47.2, pp. 371–384.
- Acharya, Viral, Robert Engle e Matthew Richardson (2012). «Capital shortfall: A new approach to ranking and regulating systemic risks». In: *American Economic Review* 102.3, pp. 59–64.
- Adrian, Tobias e Markus K Brunnermeier (2016). «CoVaR». In: *The American Economic Review* 106.7, pp. 1705–1741.
- Artzner, Philippe et al. (1999). «Coherent measures of risk». In: *Mathematical finance* 9.3, pp. 203–228.
- Basak, Suleyman e Alexander Shapiro (2001). «Value-at-risk-based risk management: optimal policies and asset prices». In: *The review of financial studies* 14.2, pp. 371–405.
- Bassett, Gilbert W, Roger Koenker et al. (2004). «Pessimistic portfolio allocation and Choquet expected utility». In: *Journal of financial econometrics* 2.4, pp. 477–492.
- Benoit, Sylvain et al. (2013). «A theoretical and empirical comparison of systemic risk measures». In:
- Billio, Monica et al. (2012). «Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors». In: *Journal of Financial Economics* 104.3, pp. 535–559.
- Brownlees, Christian T e Robert Engle (2012). «Volatility, correlation and tails for systemic risk measurement». In: *Available at SSRN* 1611229.
- Davino, Cristina, Marilena Furno e Domenico Vistocco (2013). *Quantile regression: theory and applications*. John Wiley & Sons.

- De Bandt, Olivier e Philipp Hartmann (2000). «Systemic risk: a survey». In: Efron, Bradley (1991). «Regression percentiles using asymmetric squared error loss». In: *Statistica Sinica*, pp. 93–125.
- Girardi, Giulio e A Tolga Ergün (2013). «Systemic risk measurement: Multivariate GARCH estimation of CoVaR». In: *Journal of Banking & Finance* 37.8, pp. 3169–3180.
- Hao, Lingxin e Daniel Q Naiman (2007). *Quantile regression*. 149. Sage.
- Hautsch, Nikolaus, Schaumburg Julia e Schienle Melanie (2014). «Financial network systemic risk contributions». In: *Review of Finance* 19.2, pp. 685–738.
- Jones, M Chris (1994). «Expectiles and M-quantiles are quantiles». In: *Statistics & Probability Letters* 20.2, pp. 149–153.
- Jorion, Philippe et al. (2007). *Financial risk manager handbook*. Vol. 406. John Wiley & Sons.
- Koenker, Roger e Gilbert Bassett (1978). «Regression quantiles». In: *Econometrica: journal of the Econometric Society*, pp. 33–50.
- Koenker, Roger et al. (2017). *Handbook of Quantile Regression*. CRC Press.
- Kolaczyk, Eric D (2009). *Statistical analysis of network data: methods and models*. Springer Science & Business Media.
- Krokhmal, Pavlo, Jonas Palmquist e Stanislav Uryasev (2002). «Portfolio optimization with conditional value-at-risk objective and constraints». In: *Journal of risk* 4, pp. 43–68.
- Newey, Whitney K e James L Powell (1987). «Asymmetric least squares estimation and testing». In: *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp. 819–847.
- Rockafellar, R Tyrrell, Stanislav Uryasev et al. (2000). «Optimization of conditional value-at-risk». In: *Journal of risk* 2, pp. 21–42.
- Sobotka, Fabian et al. (2013). «On confidence intervals for semiparametric expectile regression». In: *Statistics and Computing* 23.2, pp. 135–148.
- Taylor, James W (2008). «Estimating value at risk and expected shortfall using expectiles». In: *Journal of Financial Econometrics* 6.2, pp. 231–252.
- Yee, Thomas W (2015). *Vector generalized linear and additive models: with an implementation in R*. Springer.

Yu, Keming e MC Jones (1998). «Local linear quantile regression». In: *Journal of the American statistical Association* 93.441, pp. 228–237.