Università
Ca'Foscari
Venezia

Corso di Laurea
magistrale

in Economia e
Finanza

Tesi di Laurea

Liquidità di Mercato e Rischio Sistemico

Relatore
Prof. Michele Costola

Laureando
Haris Consolo
Matricola
878999

Anno Accademico
2025 / 2026

Dichiarazione del ricorso a strumenti di Intelligenza Artificiale (IA)

Il sottoscritto Haris Consolo, matricola numero 878999, iscritto presso Ca' Foscari al corso di Laurea magistrale in Economia e Finanza, autore della tesi di laurea "Liquidità di Mercato e Rischio Sistemico", relatore Michele Costola, consapevole delle sanzioni previste dall'art. 76 del Testo unico, D.P.R. 28/12/2000 n.445, e della decadenza dei benefici prevista dall'art. 75 del medesimo Testo unico in caso di dichiarazioni false o mendaci, sotto la propria personale responsabilità ai sensi degli artt. 46 e 47 del D.P.R. 28/12/2000 n. 445,

DICHIARA

( ) di NON aver fatto ricorso a tecnologie di intelligenza artificiale generativa per supportare vari aspetti della ricerca e della scrittura del suo elaborato finale/della sua tesi di laurea;
(**X**) di aver fatto ricorso a tecnologie di intelligenza artificiale generativa per supportare vari aspetti della ricerca e della scrittura della mia tesi di laurea, in particolare:

I modelli utilizzati sono:

- Google Gemini: modello 3.6 Flash
- Google Colab (con estensione Gemini integrata): modello 2.5 Flash
- ARGO (omegaclickinsights.com) di cui il fornitore non rende pubblica l'informazione sul modello e sulla versione sottostanti. ARGO è uno strumento orientato alla ricerca e alla verifica delle fonti, nato nell'ambito del giornalismo d'inchiesta.

Gli strumenti sopra citati sono stati utilizzati per:
(**X**) revisione e ottimizzazione dei testi per migliorare chiarezza e coerenza;
(**X**) generazione di grafici e diagrammi per la presentazione dei dati;
(**X**) supporto alla scrittura automatica di frasi;
( ) produzione di immagini illustrative per integrare la parte metodologica;
(**X**) altro (specificare);
Capitoli 1 e 2: supporto alla sintesi e comprensione di fonti fornite dall'autore. L'utilizzo ha riguardato la sintesi mirata dei passaggi chiave scelti dall'autore all'interno delle fonti. I testi generati dall'intelligenza artificiale sono stati analizzati per la conformità con le fonti e rielaborati con gli appunti dell'autore per la stesura del testo finale.
Capitolo 3 (analisi empirica): scrittura del codice per il calcolo dell'indice di Amihud, per la

generazione del relativo grafico andamentale e per il calcolo delle statistiche descrittive.
Inoltre, è stato generato con supporto AI il grafico andamentale delle innovazioni di Pástor e Stambaugh e sono state calcolate le relative statistiche descrittive.

Per i contenuti testuali è stata verificata la conformità delle sintesi utilizzate rispetto al contenuto delle fonti e alla sequenzialità logica espressa dall'autore.

Per i risultati empirici la verifica è stata condotta mediante ripetuta esecuzione del codice, controllo della correttezza dei dati di input e controllo di plausibilità dei valori ottenuti.

Il sottoscritto dichiara inoltre che tutto il materiale generato dall'IA è stato attentamente verificato, rivisto e rielaborato dall'autore/dall'autrice, che si assume la piena responsabilità per la qualità, l'accuratezza e l'integrità scientifica del lavoro.

Abstract

La tesi analizza il ruolo della liquidità di mercato nell'amplificazione del rischio sistemico, con l'obiettivo di comprendere se e in che modo la riduzione della liquidità possa contribuire all'espansione delle crisi finanziarie. Il lavoro nasce dall'analisi della letteratura sulla liquidità di mercato. Il primo capitolo definisce la liquidità e le sue dimensioni; il secondo analizza i meccanismi di amplificazione della crisi; il terzo esamina i dati delle crisi del 2007 - 2008 e del 2020 per verificarne la coerenza con il quadro teorico. L'analisi mostra che, durante le due crisi, le dinamiche osservate sono coerenti con la teoria, suggerendo che la riduzione della liquidità potrebbe contribuire all'amplificazione del rischio sistemico.

Indice

Introduzione....1
CAPITOLO 1: Liquidità di mercato: definizione e misurazione....4
1.1 Definizione delle dimensioni della liquidità di mercato....4
1.2 Microstruttura dei mercati e profondità di mercato....5
1.3 Misurazione della profondità del mercato: Indice di Amihud e criticità....12
1.4 La natura endogena dello spread bid-ask: il modello di Glosten e Milgrom....14
1.5 Misurazione empirica della tightness e Commonality in Liquidity....17
1.6 La resiliency come dimensione dinamica: il modello di Foucault, Kadan e Kandel....19
1.7 Misure empiriche della resiliency....23
1.8 Connessione tra microstruttura e rischio sistemico....26
CAPITOLO 2: MECCANISMI DI AMPLIFICAZIONE DELLA CRISI....28
2.1 Liquidity spirals e margin spirals....28
2.2 Rischio di rollover del debito a breve termine....32
2.3 Fire Sales....36
2.4 Canale di amplificazione tramite le reti bancarie....38
CAPITOLO 3: EVIDENZA EMPIRICA: LA LIQUIDITÁ NELLE CRISI DEL 2007-2008 E DEL 2020....43
3.1 Introduzione....43
3.2 Nota Metodologica....44
3.3 La crisi finanziaria globale 2007-2008: Contesto e innesco....47
3.4 Evidenza della riduzione della liquidità di mercato per la crisi del 2007-2008....48
3.5 Evidenza contrazione Funding Liquidity crisi 2007-2008....54
3.6 Meccanismi di amplificazione per la crisi del 2007-2008....57
3.7 Evidenze riduzione della liquidità di mercato per la crisi del 2020....60
3.8 Evidenze contrazione Funding Liquidity per crisi del 2020....64
3.9 Evidenze sull'amplificazione per crisi pandemica....66
Conclusione....74
Appendice:....76
Bibliografia:....107
Sitografia:....110

Introduzione

Quando ci si approccia ai mercati finanziari, il prezzo di un asset, sia esso un'azione societaria, una materia prima o un'obbligazione, rappresenta l'informazione più immediata e intuitiva. Tuttavia, limitarsi all'osservazione di questo dato senza osservare le dinamiche microeconomiche che determinano il processo di formazione dei prezzi, definito price discovery, rischia di fornire una panoramica parziale del funzionamento dei mercati e della natura degli asset finanziari. In questo contesto, la liquidità è l'elemento fondamentale per il corretto, continuo ed efficiente svolgimento degli scambi e nonostante sia un concetto multidimensionale e non riconducibile a un'unica metrica, in ambito macro-istituzionale un mercato viene definito liquido quando i suoi partecipanti possono eseguire a basso costo e rapidamente transazioni di volume significativo con un impatto minimo o nullo sul prezzo dell'asset negoziato (Committee on the Global Financial System – BIS, 1999).

Al fine di mapparne le caratteristiche operative, la letteratura economico-finanziaria ha formalizzato le diverse componenti della liquidità attraverso i modelli pionieristici della microstruttura dei mercati (Kyle, 1985; Glosten e Milgrom, 1985). Successivamente questi e altri studi sulle dimensioni della liquidità sono stati sistematizzati e standardizzati dal Committee on the Global Financial System della Banca dei Regolamenti internazionali (BIS). Il framework istituzionale della BIS ha dunque fornito una tassonomia tridimensionale della liquidità, scomponendola nelle dimensioni di tightness, depth e resiliency.

La tightness quantifica di quanto i prezzi di transazione divergono dal prezzo medio di mercato, fornendo così una misura del costo di transazione immediato per l'investitore, tradizionalmente associato allo spread bid-ask.

La depth esprime la profondità volumetrica degli ordini limite presenti nel book di negoziazione a un dato livello di prezzo, stabilendo la capacità del mercato di assorbire flussi di vendita o acquisto significativi senza subire variazioni repentine e ampie delle quotazioni. Infine, la resiliency introduce la dimensione temporale all'interno del framework, indicando la velocità con cui le fluttuazioni dei prezzi derivanti dagli scambi vengono riassorbite (BIS, 1999).

In generale, quindi, vedremo come la liquidità giochi un ruolo di primaria importanza per il corretto funzionamento del sistema finanziario e per l'economia nella sua interezza.

Infatti, oltre che a ottimizzare i costi di transazione per i singoli investitori, essa ha anche un'importanza a livello macroeconomico per le autorità monetarie. Come evidenzia il Committee on the Global Financial System (BIS, 1999), l'ampiezza e la profondità dei mercati finanziari operano su due principali canali macro. Da un lato, mercati liquidi, come anticipato, rendono il processo di

price discovery più veloce ed efficiente, così che i prezzi possano offrire segnali predittivi più accurati per la politica monetaria; dall'altro, mercati più profondi permettono alle operazioni delle banche centrali di espandersi e manifestare i loro effetti sull'intero sistema economico.

Tuttavia, come verrà poi discusso nel dettaglio, la liquidità non è una dotazione esogena e costante del mercato, bensì una variabile endogena, instabile e fortemente dipendente dalle dinamiche di bilancio degli intermediari finanziari.

Nei periodi di maggiore stabilità macroeconomica, la percezione di una liquidità abbondante induce gli operatori a sottostimare i rischi che si assumono e ad aumentare la leva finanziaria. È proprio in questa apparente stabilità che si creano i presupposti per arrivare ad un congelamento del mercato.

Infatti, vedremo che quando si verifica uno shock, i meccanismi microeconomici che mantenevano la liquidità stabile smettono di funzionare come previsto. Questo è dovuto al fatto che le strategie adottate dai singoli intermediari per preservare la propria solvibilità si scontrano con la stabilità collettiva del mercato. Proprio nei momenti di maggiore stress, infatti, gli operatori non solo liquidano rapidamente le proprie posizioni per ridurre l'esposizione al rischio, ma tendono a sospendere l'attività di fornitura della liquidità stessa per salvaguardarsi, ed è proprio questo insieme di scelte di ottimizzazione individuale che può trasformare una correzione dei prezzi in un cortocircuito sistemico.

Per comprendere la natura instabile della liquidità, la letteratura finanziaria moderna introduce una netta distinzione tra due configurazioni di liquidità, ovvero la market liquidity e la funding liquidity. Se la market liquidity, come precedentemente definito, può essere vista come la facilità con cui un asset viene scambiato, la funding liquidity ci indica la capacità di finanziamento degli operatori a mercato, ovvero la loro abilità di reperire capitali da poter poi utilizzare per finanziare le posizioni e soddisfare i vincoli di bilancio e di margine (Brunnermeier e Pedersen, 2009).

Al di là delle definizioni, capire l'interazione tra queste due forme di liquidità è utile a comprendere il vero motore del rischio sistemico. Come verrà poi discusso nel dettaglio, la stabilità della liquidità di mercato dipende fortemente dalla capacità degli intermediari di reperire capitale. Quando però si verifica uno stress finanziario, le due forme di liquidità possono iniziare ad influenzarsi l'una con l'altra in un circolo vizioso in cui i vincoli di bilancio degli intermediari si fanno più rigidi, costringendoli a ritirarsi in tutto o in parte dai mercati colpendo inevitabilmente la liquidità degli asset. Proprio questo meccanismo rappresenta il punto di rottura in grado di far evolvere i rischi microeconomici individuali in crisi sistemiche globali (Brunnermeier & Pedersen, 2009). Le spirali di liquidità costituiscono il motore del meccanismo di amplificazione e, una volta innescate, la contrazione della liquidità si autoalimenta.

Per comprendere come questo meccanismo si estenda dal livello micro a quello sistemico, la

letteratura economica individua diversi canali di trasmissione. Ai fini di questo elaborato, si presentano i tre canali principali, che rappresentano le manifestazioni concrete attraverso cui la crisi di liquidità può diffondersi. Il primo canale, di natura prettamente finanziaria, riguarda il rischio di rollover del debito a breve termine (Acharya e Viswanathan, 2011). In condizioni di stress finanziario e asimmetria informativa, gli intermediari potrebbero non essere in grado di rinnovare i finanziamenti a breve termine utilizzati per fare leva sulle proprie posizioni. Per far fronte a questo deficit, gli operatori sono costretti a vendere forzatamente parte dei loro asset, attivando di fatto il secondo canale delle "fire sales" (Shleifer e Vishny, 2011). La liquidazione di massa di asset in mercati caratterizzati da una bassa profondità (bassa depth) porta i prezzi al di sotto del valore fondamentale, costringendo anche gli altri intermediari a svalutare i propri asset in bilancio per effetto del principio contabile del mark-to-market, in virtù del quale gli asset devono essere rivalutati al prezzo di mercato corrente.
Infine, lo shock si propaga attraverso il terzo canale, definito strutturale o di network (Acemoglu et al., 2015; Gai et al., 2011). L'elevata interconnessione del sistema bancario e i comportamenti difensivi di accaparramento della liquidità, definiti con l'espressione "liquidity hoarding", trasformano la rete interbancaria da uno strumento di mitigazione del rischio ad un vettore di contagio tra intermediari.

La domanda di ricerca fondamentale a cui l'elaborato intende rispondere è dunque:
In che modo la riduzione della liquidità contribuisce all'amplificazione del rischio sistemico nei periodi di crisi?

Il contributo di questo elaborato consiste in una revisione ragionata della letteratura sulla liquidità e sui meccanismi di amplificazione della crisi, che raccorda i principali modelli in un percorso teorico unitario e ne verifica la coerenza con l'evidenza empirica di due episodi di stress estremo. L'originalità del lavoro risiede nell'interpretazione combinata dei modelli che la letteratura tende a trattare separatamente: la tassonomia delle dimensioni della liquidità, il meccanismo delle spirali di liquidità, e i tre canali di trasmissione del contagio - rischio di rollover, fire sales e contagio di rete. Il percorso teorico che ne risulta viene poi applicato, in chiave descrittiva, alla crisi finanziaria globale del 2007 - 2008 e alla crisi pandemica del 2020. L'obiettivo non è dimostrare un nesso causale tra contrazione della liquidità e amplificazione del rischio sistemico, ma verificare se le dinamiche osservate nei due episodi siano coerenti con il quadro teorico delineato.

CAPITOLO 1: Liquidità di mercato: definizione e misurazione

1.1 Definizione delle dimensioni della liquidità di mercato

Al fine di strutturare una analisi approfondita della liquidità di mercato e del suo impatto sulla stabilità del sistema, bisogna introdurre delle definizioni standardizzate e ufficiali delle diverse dimensioni della liquidità. Il Committee on the Global Financial System della Banca dei Regolamenti Internazionali scompone la liquidità in tre dimensioni fondamentali, distinte ma interconnesse: la tightness (strettezza), la depth (profondità) e la resiliency (resilienza).

La dimensione della tightness viene associata ad una caratteristica propria dello spread bid-ask, il quale si può misurare con diversi criteri, ognuno dei quali ha un significato economico che varia leggermente.

Lo spread quotato è il divario tra i prezzi bid e ask quotati dal market maker ed è osservabile prima che la transazione venga effettuata. Lo spread realizzato è lo scostamento tra le medie ponderate dei prezzi bid e ask per gli ordini eseguiti entro un dato periodo di tempo, in cui i pesi statistici sono rappresentati dai volumi di transazione registrati ad ogni livello di prezzo.

Da ultimo si considera lo spread effettivo, il quale si basa sulla distanza tra il prezzo di esecuzione reale e il valore medio delle quotazioni correnti, e dal momento che tiene conto del segno dell'operazione, in acquisto o in vendita, esso permette di estrapolare un'informazione riguardo alla direzione dei flussi di transazione.

La depth misura la profondità del mercato, una caratteristica essenziale dei mercati liquidi. Questa dimensione trova una formalizzazione approfondita nel modello di Albert Kyle (1985) e può essere misurata dal volume di ordini presenti nell'order book, il quale costituisce il registro elettronico di ordini di acquisto e di vendita per un determinato asset, oppure dall'impatto sul prezzo di mercato, ovvero dalla misura delle variazioni subite dai prezzi bid-ask quotati conseguentemente all'esecuzione di un dato numero di ordini.

Per quanto riguarda la resiliency invece, nonostante la stessa Banca dei regolamenti internazionali ribadisca la mancanza di un consenso unanime sulla sua misurazione empirica, un possibile approccio suggerito prevede di interpretare la resilienza di un mercato attraverso la velocità con cui le condizioni di mercato tornano in uno stato di equilibrio a seguito di un elevato volume di ordini tale da scuotere sufficientemente gli equilibri di quel mercato.

Esistono altre misure di liquidità osservabili, tuttavia le sopracitate rappresentano le più diffuse e più comunemente adottate.

Inoltre, le misure introdotte forniscono i sintomi della liquidità ma non ne spiegano le cause a livello

microeconomico e, pertanto, per comprendere l'origine della depth e della tightness, e per capire perché i mercati non siano perfettamente liquidi, occorre partire dall'analisi dei modelli relativi alla microstruttura dei mercati finanziari.

1.2 Microstruttura dei mercati e profondità di mercato

Il concetto di liquidità di mercato non può essere pienamente compreso se lo si considera solo come un dato statico. Nella realtà dei mercati finanziari, la liquidità è un processo dinamico che emerge dal modo in cui i prezzi si formano e da come incorporano via via le informazioni disponibili a chi vi opera. A tal proposito, il contributo di Albert Kyle (1985) rappresenta una delle pietre miliari teoriche per comprendere questo legame. Kyle si discosta dall'idea tradizionale di un mercato perfetto in cui ogni operatore ha le stesse informazioni disponibili agli altri e introduce una teoria in cui la liquidità dipende dalle strategie di tre specifici attori economici, caratterizzati da livelli di conoscenza differenti:

- **L'insider**, o trader informato, ovvero l'unico a conoscere in anticipo il vero valore fondamentale di un titolo (ad esempio potrebbe trattarsi di una persona o istituzione che ha accesso a informazioni private grazie a rapporti intercorrenti con figure chiave nel settore finanziario, economico o politico). L'obiettivo di questa figura è chiaramente quello di sfruttare a pieno questo vantaggio per ottenere un profitto.
- **I noise traders**, gli operatori non informati, ovvero risparmiatori comuni che scambiano titoli per esigenze personali di liquidità o riallocazione del proprio portafoglio di investimenti e le cui decisioni collettive generano un rumore di fondo casuale, in quanto non provengono da informazioni rilevanti bensì da opinioni e valutazioni soggettive.
- **Il market maker**: Questo rappresenta l'intermediario e ha il compito di garantire la continuità degli scambi fissando il prezzo di transazione $\tilde{p}$. Nell'ambito del proprio operato, tuttavia, questo soggetto affronta un problema di selezione avversa, ovvero, osservando il flusso complessivo di ordini per cui dover fare da controparte, non è in grado di distinguere quali ordini siano arrivati dagli insider e quali dai noise traders.

Questa disparità di informazione è alla base del meccanismo attraverso cui si determina la liquidità del mercato. Per proteggersi dal rischio di negoziare contro operatori informati, egli deve aggiustare il prezzo in base alla pressione dei volumi che osserva in tempo reale e, quindi,

se ad esempio riceve una grande quantità di ordini di acquisto, nel dubbio che qualcuno abbia una informazione privilegiata, alzerà il prezzo dell'attività sottostante. Il risultato di questo fenomeno prende il nome di *price impact*, che misura l'effetto degli ordini sul prezzo attraverso la risposta del market maker.

Per formalizzare il proprio modello Kyle prende in considerazione la formazione del prezzo di equilibrio nel corso di una giornata o sessione di contrattazioni.

Il valore fondamentale finale dell'attività finanziaria denominato $\tilde{\boldsymbol{v}}$ è distribuito come una variabile con distribuzione normale con media $\boldsymbol{P_0}$ e varianza $\sum_{\boldsymbol{0}}$.

$\tilde{\boldsymbol{v}} \sim \boldsymbol{N}\ (\boldsymbol{p_0}, \sum_{\boldsymbol{0}})$

Da un punto di vista economico, questa assunzione statistica descrive lo stato di conoscenza del mercato all'apertura degli scambi. P_0 rappresenta il prezzo di partenza del titolo all'apertura del mercato e costituisce l'aspettativa più accurata che il mercato può fare basandosi solo sulle informazioni pubbliche disponibili a tutti fino a quel momento. Se durante quel giorno non ci fossero ordini informati, l'azione varrebbe P_0, in quanto dalla distribuzione probabilistica normale si evince che è più probabile un valore reale vicino alla media P_0, piuttosto che nettamente più alto o basso rispetto ad esso.

Il parametro $\sum_0$ viene utilizzato per identificare l'incertezza informativa iniziale (o varianza del valore fondamentale). Una varianza elevata descrive un mercato fortemente incerto, in cui il potenziale vantaggio informativo dell'insider è molto alto e tale da portare il prezzo lontano da P_0. Al contrario, una varianza ridotta indica che il prezzo di partenza riflette già fedelmente il valore fondamentale, lasciando poco spazio a speculazioni basate su informazioni private.

A questa incertezza iniziale si contrappone la seconda colonna portante del modello costituita dalla presenza dei noise traders e quindi degli operatori privi di informazioni private. Il volume complessivo dei loro ordini è rappresentato dalla variabile casuale $\tilde{\boldsymbol{u}}$, la quale ha una varianza indicata con $\boldsymbol{\sigma_u^2}$ e media pari a zero.

Dire che la media degli ordini non informati è pari a zero significa che questi piccoli risparmiatori non agiscono in modo coordinato e anzi, nel complesso, le loro spinte opposte tendono ad annullarsi a vicenda. La loro varianza invece, indicata con σ_u^2, descrive l'ampiezza e l'imprevedibilità dell'operatività complessiva di questi soggetti, per cui più la varianza è alta più il mercato risulta caotico.

Il modello ipotizza che il valore reale del titolo $\tilde{v}$ e il flusso dei noise traders $\tilde{u}$ siano variabili casuali totalmente indipendenti tra loro.

L'ipotesi di assoluta indipendenza tra queste due variabili implica una doppia verità economica. Da un lato le decisioni dei noise traders sono dettate solo da esigenze personali di liquidità e non sono influenzate dallo stato di salute reale dell'azienda, di cui non sanno nulla. Dall'altro, i loro scambi casuali e privi di ordine logico non hanno alcun effetto sui fondamentali della società stessa.
Nella struttura del modello, questa netta separazione è fondamentale perché permette di isolare l'informazione privata e di giustificare il vantaggio che rappresenta per l'insider.

L'attività di trading, nel modello, viene suddivisa in due fasi logiche sequenziali.
All'inizio della giornata di scambi si determinano i valori concreti delle due variabili che muovono il sistema e quindi il valore fondamentale dell'attività, $\tilde{v}$, e l'azione complessiva casuale dei noise traders, $\tilde{u}$. All'atto pratico, questo significa che la giornata ha inizio con un evento tale da stabilire il vero valore segreto dell'azienda, si pensi a titolo esemplificativo ad una scoperta tecnologica o ad un problema finanziario in grado di dare informazioni vantaggiose agli insider. Contestualmente a questo, i piccoli risparmiatori hanno manifestato le loro personali necessità di liquidità tramite i propri ordini.
É in questo momento che entra in gioco l'insider, il quale da una parte conosce il valore reale di liquidazione ma dall'altra non ha modo di sapere quanti ordini arriveranno dai noise traders.
Basandosi unicamente su questo vantaggio informativo, l'insider decide la quantità ottimale di titoli che intende scambiare, indicata con $\tilde{x}$. La sua intera strategia di trading, di conseguenza, non è casuale ma è una diretta conseguenza del valore che ha osservato, ed è formalizzabile come una funzione matematica di quest'ultimo.

$$\tilde{x} = X(\tilde{v}) \qquad (1)$$

Successivamente, i market makers devono stabilire il prezzo di transazione $\tilde{p}$. Essi si trovano nella situazione opposta rispetto all'insider nel senso che non conoscono il valore reale del titolo, ma vedono arrivare sul mercato un unico grande blocco di ordini accumulati. Questa quantità totale, denominata order flow, Q, è la somma degli ordini degli insider e dei noise traders.

$$Q = \tilde{x} + \tilde{u} \qquad (2)$$

Come anticipato, poiché l'intermediario riceve questo flusso in modo aggregato, non ha alcuna possibilità di distinguere la provenienza dei singoli ordini e capire se provengano da risparmiatori comuni o speculatori informati.
Il prezzo finale fissato dal market maker sarà pertanto condizionato unicamente da questa quantità totale osservata, secondo una precisa regola di pricing esprimibile con:

$$\tilde{p} = \mathrm{P}\,(\,\tilde{x} + \tilde{u}) \tag{3}$$

In questo scenario, l'obiettivo dell'insider è massimizzare i propri profitti, indicati con la variabile $\tilde{\pi}$. Questi guadagni sono calcolati matematicamente attraverso la formula:

$$\tilde{\pi} = (\tilde{v}\text{-}\tilde{p})\tilde{x} \tag{4}$$

Il profitto totale è il risultato del margine di guadagno unitario $(\tilde{v}\text{-}\ \tilde{p})$ moltiplicato per la quantità di titoli scambiati $(\tilde{x})$. Il vero elemento cruciale di questa formula è il prezzo di transazione $\tilde{p}$, infatti l'insider sa perfettamente che il prezzo non è un dato fisso ed esogeno, ma che verrà stabilito dal market maker in base all'order flow totale che colpisce il mercato.
Di conseguenza, l'insider è consapevole che la propria scelta circa la quantità di titoli che vorrà acquistare o vendere $(\tilde{x})$, influenzerá, attraverso l'order flow, il prezzo finale di transazione $\tilde{p}$ a cui lui stesso scambierà la quantità prescelta.
Se sceglie una quantità molto elevata, aumenta il volume su cui guadagna, ma inevitabilmente questa maggiore quantità sposterà il prezzo verso l'alto (nel caso di un acquisto), e di conseguenza il margine unitario si ridurrà.
Dall'altra parte una quantità troppo piccola manterrebbe sì il margine più vicino a quello ottimale, ma così facendo non verrebbe sfruttata pienamente l'opportunità dell'informazione privata.
Pertanto, l'insider sceglierà la quantità ottimale $\tilde{x}$ che massimizza il profitto atteso, tenendo conto dell'influenza che il suo ordine avrà sulle scelte di prezzo del market maker.
Il modello di Kyle conduce a una situazione di equilibrio strategico in cui le scelte dell'insider e la regola di prezzo del market maker sono reciprocamente ottimali.
Secondo la definizione originale, l'equilibrio è identificato da una coppia di funzioni $\{X, P\}$ tali per cui vengano soddisfatte simultaneamente due condizioni.

La prima condizione è la massimizzazione del profitto dell'insider. Con essa il modello impone che per ogni strategia alternativa X' e per ogni possibile valore reale dell'asset v:

$$\mathrm{E}\{\ \tilde{\pi}\ (\mathrm{X},\mathrm{P})|\ \tilde{v}\ = v\ \}\ \ \geq\ \ \mathrm{E}\{\ \tilde{\pi}\ (\mathrm{X}',\mathrm{P})|\ \tilde{v}\ = v\ \} \tag{5}$$

Questa condizione stabilisce che la strategia scelta dall'operatore informato (X), deve essere migliore rispetto a qualsiasi altra strategia (X′), e questo significa che l'insider sta sfruttando la sua informazione privata nel modo più efficiente e profittevole possibile, senza commettere errori di valutazione.
Poiché egli conosce il valore reale dell'asset ma non sa quanti ordini arriveranno dai noise traders, calcola la scelta ottimale basandosi sul valore atteso (*E*) dei suoi profitti, risolvendo il trade-off tra la volontà di massimizzare il rendimento e la necessità di non muovere il prezzo a proprio svantaggio.

La seconda è una condizione di efficienza del mercato e impone che la variabile casuale del prezzo P soddisfi l'equazione:

$$\tilde{p}\ (\mathrm{X},\ \mathrm{P}) = \mathrm{E}\ \{\ \tilde{v}|\ \tilde{x}\ +\ \ \tilde{u}\} \tag{6}$$

Questa descrive il comportamento difensivo dei market makers, i quali operano in svantaggio informativo. Non conoscendo il valore reale dell'asset ($\tilde{v}$), essi osservano solo il flusso totale degli ordini aggregati ($\tilde{x}+\ \tilde{u}$). Per proteggersi dal rischio di selezione avversa, gli intermediari usano l'informazione circa l'order flow totale come un segnale per adeguare il prezzo.
Infine, la forte concorrenza tra i market makers spinge il prezzo a riflettere istantaneamente tutta l'informazione dei flussi di scambio, azzerando i loro extra-profitti medi.

Kyle dimostra analiticamente che, dall'incrocio di queste condizioni, emerge un unico equilibrio stabile in cui le strategie dell'insider e del market maker sono lineari. Le soluzioni per i due parametri che regolano questo equilibrio sono:

$$\lambda = \frac{1}{2}\ \sqrt{\frac{\Sigma_0}{\sigma_u^2}} \tag{7}$$

$$\beta = \sqrt{\frac{\sigma_u^2}{\Sigma_0}} \tag{8}$$

Analizzare economicamente queste due soluzioni permette di capire il funzionamento profondo del mercato e del concetto di liquidità attraverso la prima dimensione fondamentale.

Il parametro lambda (λ) rappresenta l'illiquidità del mercato tramite l'impatto che ogni singolo ordine esercita sul prezzo. Come mostrato dalla formula, λ risulta direttamente proporzionale a $\sum_0$ e quindi all'incertezza informativa iniziale, e inversamente proporzionale a σ_u^2 e quindi alla varianza dell'operatività dei noise traders.

Dunque, l'illiquidità di mercato aumenta (e quindi la liquidità si riduce) quando l'informazione in mano all'insider è molto pesante o quando i piccoli risparmiatori hanno poco peso in termini di imprevedibilità suscitata. In queste situazioni, l'insider fatica a mimetizzarsi e il market maker, avvertendo un rischio maggiore di perdita, incrementa λ come margine di protezione, rendendo il mercato meno liquido (attraverso la riduzione della profondità).

Il parametro Beta (β) invece indica l'aggressività dell'insider nel posizionare i propri ordini. β è speculare rispetto a λ. Se il mercato presenta un elevato rumore di fondo (σ_u^2), l'insider intensifica la propria operatività e scambia quantità superiori. Egli sfrutta il disordine generato dagli ordini dei noise traders per celare la propria attività speculativa, massimizzando i profitti prima che il prezzo rifletta il valore reale dell'asset.

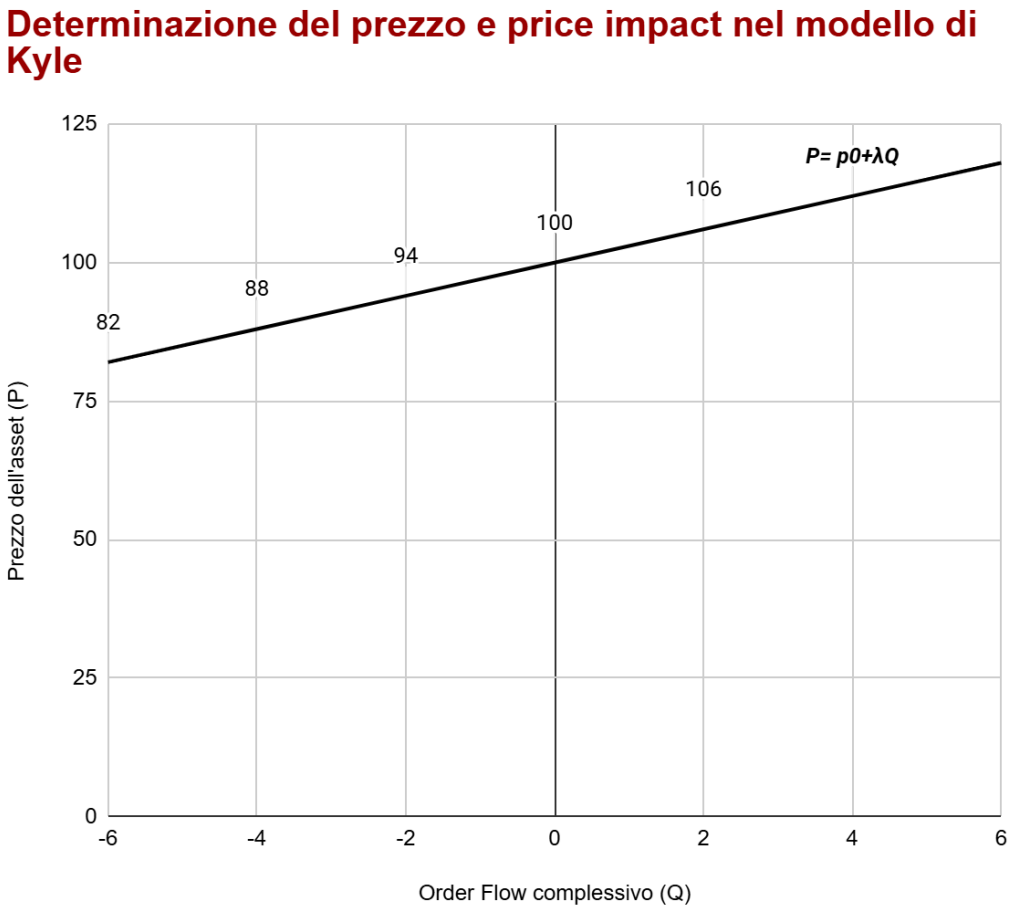
Da un punto di vista concettuale, l'inverso di lambda ($\frac{1}{\lambda}$) rappresenta invece la market depth, ovvero quanto è profondo il mercato, misurando quanti ordini il mercato è in grado di assorbire prima che il prezzo si muova in modo sfavorevole. Più il market maker teme la presenza di informazioni private, più il parametro λ sarà elevato, rendendo il mercato meno profondo e più fragile. Di conseguenza, l'intermediario adegua i prezzi in modo aggressivo e possiamo interpretare questo comportamento facendo l'esempio per cui, per ogni azione acquistata, se il market maker sospetta la presenza di informazioni private, alza il prezzo di molto rendendolo più sensibile.

Questo modello ci consente di leggere le diverse dimensioni della liquidità attraverso un unico elemento chiave, il parametro λ. Oltre alla market depth esistono altre due dimensioni fondamentali, la tightness e la resiliency, che tuttavia non costituiscono il focus analitico del modello di Kyle ma che possono essere osservate in funzione di esso.

La tightness abbiamo visto essere rappresentata dal costo di esecuzione sostenuto dai trader e poiché ogni ordine sposta il prezzo in modo lineare secondo il coefficiente lambda, l'onere pagato da chi commercia per necessità di liquidità riflette il grado di compattezza del mercato. Un elevato valore

di λ si traduce anche in un mercato meno stretto (tightness ridotta), in cui l'impatto sui prezzi diventa più severo e i costi di transazione diventano penalizzanti per gli operatori non informati che hanno l'esigenza di scambiare rapidamente.

Figura 1: Formazione del prezzo ed equilibrio nel modello di Kyle.



Fonte: Elaborazione dell'autore sul modello teorico di Kyle (1985)

Il grafico illustra il meccanismo di formazione del prezzo da parte del market maker in funzione dell'order flow complessivo, evidenziando la natura lineare e predeterminata dell'equilibrio. Sull'asse delle ascisse è riportato l'order flow complessivo.

Il punto 0 rappresenta un mercato perfettamente bilanciato, i valori positivi indicano una pressione

netta in acquisto mentre i valori negativi una pressione netta in vendita. Sull'asse delle ordinate è misurato il prezzo dell'asset, il cui valore iniziale prima dell'arrivo degli ordini è pari a P_0.
La linea dei prezzi rappresenta la regola di quotazione del market maker.
Analizzando il grafico si può evincere come il parametro λ rappresenti l'inclinazione della retta e sia strutturalmente predefinita. Esso non varia al variare della dimensione del singolo ordine.
Una retta più piatta corrisponde a valori di λ più bassi e descrive un mercato altamente liquido, tipico di scenari con una forte varianza dell'operatività dei noise traders in grado di assorbire grandi volumi senza subire forti variazioni di prezzo. Al contrario, una retta più ripida coincide con alti valori di λ e descrive un mercato illiquido, in cui il market maker si difende preventivamente dal rischio di selezione avversa applicando un impatto sul prezzo molto ampio anche a fronte di piccoli volumi di scambio.
In conclusione, il contributo di Kyle fornisce una definizione di liquidità, facendola emergere come frutto di un fenomeno informativo. Attraverso la formalizzazione del parametro λ, il modello dimostra come l'illiquidità sia il prezzo che il mercato paga in presenza di asimmetria informativa e selezione avversa.

1.3 Misurazione della profondità del mercato: Indice di Amihud e criticità

Dal punto di vista teorico, il modello di Kyle offre una rigorosa formalizzazione microstrutturale della profondità di mercato, definita come l'inverso del price impact generato dalle pressioni informative sull'order flow. Tuttavia, il limite sorge qualora si volesse applicare questo modello sul piano empirico, dal momento che la stima diretta del parametro lamba richiederebbe l'accesso a dataset ad alta frequenza e quindi dati tick-by-tick, rendendo l'analisi impraticabile su orizzonti temporali estesi o su indici di mercato aggregati.
Per ovviare a questo limite, la letteratura empirica ha sviluppato delle misure cosiddette low-frequency e cioè a bassa frequenza, basate su dati giornalieri. Il contributo principale in questa direzione è rappresentato dall'indice di illiquidità di Amihud (2002). L'idea di base di Amihud permette di preservare la logica economica del price impact di Kyle, ponendo la variazione percentuale assoluta del prezzo giornaliero ($|R_{iyd}|$) in rapporto al volume monetario totale scambiato ($VOLD_{iyd}$) nello stesso intervallo temporale. Così facendo, l'indicatore *ILLIQ* ci permette di calcolare una misura diretta della variazione di prezzo per unità di volume monetario, fornendo una proxy robusta dell'inverso della profondità di mercato.

Infatti, questo indicatore può essere interpretato come la risposta giornaliera del prezzo ad una unità di volume di trading, di fatto un dollaro americano.

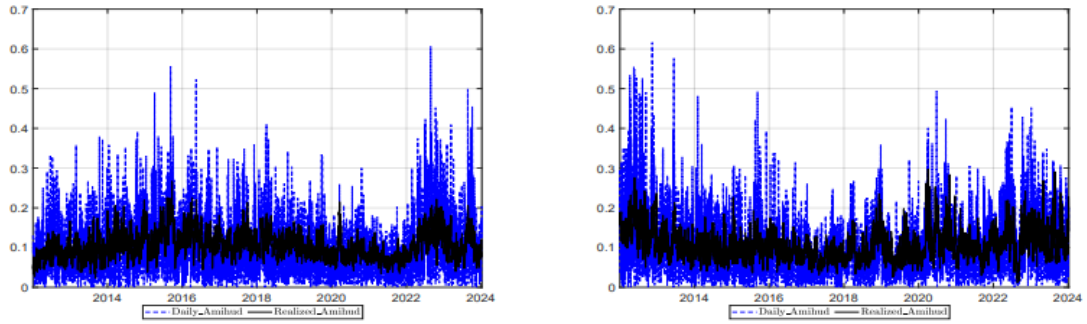
Volendo essere più specifici, coerentemente con la notazione del modello, R_{iyd} è il rendimento del titolo i nel giorno d dell'anno y e $VOLD_{iyd}$ è il relativo volume giornaliero in dollari.

L'indice di Amihud, pur essendo la misura standard di illiquidità nella letteratura empirica, presenta un limite noto che riguarda la costruzione stessa dell'indicatore.

Il numeratore, il rendimento assoluto giornaliero, incorpora due componenti distinte, da un lato l'effetto del volume scambiato sul prezzo, che è ciò che la misura intende catturare, dall'altro la volatilità di fondo del titolo, cioè i movimenti di prezzo che avvengono indipendentemente dal trading, per effetto di notizie, variazioni delle aspettative o semplice rumore di mercato. In periodi di elevata volatilità, il numeratore dell'indice tende dunque a essere elevato anche quando il volume ha un impatto contenuto sul prezzo, e l'Amihud sovrastima l'illiquidità, attribuendo al volume di trading effetti che in realtà derivano dal contesto di mercato. Questo limite è particolarmente rilevante nei periodi di crisi, quando la volatilità sale bruscamente e rischia di contaminare la misura di profondità.

Per ovviare a questo problema, Ranaldo, Lacava e Santucci de Magistris (2023), propongono una misura di illiquidità realizzata che separa le due componenti, ovvero la volatilità del prezzo viene isolata e rimossa, e la misura cattura esclusivamente l'impatto del volume sul prezzo. La misura è detta "realizzata" perché è calcolata direttamente dai dati di mercato effettivamente osservati e non derivata da un modello teorico o da valori attesi. Il risultato è una stima più precisa e meno rumorosa dell'inverso della profondità di mercato, pur mantenendo la logica economica dell'indice di Amihud, calcolata come rapporto tra il movimento di prezzo e volume scambiato, ma depurato dal rumore della volatilità esogena. Questa misura più raffinata permette di meglio cogliere l'illiquidità vera e propria.

Figura 2: Differenza di precisione tra la misura di Amihud originale (blu) e il Realized Amihud (nero).



(a) MSFT (b) MMM

Fonte: Lacava, Ranaldo, Santucci de Magistris, (2023) fig.1 pag.1

Il confronto visivo tra le due misure, che ovviamente mantengono la stessa tendenza di base, permette di evidenziare la maggiore precisione della misura di Amihud realizzata rispetto a quella tradizionale sia nel caso di un titolo ad alta capitalizzazione, MSFT, sia nel caso di bassa capitalizzazione, MMM.

1.4 La natura endogena dello spread bid-ask: il modello di Glosten e Milgrom

Nei mercati finanziari moderni, caratterizzati da scambi elettronici continui e frammentati, l'informazione non si manifesta in un unico blocco di ordini aggregati, ma fluisce nel sistema in modo dinamico e sequenziale. Per esplicitare questa dinamica della sequenzialità degli ordini, il punto di partenza teorico è rappresentato dal modello di Glosten e Milgrom (1985). Nonostante questo framework sia stato originariamente studiato per un mercato centralizzato e guidato da un singolo intermediario (specialista in monopolio), la sua logica basata sulla selezione avversa conserva un'alta validità per i mercati elettronici contemporanei.

L'elemento cardine che si adatta ai mercati moderni è il meccanismo di apprendimento del market maker o specialista. Infatti, l'idea che l'arrivo degli ordini di acquisto e vendita sia sequenziale, funge da segnale informativo continuo. Il market maker, dunque, corregge i prezzi di quotazione in tempo reale per proteggersi dal rischio di selezione avversa dovuto alla presenza di operatori informati. Questo tipo di configurazione permette di comprendere come le variazioni della liquidità, analizzate attraverso la dimensione della tightness, e dello spread, possano derivare endogeneamente a causa delle interazioni informative tra gli agenti, ponendo le basi per la definizione del rischio sistemico e dei blocchi di mercato in assenza di shock esterni.

Questo permette di interpretare la stabilità della liquidità come un processo dinamico che può incepparsi autonomamente, fornendo una prima evidenza teorica di come una crisi macroeconomica di blocco degli scambi possa nascere a partire da una asimmetria informativa a livello microstrutturale.

L'idea di fondo è che la presenza di operatori informati e quindi del rischio di selezione avversa per lo specialista è una caratteristica intrinseca dei mercati finanziari, sufficiente a giustificare la presenza di uno spread bid-ask positivo, indipendentemente dagli obiettivi di profitto dello specialista.

I dealer del modello di Glosten e Milgrom sono gli intermediari finanziari che si pongono come middlemen, e a livello istituzionale hanno il compito di porsi da controparte diretta ed immediata per gli ordini che arrivano sul mercato. Essi, dunque, acquistano da chi vuole vendere e vendono a chi vuole comprare, facendo fronte nel tempo alle fluttuazioni delle proprie disponibilità di titoli e liquidità. Fino a prima che la materia venisse trattata da Glosten e Milgrom, la spiegazione principale che la letteratura forniva per spiegare la differenza tra il prezzo di acquisto e quello di vendita delle attività finanziarie era riconducibile ai costi amministrativi di transazione e ai costi fisici di gestione del magazzino titoli, lasciando scoperto il ruolo dell'insider trading e la velocità con cui i prezzi di mercato incorporano l'informazione privata non appena questa fluisce tra gli operatori.

La svolta è stata iniziare a vedere lo spread bid-ask non come un semplice meccanismo di recupero delle spese operative, bensì come un fenomeno puramente informativo. Per fare questa affermazione, gli autori dimostrano che, anche ipotizzando un mercato in concorrenza perfetta, contraddistinto da profitti attesi nulli per il market maker e costi di transazione e inventario pari a zero, che nella letteratura precedente giustificavano la presenza di uno spread, quest'ultimo persiste come barriera di protezione.

Mentre il modello di Kyle analizzava la liquidità attraverso il filtro della profondità di mercato e dell'impatto sul prezzo di un intero blocco di ordini, Glosten e Milgrom si concentrano sulla dimensione della tightness, l'ampiezza dello spread, in tempo discreto e sequenziale.

Nonostante questa differenza, entrambi gli approcci giungono alla conclusione per cui l'illiquidità è una reazione difensiva e razionale alla selezione avversa. Lo spread come viene analizzato da Glosten e Milgrom e il lambda di Kyle rappresentano due facce della stessa medaglia informativa, rappresentando di fatto il costo della selezione avversa che i noise traders (l'analogo dei liquidity traders di Glosten e Milgrom) pagano inconsapevolmente per ripagare il market maker dalle perdite sistematiche subite nelle contrattazioni avendo come controparte i trader informati.

Per comprendere l'impatto di questo meccanismo sulla stabilità della liquidità, è necessario analizzare il meccanismo di intermediazione ipotizzato nel paper di Glosten e Milgrom. Nel loro modello infatti lo specialista, e quindi il market maker, non opera come broker per conto di terzi ma unicamente da

controparte diretta agli operatori. Gli investitori arrivano al mercato in modo sequenziale e anonimo e hanno la possibilità di eseguire esclusivamente ordini a mercato, cioè ordini immediati alle condizioni in essere al loro arrivo e ciascun ordine può essere pari ad una singola unità minima del titolo, escludendo così la possibilità di ordini condizionati, o limit orders. Lo specialista determina i prezzi e l'investitore decide se vendere, comprare o astenersi dallo scambio. A questo punto lo specialista, dopo aver osservato l'azione del singolo investitore, integra quell'informazione nel proprio set conoscitivo e aggiorna le quotazioni prima dell'arrivo dell'operatore successivo.

Il modello immagina il mercato come un negozio gestito da un intermediario che ha la sola funzione di far incontrare chi compra e chi vende, senza cercare di fare profitti extra. Questo intermediario, definito specialista, lavora in una condizione di massima concorrenza, non deve sostenere spese di gestione o commissioni e dunque il suo obiettivo ideale è semplicemente il pareggio economico.

Come anticipato, l'intermediario affronta un problema di selezione avversa, nel senso che non sa mai se la sua controparte sarà un liquidity trader oppure un trader informato.

Di conseguenza, i prezzi non possono essere fissi, ma devono esprimere anticipatamente l'intenzione racchiusa in ogni singola richiesta. Più nello specifico verranno stabiliti un prezzo più alto per chi intende acquistare da lui (prezzo Ask) e uno più basso per chi desidera vendergli il titolo (prezzo Bid). La differenza tra questi due valori costituisce lo spread e quindi lo scudo di sicurezza con cui l'intermediario si difende dall'incertezza informativa.

L'unico momento in cui non vi è asimmetria informativa è il tempo iniziale t=0, configurabile come il momento immediatamente successivo al rilascio pubblico dei dati di bilancio di un'azienda in cui tutti i partecipanti condividono il medesimo set informativo.

Il cuore analitico del modello arriva alla definizione di questi principi attraverso cinque proposizioni fondamentali che servono a dimostrare il funzionamento dei mercati secondo Glosten e Milgrom.

La prima proposizione ribadisce la natura informativa dello spread, spiegando come il market maker stabilisca i prezzi bid e ask in modo che riflettano il valore atteso dell'asset condizionato, rispettivamente all'arrivo di un ordine di vendita o di acquisto. Dal momento che l'ordine di acquisto potrebbe indicare che il trader sia dotato di informazioni privilegiate, il prezzo ask è sistematicamente più alto del valore atteso stimato fino a quel momento e allo stesso modo, l'ordine di vendita potrebbe segnalare informazioni ribassiste per l'asset, rendendo il prezzo bid più basso del valore atteso. Questo è il meccanismo che permette al market maker di non fallire.

La seconda proposizione, sotto l'ipotesi di efficienza informativa del mercato e concorrenza perfetta, stabilisce che la sequenza dei prezzi fissati dal market maker segue il comportamento statistico di una martingala rispetto alla storia delle transazioni precedenti.

Sostanzialmente, dato che il prezzo fissato dal market maker tende a riflettere già tutte le informazioni

contenute negli ordini osservati fino a quel momento, il prezzo migliore da prevedere per il periodo successivo è semplicemente quello corrente. I movimenti futuri dipendono solo dalle nuove informazioni che arrivano con i nuovi ordini, e pertanto non sono prevedibili in anticipo.
La terza proposizione suggerisce che, con il trascorrere del tempo, il prezzo di mercato converge quasi sicuramente al vero valore fondamentale dell'attività finanziaria.
Infatti, nonostante la presenza dei noise traders rimanga, il costante flusso di ordini permette al market maker di imparare progressivamente lo stato del mondo. Nel lungo periodo, l'effetto del rumore statistico si annulla e l'asimmetria informativa viene completamente riassorbita.
La quarta proposizione serve a sottolineare l'importanza della presenza dei noise traders, che rende possibile lo scambio in un mercato con informazione asimmetrica. Se al contrario esistessero solo trader informati, il market maker sarebbe esposto a perdite sistematiche e aumenterebbe lo spread fino a rendere sconvenienti le transazioni. Grazie dunque ai noise traders, parte di questo rischio può essere coperto.
Infine, l'ultima proposizione del modello mostra che lo spread bid-ask tende ad aumentare quando cresce la probabilità di incontrare trader informati e quando aumenta l'incertezza del market maker sul valore dell'asset. In questi casi il rischio di selezione avversa diventa più elevato e il market maker amplia lo spread per compensarlo. Questa proposizione fornisce un punto di collegamento tra microstruttura e rischio di liquidità, infatti, nei momenti di crisi, l'incertezza aumenta e con essa anche la percezione di asimmetria informativa e pertanto lo spread si allarga riducendo la tightness del mercato e rendendo il mercato meno liquido.

1.5 Misurazione empirica della tightness e Commonality in Liquidity

Nei momenti di forte incertezza sul valore fondamentale degli asset, il rischio di selezione avversa per i market maker diventa significativamente più elevato e per proteggersi alzano gli spread bid-ask, in conformità con i meccanismi di ottimizzazione evidenziati dal modello di Glosten e Milgrom (1985).
A questo punto però sorge un interrogativo importante: per quale ragione questi spread tendono ad ampliarsi contemporaneamente su una moltitudine di titoli azionari, mostrando di fatto una tendenza aggregata?
Per rispondere a questa domanda è utile introdurre il concetto di Commonality in Liquidity formalizzato da Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000).

L'idea centrale alla base di questo fenomeno non risiede semplicemente nel fatto che le variabili di mercato dipendono da determinanti macroeconomiche comuni, bensì nella dimostrazione che la liquidità del singolo titolo è inevitabilmente legata alla liquidità dell'intero mercato. Gli autori evidenziano e dimostrano che una parte significativa della liquidità di un titolo azionario non è idiosincratica e quindi specifica dell'azienda, ma è guidata da fattori di mercato aggregati e non diversificabili. Pertanto, quando il mercato subisce uno shock, gli spread di una vasta pluralità di titoli si allargano simultaneamente.

Sul piano analitico e di misurazione della tightness, Chordia, Roll e Subrahmanyam(2000) dimostrano empiricamente l'esistenza della Commonality in Liquidity a partire dall'analisi di specifiche metriche di spread calcolate su un ampio campione di titoli azionari quotati al NYSE (New York Stock Exchange).

Nello specifico, per ogni transazione di un determinato asset, la tightness viene quantificata attraverso le seguenti configurazioni metodologiche:

Il Quoted spread è definito come:

$$\text{QSPR: } P_A - P_B \tag{9}$$

P_A e P_B indicano rispettivamente il prezzo Ask e il prezzo Bid pendenti sul book.

Questa differenza misura il costo di transazione potenziale e teorico fissato dai market maker per l'esecuzione immediata dell'ordine.

L'Effective spread è invece formalizzato come:

$$\text{ESPR: } 2*|P_T - P_M| \tag{10}$$

in cui P_T costituisce il prezzo effettivo a cui avviene lo scambio al tempo T e P_M rappresenta il punto medio tra il prezzo Ask e il prezzo Bid. Questa seconda misura, espressa come il doppio della distanza assoluta tra il prezzo di esecuzione e il midpoint, rappresenta il costo di transazione realmente sostenuto dall'investitore al momento dell'operazione.

Va sottolineato però che dal punto di vista analitico, queste due misure così definite risentono del valore nominale dell'asset. Per ovviare a questo limite e poter effettuare comparazioni cross-sectional su ampi campioni di titoli, la letteratura introduce delle misure che permettono la conversione degli

spread quotato ed effettivo in termini proporzionali o percentuali.
Dividendo lo spread quotato per il punto medio (P_M) e lo spread effettivo per il prezzo di transazione (P_T), si ottengono delle misure di tightness che attenuano l'effetto della scala di prezzo degli asset misurati, indispensabili per isolare la componente comune e non diversificabile della liquidità.
L'obiettivo fondamentale del contributo di Chordia, Roll e Subrahmanyam è verificare se la liquidità di un singolo titolo sia un fattore puramente idiosincratico o se presenti una componente sistematica e aggregata a livello di mercato.
A livello econometrico gli autori hanno analizzato le variazioni dello spread di ogni singolo titolo del campione in relazione alle variazioni della liquidità aggregata dell'intero mercato.
Onde evitare che la liquidità del singolo titolo influenzasse meccanicamente la media aggregata con cui viene posta a confronto, la misura di liquidità di mercato per ciascuna azione è stata calcolata come media della liquidità di tutti gli altri titoli presenti nel campione, escludendo il titolo oggetto di analisi.
Lo studio conferma empiricamente l'esistenza della commonality, infatti per la stragrande maggioranza dei titoli analizzati, le variazioni negli spread individuali mostrano una correlazione positiva con le variazioni dello spread aggregato di mercato, e questo permette di spiegare come mai quando la liquidità complessiva si riduce, si nota un movimento coerente anche da parte dei singoli titoli.
Questo studio segna un punto di svolta rispetto al passato, poiché rappresenta una delle prime dimostrazioni del fatto che il rischio di liquidità rappresenta un rischio sistemico non diversificabile. Il fatto che gli spread dei titoli tendano ad allargarsi contemporaneamente, in particolare nei momenti di contrazione del mercato, porta con sé la consapevolezza per cui un investitore non può azzerare il rischio di illiquidità semplicemente diversificando il portafoglio.

1.6 La resiliency come dimensione dinamica: il modello di Foucault, Kadan e Kandel

Dopo aver analizzato la tightness, che misura il costo immediato di esecuzione tramite lo spread bid-ask, e la depth, che quantifica i volumi assorbili dal mercato senza spostare significativamente i prezzi, la trattazione della liquidità richiede un'ultima dimensione, ovvero la resilienza. Le prime due dimensioni fotografano il limit order book in un singolo istante, ma un mercato può apparire stretto e profondo in un dato momento e subito dopo subire uno shock a causa di una raffica di ordini aggressivi che prosciuga la liquidità e allarga lo spread. Pertanto, diventa opportuno chiedersi: quanto

velocemente il book torna alle sue condizioni di equilibrio dopo uno shock? La risposta a questa domanda definisce la resilienza.

Per modellarla, Foucault, Kadan e Kandel (2005) analizzano un mercato guidato dagli ordini in cui non esistono specialisti o dealer e ogni operatore che decide di interfacciarsi con il mercato, al momento del suo arrivo deve compiere una scelta che ha a che vedere con il tipo di ordine che intende inserire a mercato. Da una parte può decidere di inserire un market order, ossia un ordine di acquisto o vendita che viene eseguito immediatamente al miglior prezzo disponibile, ma che costringe a pagare l'intero spread. Questo tipo di ordine consuma la liquidità presente in quel momento in quel dato livello di prezzo.

L'altra opzione prevede la possibilità di partecipare alle contrattazioni tramite l'inserimento di un limit order. Questo secondo tipo di operazione permette di proporre un prezzo migliore a quello corrente restringendo di fatto lo spread di *j* tick di prezzo, ma comporta l'incertezza e il costo di dover attendere che qualcun altro accetti l'offerta su quel livello di prezzo e che quindi in gergo, fornisca liquidità. Il tick rappresenta l'unità minima unitaria di variazione del prezzo per un dato asset.

Secondo gli autori, la scelta tra queste due opzioni è guidata da un unico fattore, ovvero il costo di attesa per ciascun operatore. Per isolare e dare rilevanza a questa variabile, il modello ipotizza che tutti i trader abbiano le stesse informazioni e che quindi non ci sia insider trading, coerentemente con l'evidenza empirica di una branca della letteratura che attribuisce le cause dello spread al sostenimento dei costi operativi di elaborazione degli ordini da parte degli specialisti piuttosto che ad asimmetrie informative, in diretta antitesi ai modelli visti precedentemente.

La popolazione dei trader che arrivano sul mercato in sequenza con un tasso di frequenza λ, viene suddivisa in due categorie, identificate dall'indice $i \in \{P,I\}$.

I trader pazienti ($i = P$) hanno un costo di attesa contenuto, indicato con C_p, associabili a gestori di portafoglio a lungo termine, mentre i trader impazienti ($i = I$) sostengono un costo di attesa elevato e maggiore rispetto a quello dei trader pazienti ($C_I > C_p$) e sono espressivi degli arbitraggisti o broker con scadenze operative imminenti.

La decisione del trader si basa sul reservation spread (j_i^*), ossia la soglia di spread minima al di sopra della quale il trader ritiene conveniente attendere e mettersi in coda con un limit order.

Nel modello il reservation spread è definito secondo la formula:

$$j_i^* = \mathrm{CF}\left(\frac{C_i}{\lambda \Delta}\right) \tag{11}$$

dove CF è la funzione ceiling che indica l'arrotondamento per eccesso all'intero superiore e Δ rappresenta il tick size, ovvero la variazione minima di prezzo.

$\frac{1}{\lambda}$ è il tempo medio atteso prima che arrivi un nuovo trader sul mercato.

$C_i * (\frac{1}{\lambda})$ rappresenta il costo monetario d'attesa minimo che il trader deve sopportare anche solo un singolo periodo prima che arrivi la controparte.

Δ è il guadagno/risparmio monetario che si ottiene spostandosi di 1 singolo tick di prezzo.

Facendo il rapporto tra il costo di attesa per singolo periodo ($\frac{C_i}{\lambda}$) e il valore monetario di un tick (Δ), si ottiene la quantità di tick di spread che servono al trader per essere compensato del tempo d'attesa medio di un singolo arrivo.

Se lo spread presente nel book scende a un livello pari o inferiore a tale soglia ($s \leq j_i^*$), il margine di guadagno derivante dall'attesa tramite un ordine limite non compensa più il costo di quell'attesa e di conseguenza l'operatore rinuncia a fornire liquidità e preferirà eseguire la transazione tramite un market order. Poiché i trader impazienti sostengono un costo di attesa superiore, consegue che anche il loro reservation spread dovrà essere più alto, ($j_I^* \geq j_P^*$). Questo perché i trader impazienti richiedono uno spread di mercato più ampio per essere scoraggiati dall'eseguire istantaneamente l'ordine di vendita o di acquisto.

Per quantificare la resilienza del book, Foucault et al. (2005) definiscono una metrica precisa, cioè la misura di resilienza *R*, espressa come la probabilità che, a seguito di uno shock che porta lo spread al suo livello massimo *K*, lo spread ritorni al suo livello competitivo prima che venga eseguito lo scambio successivo.

L'interazione tra i due tipi di operatori può portare alla definizione di due scenari di mercato.

Nel caso omogeneo le due tipologie di trader condividono lo stesso reservation spread, pertanto, chiunque arrivi di fronte ad uno spread $s \leq j^*$ invia un market order, mentre di fronte ad uno spread $s > j^*$ inserisce un j^*- limit order. Lo spread oscilla costantemente tra il valore massimo *K* e il valore competitivo j^*. Una situazione di mercato così composta viene definita strongly resilient e ogni shock che allarga lo spread viene immediatamente corretto dal trader successivo. La resilienza in questo caso, misurata come la probabilità che lo spread ritorni al livello competitivo prima della transazione successiva, è pari a *R*=1.

Nel caso eterogeneo, i trader hanno preferenze temporali differenti e di conseguenza hanno un reservation spread che riflette una differenza nei loro costi di attesa tale per cui il reservation spread dei trader pazienti è minore rispetto a quello dei trader impazienti ($j_P^* < j_I^*$) e da questa situazione

emerge uno spread soglia, s_c, che divide il book in tre regioni.

Quando lo spread è stretto ($s \leq j_P^*$), sia i trader pazienti che quelli impazienti non trovano conveniente rinviare l'operazione proprio perché lo spread è sufficientemente basso e quindi inviano market order per l'esecuzione istantanea.

In una situazione di spread intermedio ($j_P^* < s \leq s_c$), solo i trader pazienti forniscono liquidità con limit order, mentre gli impazienti continuano a richiedere liquidità inviando ordini istantanei. Per spread molto ampi ($s > s_c$), al di sopra del livello di soglia, nessun trader ha convenienza a eseguire subito gli ordini a causa dei costi elevati in cui incorrerebbero e quindi tutti gli operatori inseriscono limit order riportando lo spread a s_c.

Nel caso eterogeneo, $R=\theta_P^{q-1}$, dove q rappresenta il numero di livelli di spread di equilibrio. Poiché q è determinato endogeneamente dai parametri del modello, la resilienza è anch'essa una variabile endogena.

Dal modello emerge che la resilienza del mercato R aumenta sia all'aumentare della quota di trader pazienti θ_P, sia all'aumentare del loro costo di attesa. Una maggiore presenza di operatori disposti ad attendere garantisce che gli shock vengano riassorbiti rapidamente prima che avvenga un nuovo trade. Inoltre, un costo di attesa più alto per i pazienti li rende più aggressivi nel migliorare il prezzo, accelerando ulteriormente il rientro dello spread. Invece un incremento del tasso di arrivo dei trader λ riduce la resilienza perché in presenza di un alto flusso di ordini gli operatori sanno che l'esecuzione sarà comunque rapida e quindi non hanno incentivo a migliorare il prezzo in modo aggressivo, allungando i tempi di recupero del book dopo uno shock.

La relazione tra la quota di trader pazienti e impazienti ($\rho= \frac{\theta_P}{\theta_I}$) definisce il regime di mercato. Se $\rho > 1$, i pazienti dominano e il mercato è resilient, se al contrario $\rho < 1$, prevalgono gli impazienti e il mercato diventa weakly resilient, cioè una resilienza debole.

Questo modello è utile a far emergere la natura endogena della resilienza, determinata dalla composizione della popolazione di trader e dai loro incentivi.

Se si interpreta uno stress sistemico o un inasprimento dei vincoli di funding come uno shock esogeno che riduce la quota di trader pazienti, allora dal modello segue che la misura di resilienza tende a contrarsi. Con una minore resilienza, lo spread rimane bloccato su livelli elevati per periodi più lunghi dopo uno shock, l'offerta di liquidità si prosciuga e si innescano i presupposti per le spirali di liquidità che verranno approfondite in seguito.

1.7 Misure empiriche della resiliency

Per il mercato azionario, una delle misure più utilizzate per catturare la liquidità come fattore di rischio è quella proposta da Pástor e Stambaugh (2003). L'idea alla base è semplice e si lega direttamente alla dimensione temporale della liquidità. Quando un operatore esegue un acquisto di grandi dimensioni, il prezzo del titolo sale. Quello che conta per valutare la resilienza del mercato non è tanto l'entità dello spostamento durante l'esecuzione, ma ciò che accade dopo, infatti, se il mercato è resiliente, il prezzo torna rapidamente verso il suo valore fondamentale, annullando gran parte dello spostamento iniziale. Se invece il mercato è poco resiliente, lo spostamento persiste e il giorno successivo si osserva una correzione, un'inversione di segno opposto rispetto alla direzione dello scambio originale.

Per catturare questo meccanismo, gli autori stimano per ogni titolo *i* e per ogni mese *t* la seguente regressione utilizzando i dati giornalieri all'interno del mese:

Figura 3: Regressione OLS per la stima del coefficiente $\gamma_{i,t}$ della misura di liquidità di Pástor e Stambaugh per il titolo i nel mese t.

$$r^{e}_{i,d+1,t} = \theta_{i,t} + \phi_{i,t} r_{i,d,t} + \gamma_{i,t} \text{sign}(r^{e}_{i,d,t}) \cdot v_{i,d,t} + \epsilon_{i,d+1,t}, \quad d = 1, \ldots, D$$

Fonte: Pástor e Stambaugh, 2003, formula (1), p. 647

dove $r^{e}_{i,d+1,t}$ è il rendimento del titolo *i* in eccesso rispetto al mercato al giorno d+1 del mese *t*, $r_{i,d,t}$ è il rendimento del titolo al giorno *d* dello stesso mese e sign $(r^{e}_{i,d,t})$*$v_{i,d,t}$ è il volume scambiato in dollari moltiplicato per il segno del rendimento in eccesso (volume firmato). Il coefficiente $\gamma_{i,t}$ misura la sensibilità del rendimento futuro al volume firmato corrente. Come argomentato dagli autori, ci si attende che $\gamma_{i,t}$ sia negativo in generale: un volume positivo, associabile ad ordini di acquisto, tende ad essere seguito da un rendimento negativo il giorno successivo, cioè da un reversal di prezzo. Quanto più $\gamma_{i,t}$ è negativo in valore assoluto, tanto maggiore è l'inversione e, quindi, tanto minore è la resilienza del titolo. Al limite, si può dedurre che un $\gamma_{i,t}$ prossimo a zero segnala un mercato altamente resiliente, in cui lo shock di liquidità viene riassorbito interamente nella giornata stessa.

A differenza delle misure di resilienza basate sul costo di transazione, come la probabilità di rientro dello spread di Foucault, Kadan e Kandel o la mean reversion dell'imputed roundtrip cost nel GFSR (2015) che verrà poi esplicitata, la misura di Pástor e Stambaugh opera direttamente sul prezzo. La coerenza tra i due approcci è però concettuale perché in entrambi i casi, una bassa resilienza si manifesta come persistenza dello shock oltre la transazione che ho la generato, che sia nello spread

per le misure di costo o nel rendimento per quella di prezzo. La scelta della dimensione dipende dalla struttura del mercato analizzato e dalla disponibilità dei dati.

La validità di questa misura è confermata dagli stessi autori attraverso una simulazione Monte Carlo, dimostrando che il coefficiente $\gamma_{i,t}$ stimato è fortemente correlato con il vero parametro di illiquidità del modello sottostante e quindi la regressione cattura l'effetto desiderato.

A questo punto, la misura viene aggregata su tutti i titoli per ottenere un indicatore mensile di liquidità a livello di mercato:

Figura 4: Indicatore mensile di liquidità aggregato.

$$\hat{\gamma}_t = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \hat{\gamma}_{i,t}$$

Fonte: Pástor e Stambaugh, 2003, formula (5), p. 650.

Poichè gli errori della regressione non sono perfettamente correlati tra i titoli, la media cross-sezionale $\hat{\gamma}_t$ stima con crescente precisione la liquidità media del sistema all'aumentare del numero di titoli *N,* scalata per tenere conto della crescita del mercato.

Ciò che è rilevante ai fini dell'analisi del rischio sono le innovazioni inattese della liquidità, cioè la componente di shock non prevedibile. Per ottenerle, gli autori non lavorano direttamente sulla serie di liquidità, ma sulla sua variazione mensile $\Delta\hat{\gamma}_t$. Questa viene regredita sulla variazione ritardata $\Delta\hat{\gamma}_{t-1}$ e sul livello ritardato della serie scalata $\hat{\gamma}_{t-1}$, una procedura che, a meno delle questioni di scala, equivale a modellare la serie come un processo autoregressivo di secondo ordine AR(2).

I residui, indicati con L_t, rappresentano la sorpresa e quindi ciò che non era prevedibile sulla base delle condizioni passate. Sarà questa componente a essere utilizzata per testare la presenza di un premio per il rischio di liquidità.

Le proprietà empiriche della misura confermano che essa cattura effettivamente la resilienza del mercato. Le innovazioni L_t sono positivamente correlate con i rendimenti di mercato, ma questa correlazione è molto più forte nei mesi di mercato negativo che in quelli positivi.

I cali più marcati della liquidità si verificano in concomitanza con eventi di stress sistemico come il crollo dell'ottobre 1987, l'embargo petrolifero del novembre 1973, la crisi del LTCM, il default russo del 1998 e la crisi asiatica dell'ottobre 1997. In questi eventi, la liquidità aggregata crolla e il mercato mostra una capacità ridotta di assorbire gli shock di volume, esattamente ciò che ci si aspetta da un mercato con bassa resilienza. Inoltre, la liquidità tende a essere bassa quando la volatilità è alta, infatti, la correlazione tra la serie di liquidità e la deviazione standard giornaliera dei rendimenti di mercato

è pari a -0.57, coerente con l'idea che in periodi di alta volatilità i trader pazienti diventano meno disposti a fornire liquidità, aumentando il costo dell'esecuzione immediata e rallentando il riassorbimento degli shock. Un ulteriore elemento interessante riguarda il comportamento nei mesi di forte calo della liquidità. In quei mesi, la correlazione tra i rendimenti azionari e quelli obbligazionari diventa negativa, segnalando un fenomeno di flight-to-quality, cioè gli investitori preferiscono spostare i propri capitali dai titoli azionari verso asset considerati più sicuri proprio quando la liquidità del mercato azionario viene meno. Anche la correlazione tra rendimenti e variazioni del volume scambiato diventa negativa in quei mesi, a ulteriore conferma che il mercato sta operando in condizioni anomale.

In sintesi, la misura di Pástor e Stambaugh cattura la dimensione temporale della liquidità, non l'impatto immediato di uno scambio sul prezzo, ma la velocità con cui il prezzo torna al suo valore fondamentale dopo che lo scambio è avvenuto. Questa velocità di riassorbimento è esattamente ciò che definisce la resilienza di un mercato. Un $\square_{i,t}$ elevato in valore assoluto segnale una correzione lenta e quindi una bassa resilienza, viceversa un $\square_{i,t}$ prossimo allo zero segnala un mercato che assorbe rapidamente gli shock, quindi resiliente. Per questo motivo la misura può essere interpretata come una proxy della resilienza per il mercato azionario.

Nel mercato obbligazionario, la resilienza viene misurata in modo diverso, ma l'idea di fondo è identica e ruota attorno alla velocità con cui il mercato torna in equilibrio dopo uno shock. In questo caso lo shock non è misurato sul prezzo, ma sul costo di transazione, rappresentato dall'Imputed Round-Trip Cost per il mercato dei corporate bond (GFSR, IMF-Ottobre 2015).

Questo indicatore stima il costo di un'operazione di acquisto e vendita immediata calcolando, all'interno di uno stesso giorno, la differenza tra il prezzo massimo e minimo per transazioni dello stesso ammontare.

La misura si basa sulla mean reversion, e quindi sul ritorno alla media dell'Imputed Round-Trip Cost (per semplicità "IRTC"). Il costo di transazione oscilla attorno a un livello medio. Se oggi l'IRTC è insolitamente alto a causa, ad esempio, di uno shock di illiquidità, domani tenderà a scendere verso la media. La velocità di questo rientro definisce la resilienza.

Per stimarla, si confronta la variazione dell'IRTC di oggi con la sua variazione ritardata e con il suo livello ritardato, cioè le variabili riferite al giorno precedente. Se ieri il costo era molto alto, un mercato resiliente mostrerà una forte correzione al ribasso. Se invece il livello di ieri non ha alcuna capacità di prevedere la variazione di oggi, significa che lo shock persiste e la liquidità non recupera definendo pertanto un mercato poco resiliente.

Dunque, il collegamento tra shock e impatto futuro è diverso nei due mercati, e la logica di interpretazione del coefficiente è opposta. Nel mercato azionario, abbiamo visto che un coefficiente

$\gamma_{i,t}$ prossimo a zero segnala che lo shock di prezzo non genera reversal il girono dopo, in quanto il mercato è sufficientemente resiliente da assorbire lo shock nello stesso giorno in cui avviene. Invece nel mercato obbligazionario, un coefficiente β prossimo a zero segnala che lo shock sul costo di transazione non viene corretto, indicando un mercato poco resiliente.

1.8 Connessione tra microstruttura e rischio sistemico

L'architettura finora delineata dall'attuale capitolo ci ha permesso di scomporre la liquidità nelle tre dimensioni fondamentali della tassonomia CGFS-BIS tightness, depth e resiliency e per ciascuna è stata messa in luce l'esistenza di un meccanismo di fallimento endogeno. La depth del mercato si contrae quando l'asimmetria informativa è elevata, il parametro λ di Kyle (1985) aumenta e il mercato perde profondità, diventando incapace di assorbire ordini senza spostare il prezzo. La tightness si amplia quando il rischio di selezione avversa sequenziale si intensifica e in particolare Glosten e Milgrom (1985) dimostrano che lo spread bid-ask persiste come barriera informativa anche in assenza di costi operativi.

La resiliency si riduce quando la composizione della popolazione di trader si sbilancia verso operatori impazienti. Foucault, Kadan e Kandel (2005) mostrano che la probabilità di rientro dello spread dopo uno shock diminuisce al ridursi della quota di trader pazienti. Ciascuna dimensione, analizzata singolarmente, è sufficiente a rendere un mercato illiquido. In seguito tramite il contributo di Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) è stato mostrato che questi fallimenti non sono indipendenti e tramite la formalizzazione della commonality in liquidity abbiamo visto come le tre dimensioni siano legate a livello sistemico, trasformando il rischio di liquidità da idiosincratico a non diversificabile. Quando la liquidità aggregata si contrae dunque, spread, profondità e resilienza dei singoli titoli tendono a muoversi nella stessa direzione.

Ma allora se la liquidità è un fattore sistematico, il mercato dovrebbe prezzarlo. A tal riguardo emerge utile ancora una volta il contributo di Pástor e Stambaugh (2003). Partendo proprio dall'evidenza della commonality, gli autori ipotizzano che la liquidità aggregata sia una variabile di stato rilevante per l'asset pricing e costruiscono, come abbiamo visto, una misura di illiquidità basata sul return reversal. Il coefficiente $\gamma_{i,t}$ misura la resilienza del titolo. Tanto più è negativo, tanto maggiore è l'inversione e tanto minore è la resilienza.

La misura aggregata, depurata dalla componente prevedibile regredendo la variazione mensile sui suoi valori ritardati, una procedura analoga a un'autoregressione del secondo ordine per ottenere le innovazioni inattese L_t, identifica i periodi di forte stress del mercato. Il risultato centrale è che queste

innovazioni sono prezzate in sezione trasversale: nel campione 1966-1999 analizzato dagli autori, i titoli con la maggiore esposizione al rischio di illiquidità, e quindi i titoli con un liquidity beta più elevato, sovraperformano quelli con la minore esposizione di circa il 7,5% annuo, anche dopo aver controllato per i fattori di mercato, dimensione, valore e momentum. Dunque, l'illiquidità non è solo un costo di transazione bensì un rischio di liquidità a livello di mercato per il quale gli investitori richiedono un premio.

Questo risultato rappresenta il pilastro empirico che lega la microstruttura dei mercati alla macroeconomia del rischio sistemico, ed è proprio su questo punto che si fonda la logica del proseguimento di questa tesi.

Infatti, se l'illiquidità è prezzata, significa che gli intermediari ne tengono conto nelle loro decisioni di finanziamento e di leva. Come vedremo, quando uno shock colpisce la liquidità di un mercato, in una o più delle sue tre dimensioni, il valore degli asset collaterali si riduce e i vincoli di funding si fanno più restrittivi. Proprio qui nasce il loop di Brunnermeier e Pedersen (2009). La crisi, quindi, non sempre nasce solo da un singolo evento esogeno, ma dal fallimento endogeno e correlato delle tre dimensioni della liquidità, che la commonality trasforma in un fattore sistematico che Pástor e Stambaugh dimostrano essere prezzato dal mercato. Il capitolo 2 analizzerà i canali precisi attraverso cui questo fallimento può amplificarsi in una crisi sistemica globale.

CAPITOLO 2: MECCANISMI DI AMPLIFICAZIONE DELLA CRISI

2.1 Liquidity spirals e margin spirals

Il contributo di Brunnermeier e Pedersen (2009) rappresenta il punto di svolta concettuale della tesi poiché è il momento in cui la liquidità di mercato, finora vista attraverso le dimensioni che la compongono, cessa di essere solo una caratteristica degli asset e si rivela per quello che è realmente, ossia il prodotto endogeno delle decisioni di finanziamento degli intermediari. Gli autori costruiscono un modello in cui le due forme di liquidità presentate all'inizio di questo elaborato, la market liquidity e la funding liquidity, non sono soltanto correlate ma l'una influenza l'altra e viceversa, ed è proprio da questa interdipendenza che emergeranno i meccanismi di amplificazione che possono trasformare uno shock localizzato in una crisi sistemica.

Il punto di partenza del modello risiede nella semplice consapevolezza che per fare trading, serve capitale. Quando uno speculatore acquista un titolo, può poi utilizzarlo come collaterale per richiedere capitale a debito, ma non può finanziare l'intero prezzo. La differenza tra il prezzo del titolo e il suo valore come collaterale, definita margine, deve essere coperta con capitale proprio.
Allo stesso modo, anche vendere allo scoperto richiede capitale sotto forma di margine. Ne consegue che il margine totale su tutte le posizioni non può mai eccedere il suo capitale in un dato momento. Questa rappresenta la funding liquidity e quindi la capacità degli operatori di reperire finanziamenti per sostenere le proprie posizioni e soddisfare i vincoli di margine.

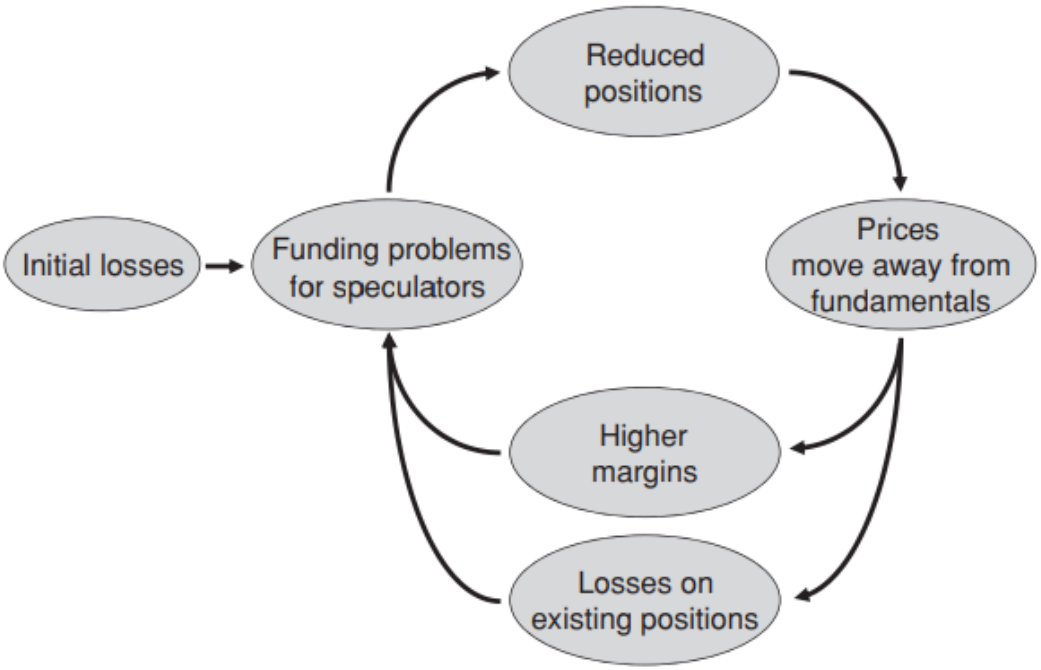
Una volta chiarito il ruolo del capitale, è possibile comprendere il modo in cui interagiscono le due forme di liquidità. I clienti arrivano sul mercato in sequenza e i loro shock di dotazione creano squilibri temporanei di ordini, alcuni vogliono vendere, altri comprare, ma non tutti sono presenti contemporaneamente. Gli speculatori assorbono questi squilibri facendo da controparte, fornendo liquidità e rendendo il mercato capace di assorbire ordini senza che i prezzi si muovano violentemente. Quando la funding liquidity si restringe, però, gli operatori diventano riluttanti ad assumere posizioni, soprattutto quelle che richiedono più capitale come titoli ad alto margine, e questo riduce la liquidità di mercato. Ma il legame opera anche nella direzione opposta nel senso che una bassa liquidità di mercato futura aumenta il rischio di finanziare una posizione, e quindi spinge i finanziatori ad alzare i margini. É questo doppio legame che genera le spirali.

Per comprendere la logica profonda di questo doppio legame, è utile analizzare i due circuiti di amplificazione separatamente. Il primo è la margin spiral, o spirale dei margini. Quando i finanziatori non sono perfettamente informati sulla distinzione tra shock fondamentali e shock di liquidità, e la volatilità è variabile nel tempo, i margini tendono ad aumentare con l'illiquidità. Più nello specifico il punto di partenza è uno shock di liquidità che porta ad una oscillazione dei prezzi; i finanziatori, incapaci di distinguere se queste derivino da notizie fondamentali o da pressioni di vendita temporanee, interpretano l'aumento della volatilità come un segnale di rischio più elevato e alzano i margini. Margini più alti stringono ulteriormente il vincolo di finanziamento degli speculatori che saranno costretti a ridurre le posizioni, riducendo ulteriormente la liquidità di mercato e alimentando nuova volatilità.

Se la margin spiral agisce sul vincolo di funding attraverso i margini, la loss spiral lo fa tramite il capitale.

Questa ha origine quando gli speculatori detengono posizioni iniziali ampie e correlate negativamente con lo shock di domanda dei clienti. In questo caso, uno shock di funding aumenta l'illiquidità del mercato e allontana i prezzi dai fondamentali. Gli speculatori subiscono perdite sulle loro posizioni esistenti, che erodono il loro capitale e li costringono a vendere ulteriormente per rientrare nei vincoli di margine. Queste vendite spingono i prezzi ancora più lontano dai fondamentali, generando nuove perdite: anche qui il circuito è autoalimentante.

Figura 5: Meccanismo delle spirali di liquidità



Fonte: Brunnermeier e Pedersen(2009), figure 2, p. 2204.

Il punto cruciale è che questi due circuiti non operano in modo isolato bensì si rafforzano a vicenda, e l'effetto combinato è maggiore della somma degli effetti separati. Entrambe riducono la capacità degli speculatori di assorbire gli squilibri di ordini dei clienti, e la riduzione della liquidità alimenta entrambe. É questo intreccio che rende il sistema così fragile.
Quando i margini sono destabilizzanti, ossia aumentano con l'illiquidità, o quando gli speculatori hanno grandi posizioni esistenti, esiste una pluralità di equilibri possibili. In un equilibrio i mercati sono liquidi, i margini favorevoli e gli speculatori riescono a fornire liquidità; nell'altro i mercati sono illiquidi, i margini più alti e gli speculatori non riescono a svolgere la loro funzione. La conseguenza è che piccole perdite possono portare a un calo discontinuo della liquidità di mercato passando da un equilibrio all'altro in modo improvviso. Questo spiega il fenomeno del "sudden dry-up", il prosciugamento improvviso della liquidità che caratterizza i momenti di crisi. Gli autori citano l'esempio del default russo del 1998 quando perdite minuscole in proporzione alla capitalizzazione complessiva dei mercati azionari e obbligazionari statunitensi riuscirono comunque a provocare uno shock nei mercati finanziari globali. Ugualmente, le perdite iniziali della crisi dei mutui sub-prime del 2007 - 2008, pari a poche centinaia di miliardi (circa il 5% della capitalizzazione del mercato azionario), poiché concentrate in istituzioni finanziarie fortemente indebitate, furono amplificate dalle spirali fino a causare perdite complessive superiori a 8 trilioni di dollari.

Questo risultato è cruciale per la tesi perché spiega il passaggio dal fallimento micro al fallimento macro. Il punto non è che uno shock esogeno di grandi dimensioni colpisce il sistema, quanto piuttosto che un piccolo shock, quando colpisce intermediari finanziari vincolati dal funding, innesca meccanismi endogeni di amplificazione che lo trasformano in una crisi sistemica. La fragilità è una proprietà endogena del sistema finanziario, non sempre e soltanto il risultato di un evento esogeno di proporzioni catastrofiche.

Il modello offre anche un collegamento diretto con il concetto di commonality in liquidity discusso nel primo capitolo.
Nel modello di Brunnermeier e Pedersen, gli speculatori sono neutrali al rischio e massimizzano il profitto atteso, ma operano sotto il vincolo fondamentale per cui il capitale a disposizione è limitato e ogni posizione assorbita consuma una quota di quel capitale. La quantità di capitale richiesta da una posizione non è però proporzionale al valore nozionale dell'operazione, bensì al margine e quindi un

titolo con margine elevato immobilizza più capitale per ogni dollaro di esposizione, mentre un titolo a basso margine ne immobilizza di meno. Di conseguenza lo speculatore non valuta le opportunità in base al profitto assoluto, ma in base al profitto atteso per unità di capitale impiegato, cioè per dollaro di margine. E poiché il profitto atteso di una posizione deriva proprio dall'illiquidità del titolo, il criterio di scelta diventa il rapporto tra illiquidità e margine.

In equilibrio, questo rapporto deve essere lo stesso per tutti i titoli in cui gli speculatori forniscono liquidità. Il meccanismo è un arbitraggio sul capitale; se un titolo offrisse un profitto per dollaro di margine superiore agli altri, gli speculatori sposterebbero capitale verso quel titolo, riducendone l'illiquidità, e si allontanerebbero dagli altri, aumentandone l'illiquidità, fino a quando i rapporti non si eguagliano. Il livello comune di questo rapporto è determinato dalla scarsità di capitale nel sistema: quando il funding è abbondante, il rapporto di equilibrio è basso e tutti i titoli sono relativamente liquidi, quando invece il rapporto sale, l'illiquidità aumenta ovunque.
Questa scarsità è catturata dal costo ombra del funding, ossia il valore marginale che lo speculatore attribuisce a un dollaro aggiuntivo di capitale. È questo il contenuto della proposizione 1 del modello: in equilibrio, l'illiquidità di un titolo è pari al margine richiesto per detenerlo moltiplicato per l'eccesso del costo ombra del capitale rispetto al suo valore base. Quando il capitale è abbondante e il vincolo di finanziamento non è stringente, il costo ombra è al livello minimo e l'illiquidità si azzera, cosicché i mercati sono perfettamente liquidi. Quando invece il funding si restringe, il costo ombra sale e l'illiquidità aumenta in proporzione al margine di ciascun titolo.

Da qui la commonality in liquidity emerge come conseguenza naturale. Uno shock che colpisce il funding degli speculatori, una perdita, un inasprimento dei margini o una riduzione della capacità di finanziamento, fa aumentare il costo ombra del capitale per tutti gli operatori contemporaneamente. Poiché tutti i titoli dipendono dallo stesso pool di capitale speculativo, la loro illiquidità aumenta in modo simultaneo. I titoli più colpiti sono quelli ad alto margine, perché il prodotto margine*costo ombra li penalizza maggiormente. É questa la motivazione del fenomeno flight to quality, la fuga verso i titoli a bassa volatilità e basso margine che osserviamo nei periodi di stress.
La commonality documentata da Chordia, Roll e Subrahmanyam, discussa nel primo capitolo, è quindi il segno che la liquidità di mercato è prodotta da un insieme ristretto di intermediari che condividono lo stesso vincolo di funding, e che qualsiasi tensione su quel vincolo si trasmette meccanicamente a tutti gli asset che intermediano.

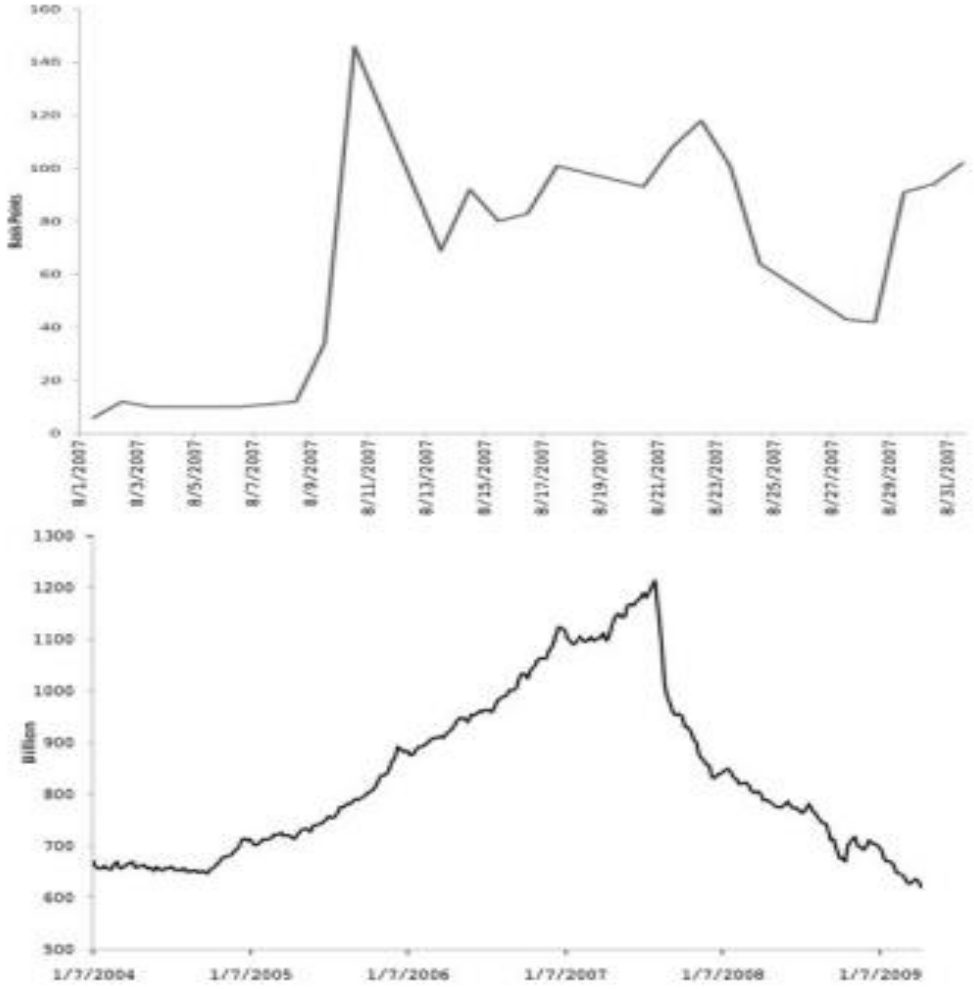
In sintesi, il contributo di Brunnermeier e Pedersen fornisce la chiave di lettura che unifica l'intera

argomentazione oggetto di questo elaborato. Nel capitolo 1 è stata scomposta la liquidità di mercato nelle sue tre dimensioni e si è voluto mostrare come ciascuna di esse possa fallire in modo autonomo, e come la commonality trasformi questi fallimenti individuali in un fattore sistematico non diversificabile. Ora comprendiamo che alla radice di questi fallimenti c'è la funding liquidity degli intermediari e quindi la liquidità di mercato è il prodotto delle decisioni di finanziamento degli operatori. Quando il funding si restringe, le tre dimensioni della liquidità collassano simultaneamente, e le spirali amplificano lo shock fino a trasformarlo in una crisi sistemica. Queste sono le dinamiche che il capitolo 2 si propone di analizzare nei suoi canali specifici: il rischio di rollover del debito a breve termine, le fire sales e il contagio attraverso la rete interbancaria. Il modello di Brunnermeier e Pedersen è il fondamento teorico su cui questi canali si innestano, perché mostra che la fragilità non è un evento casuale ma una proprietà strutturale del sistema finanziario che ha bisogno di essere monitorata costantemente.

2.2 Rischio di rollover del debito a breve termine

Il primo canale analizzato attraverso cui la fragilità endogena del sistema finanziario si espande fino a diventare sistemica è il rischio di rollover del debito a breve termine. Il modello di Acharya e Viswanathan (2011) ne offre la formalizzazione più precisa, e il suo punto di partenza è una domanda che attraversa tutta la loro analisi: perché gli shock avversi che colpiscono il sistema in periodi di apparente prosperità producono crisi di liquidità così profonde? La risposta può essere trovata attraverso l'analisi della struttura del debito a breve termine e nella distribuzione della leva finanziaria nel sistema. Le imprese finanziarie finanziano l'acquisto di asset con debito a breve termine, nelle forme di asset-backed commercial paper (ABCP), pronti contro termine, paper commerciali non garantiti, che per loro natura devono essere rinnovati continuamente, spesso su base overnight o comunque con scadenze inferiori a pochi mesi. L'evidenza della crisi del 2007 - 2009 è impressionante e mostra come lo spread dell'ABCP sul federal funds rate salì da livelli benigni di 10-15 punti base prima della crisi fino a oltre 100 punti base nei mesi successivi all'agosto 2007, e l'ammontare di ABCP in circolazione crollò da oltre 1.2 trilioni di dollari a circa la metà in due anni, tornando ai livelli del 2004.

Figura 6: Prezzi e volumi dell'ABCP durante la crisi finanziaria



Fonte: Acharya e Viswanathan (2011), figura 1 p.104.

La scelta di finanziarsi con debito a breve non è accidentale, ma è essa stessa il frutto del problema di moral hazard. Nel modello, il contratto di debito che dà ai creditori il diritto di liquidare l'impresa in caso di mancato pagamento è quello che massimizza la capacità di finanziamento ex-ante.

Se fossero i debitori a mantenere il controllo, essi potrebbero minacciare di spostarsi sull'asset rischioso e costringere i creditori a rinegoziare il debito a condizioni più favorevoli. Ovviamente, anticipando questa possibilità, i creditori sarebbero disposti a concedere meno finanziamento. Al contrario, quando il controllo passa ai creditori, questi possono minacciare la liquidazione dell'impresa a prezzi di mercato, che in equilibrio sono almeno pari alla capacità di debito dell'asset. Questo aumenta il valore atteso del rimborso e quindi l'ammontare di debito che i creditori sono disposti a concedere ex-ante. La struttura del debito a breve, con i suoi meccanismi di margine e di richiamo del collaterale, è esattamente la forma contrattuale che permette questo trasferimento di controllo.

Questo debito è relativamente economico nei periodi in cui le aspettative sui fondamentali sono

benigne, e proprio per questo incentiva l'entrata nel settore finanziario di imprese con meno capitale o con leva più elevata. Il sistema, in tempi buoni, si carica progressivamente di debito a breve termine, la leva si accumula e la capacità di indebitamento residua si riduce.

Quando però i fondamentali degli asset peggiorano, scatta il meccanismo che gli autori pongono al cuore del modello, ossia il risk-shifting. Sostanzialmente questo fenomeno prende origine quando le imprese fortemente indebitate hanno l'incentivo a sostituire gli asset più sicuri con quelli più rischiosi, perché in presenza di debito elevato il rischio viene in parte scaricato sui creditori. Questo comportamento limita la loro capacità di ottenere nuovi finanziamenti. I creditori, infatti, anticipano questo incentivo di risk-shifting razionando il nuovo credito che concedono e rifiutandosi di rinnovare il debito in essere, esigendo dunque il rimborso. Questo è il credit rationing indotto dal moral hazard e il razionamento è tanto più severo quanto più il deterioramento degli asset riduce la redditività attesa dell'investimento sicuro rispetto a quello rischioso. Quando il divario tra i due si assottiglia, l'incentivo a rischiare di più aumenta e la capacità dell'asset di sostenere debito si contrae.

Le imprese che quindi non riescono a rinnovare il debito sono costrette a de-leverare, ridurre il loro indebitamento, e per farlo vendono gli asset a imprese meno indebitate. La vendita di asset è il meccanismo attraverso cui un'impresa razionata può ridurre il proprio debito, poiché, vendendo una frazione dei propri asset, genera liquidità per ripagare i creditori e riduce la leva residua. Tuttavia la quantità di asset che deve vendere dipende dal prezzo a cui riesce a venderli, e questo prezzo non è determinato dal valore fondamentale, ma dalla capacità di assorbimento del mercato in quello specifico contesto di mercato.

Anche le imprese acquirenti infatti hanno una capacità di indebitamento limitata dallo stesso problema di moral hazard e possono finanziare l'acquisto di nuovi asset solo fino al punto in cui il loro debito complessivo non supera la soglia oltre la quale scatta l'incentivo al risk shifting.

Anche la loro domanda di asset ha un tetto massimo ed è ugualmente legata alla loro capacità di finanziamento residua. Quindi il prezzo di equilibrio degli asset venduti in questo contesto riflette la liquidità disponibile nel sistema, criterio del "cash in the market pricing" e non il valore fondamentale. Più la funding liquidity è scarsa, più il prezzo si allontana dai fondamentali e più profondo è lo sconto. Le vendite forzate delle imprese indebitate diventano fire sales per cui gli asset vengono liquidati a prezzi che non rappresentano il loro valore reale e le perdite si propagano ai creditori e al resto del sistema.

Il meccanismo è circolare, quando il prezzo scende, le imprese razionate devono vendere una frazione maggiore dei loro asset per ripagare lo stesso ammontare di debito, e questo aumenta l'offerta di asset sul mercato, spingendo ulteriormente il prezzo verso il basso.

La severità della crisi dipende fortemente dalla distribuzione sistemica della leva. Se la leva è

concentrata in poche imprese, lo shock colpisce pochi operatori e il sistema può assorbirlo perché le imprese non colpite hanno abbastanza capacità di indebitamento residua per comprare gli asset messi in vendita, e quindi il prezzo si mantiene vicino al valore fondamentale. Ma nei tempi buoni la leva si distribuisce su tutto il settore finanziario perché il costo del debito è basso, l'entrata di imprese già altamente indebitate è alto e quando lo shock arriva non c'è abbastanza capacità di indebitamento residua per assorbire le vendite. Tutti devono vendere contemporaneamente e nessuno ha abbastanza capitale per comprare. Questo spiega perché le crisi che seguono tempi buoni di mercato sono più severe di quelle che nascono in periodi di aspettative già negative. Nei periodi di stabilità il sistema si è caricato di leva, e quando la leva si scarica, lo fa tutta insieme. Gli autori mostrano formalmente che una distribuzione delle aspettative sui fondamentali più favorevole può portare a prezzi di equilibrio più bassi quando si manifesta uno shock avverso, proprio perché l'ingresso di imprese poco capitalizzate nei tempi di stabilità aumenta la massa di operatori che, in caso di crisi, si trovano in difficoltà di finanziamento e sono costretti a vendere.

Il collegamento con quanto discusso finora in questo capitolo è diretto. Nel modello di Brunnermeier e Pedersen, il vincolo di funding è rappresentato da requisiti di margine che i finanziatori impongono per coprire il proprio rischio secondo una regola di Value-at-Risk e quindi i margini variano endogeneamente con la volatilità e l'illiquidità, ma la loro esistenza è data esogeneamente. Acharya e Viswanathan endogenizzano la ragione stessa di questi requisiti, per cui la limitata funding liquidity non è un dato, ma deriva dal moral hazard delle imprese indebitate, cioè dalla loro propensione a sostituire i rischi e in particolare ad assumerne di più.

Il risultato però è lo stesso, market liquidity e funding liquidity crollano insieme, si rafforzano a vicenda e trasformano uno shock localizzato in una crisi di più ampia portata. La differenza è che qui il meccanismo di trasmissione è il debito a breve, ovvero è l'obbligo di rimborso che costringe le imprese a vendere ed è la vendita forzata che fa crollare i prezzi. Inoltre, i bisogni di liquidità non sono shock esogeni ma sono determinati in equilibrio dalla struttura del debito e della distribuzione della leva. É proprio la struttura finanziaria del sistema a generare gli shock di liquidità, e non necessariamente un evento esterno, a riprova del fatto che la fragilità è una caratteristica propria dei mercati finanziari. La capacità di finanziamento di ciascuna impresa, la quantità di asset che deve vendere, il prezzo a cui li vende e la capacità di assorbimento delle imprese acquirenti sono tutte variabili endogene, determinate simultaneamente dallo stato dei fondamentali e dalla distribuzione della leva nel sistema.

In sintesi, il modello di Acharya e Viswanathan spiega il primo anello della catena di amplificazione, a partire dalla crisi che nasce dalla struttura del debito a breve che si accumula nei periodi di stabilità sui mercati. Quando i fondamentali peggiorano, il debito non viene rinnovato, le imprese sono

costrette a vendere e le vendite avvengono a prezzi di fire sales perché la capacità di assorbimento del sistema è stata consumata dalla leva.
Da qui prendono piede le altre dinamiche di amplificazione della crisi.

2.3 Fire Sales

Il contributo di Shleifer e Vishny (2011) fornisce un modello per capire le ragioni profonde per cui le vendite forzate, una volta innescate, trasformino uno shock circoscritto in una crisi sistemica. Gli autori definiscono una fire sale come la vendita forzata di un asset a un prezzo nettamente inferiore rispetto al suo vero valore fondamentale. La natura forzata di questo tipo di vendita deriva dall'incapacità del debitore di adempiere ai propri obblighi finanziari senza liquidare il proprio attivo di bilancio, in tutto o in parte. La dislocazione del prezzo si verifica perché i compratori naturali, ossia gli specialisti dotati della massima valutazione operativa o finanziaria per quell'asset, versano nella medesima condizione di illiquidità del venditore.

Questa distinzione tra specialisti (ad esempio compagnie aeree per un velivolo, o banche specializzate per un titolo cartolarizzato) e non specialisti (outsider) costituisce il fulcro del modello. In condizioni ordinarie, l'asset viene acquistato da altri specialisti a un prezzo vicino al valore nel suo miglior uso (best-use value). Tuttavia, quando uno shock avverso colpisce l'intero settore, la presenza di debt overhang impedisce agli specialisti di raccogliere capitale esterno per fare offerte d'acquisto. Infatti, questi ultimi, essendo impossibilitati a negoziare ristrutturazioni del debito per la mancanza di flussi di cassa aggiuntivi impegnabili, vengono emarginati, o sidelined. Gli asset devono quindi essere svenduti a non specialisti che, consapevoli delle proprie minori competenze gestionali del bene, esigono uno sconto significativo sul prezzo.

Da questa dinamica emerge un concetto di liquidità distinto dai modelli microstrutturali classici, ovvero essa non è una proprietà intrinseca dell'asset, ma il riflesso della capacità finanziaria dei suoi compratori naturali. Un mercato è liquido quando chi attribuisce il valore più alto all'asset dispone dei mezzi per acquistarlo; diventa illiquido quando tale capacità di assorbimento viene meno.

Il quadro teorico finora introdotto si arricchisce considerando i vincoli finanziari che gravano sugli arbitraggisti (Shleifer e Vishny, 1997, citati nel contributo degli stessi autori del 2011). Invece di agire come stabilizzatori efficienti dei prezzi, gli operatori specializzati, come gli hedge fund,

dipendono dal capitale di investitori esterni. Quando uno shock amplifica temporaneamente la dislocazione dei prezzi, questi investitori, non capaci di distinguere tra un'inefficienza temporanea di mercato e un'incapacità di gestione degli operatori a cui hanno prestato i fondi, ritirano il proprio capitale. Per soddisfare i riscatti, gli arbitraggisti sono costretti a liquidare le proprie posizioni proprio nel momento in cui l'acquisto sarebbe più redditizio. Le vendite simultanee provocano un'ulteriore caduta dei prezzi, innescando un circuito autorinforzante tra perdite, prelievi e svendite a cascata.

Questo meccanismo di liquidazione forzata si aggancia naturalmente ai modelli analizzati nei paragrafi precedenti.
Da una parte, coerentemente con quanto visto con Acharya e Viswanathan (2011), il valore di liquidazione non è esogeno ma è determinato dalla capacità di indebitamento degli acquirenti (concetto del cash in the market pricing).
Dall'altra, in linea con le logiche di Brunnermeier e Pedersen, la dislocazione dei prezzi aumenta la volatilità, spingendo i creditori a innalzare i margini. La conseguente margin spiral costringe gli operatori a un ulteriore deleveraging, accelerando la caduta dei prezzi verso il livello di riserva degli outsider.

Passando alla rilevanza empirica delle fire sales, si può trovare un riscontro con la teoria sia sui mercati reali che su quelli finanziari:

- **Mercati reali:** Pulvino (1998) riporta che gli aeromobili commerciali venduti da compagnie aeree in dissesto finanziario subiscono uno sconto del 10-20% rispetto a vendite ordinarie. Analogamente, Campbell, Giglio e Pathak (2009) documentano uno sconto medio del 28% sui prezzi degli immobili soggetti a pignoramento.
- **Mercati finanziari:** Il crollo di Long-Term Capital Management nel 1998 ha evidenziato come il prosciugamento del capitale degli arbitraggisti e le richieste di margine dei creditori possano condurre un intero segmento di mercato al collasso, arrestato solo dall'intervento coordinato della Federal Reserve.

Durante la crisi del 2007 - 2009, la vendita forzata dei titoli cartolarizzati ha seguito la medesima traiettoria. Il crollo del mercato dei commercial paper e del mercato repo ha congelato il bilancio delle dealer bank. Il fallimento di Lehman Brothers nel settembre del 2008 ha definitivamente emarginato gli specialisti finanziari. La totale assenza di compratori naturali ha causato il crollo verticale dei

prezzi, ripristinati temporaneamente solo quando la Federal Reserve è intervenuta come compratore di ultima istanza.

Un'altra osservazione fondamentale è che le fire sales non limitano i propri danni all'ambito finanziario, ma si trasmettono all'economia reale attraverso due canali diretti.

1. **Liquidity Hoarding**: A fronte del rischio di futuri shock di liquidità e all'incertezza sulla valutazione dei propri attivi, le banche mostrano una tendenza ad accumulare riserve liquide presso la banca centrale invece di erogare credito e di assolvere dunque il loro ruolo fondamentale nell'economia.

2. **Competizione tra Investimenti Reali e Finanziari:** L'estrema dislocazione dei prezzi rende l'acquisto di asset finanziari svalutati enormemente più redditizio rispetto al finanziamento di progetti reali, sottraendo quindi anche in questo caso capitale alle imprese.

In sintesi, mentre Brunnermeier e Pedersen chiariscono la dinamica microeconomica delle spirali e Acharya e Viswanathan ne individuano l'innesco nella struttura del debito a breve termine, Shleifer e Vishny fanno luce sul perché il prezzo di liquidazione possa crollare così ampiamente a causa del ritiro dei compratori naturali. L'erosione del capitale degli intermediari e il deperimento dei prezzi delle garanzie costituiscono il presupposto su cui si innescano i canali di contagio interbancario analizzati nelle sezioni successive.

2.4 Canale di amplificazione tramite le reti bancarie

Il terzo canale attraverso cui la fragilità endogena del sistema finanziario si trasforma in rischio sistemico è il contagio attraverso la rete interbancaria. Se il rollover del debito a breve (Acharya e Viswanathan) e le fire sales (Shleifer e Vishny) permettono di comprendere perché un singolo intermediario entra in difficoltà, i modelli di rete analizzano come il default di una banca si propaghi ai suoi creditori lungo i legami dei prestiti interbancari non garantiti, trasformandosi in una cascata sistemica.

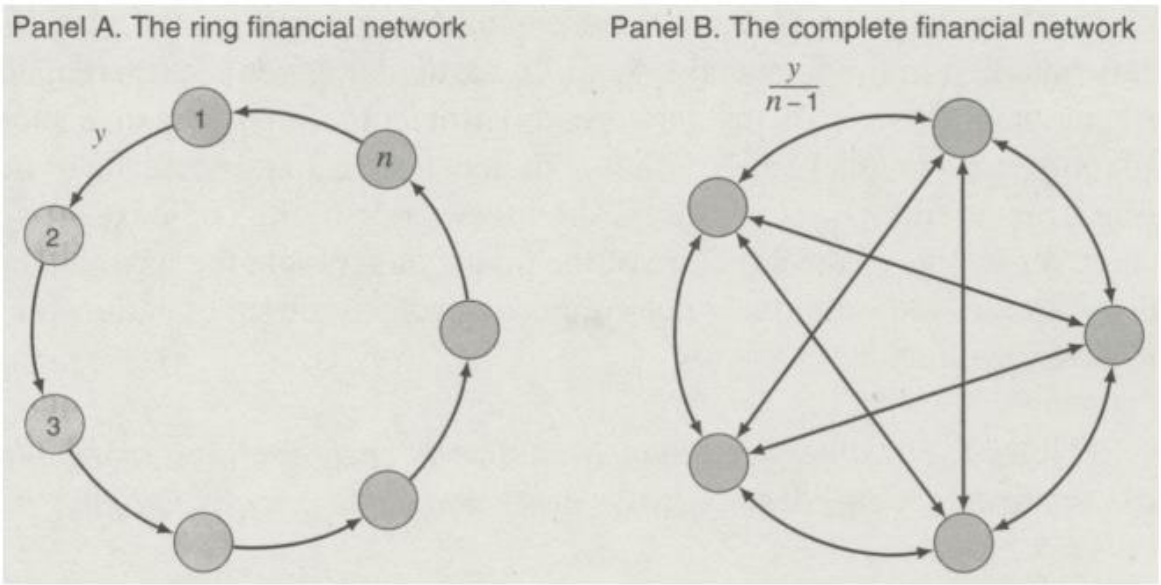
Il contributo di Acemoglu, Ozdaglar e Tahbaz-Salehi (2015) formalizza questa propagazione

generalizzando, come indicato dagli stessi, i risultati di Eisenberg e Noe (2001). L'economia è modellata come una rete di *n* banche (con *i=1, 2, ..., n*) collegate da contratti di debito non garantito e soggette a obbligazioni senior (depositi, salari, tasse). Poiché i rendimenti di lungo periodo non sono impegnabili, i debiti vanno saldati nel periodo intermedio; se una banca non vi riesce, liquida il progetto prematuramente recuperando solo una frazione del valore, entrando in default se i proventi risultano insufficienti.

Per valutare l'impatto della topologia della rete, gli autori analizzano reti regolari, in cui ogni banca ha uguali attività e passività interbancarie, confrontando due architetture estreme:

- **Rete ad anello**: ciascuna banca ha un solo creditore.
- **Rete completa**: le passività di ogni banca sono distribuite equamente tra tutte le altre.

Figura 7: La rete ad anello e la rete completa



Fonte: Acemoglu, Ozdaglar e Tahbaz-Salehi (2015), figura 1 p.571.

Il risultato fondamentale del modello è la presenza di una transizione di fase che formalizza la congettura di Haldane (2009) sulle reti "robuste ma fragili". Ovvero, per shock di piccola entità, al di sotto della soglia critica formalizzata, la rete completa è la più stabile, poiché la diversificazione delle passività distribuisce le perdite tra più controparti e la liquidità in eccesso assorbe lo shock. La rete

ad anello risulta invece la più fragile.
Dall'altro canto, per shock di grande entità, al di sopra della soglia critica, la liquidità in eccesso non è più sufficiente. Il quadro si capovolge e la rete completa diventa altamente fragile insieme a quella ad anello, mentre le reti che hanno pochi legami e hanno quindi un basso grado di connessione si rivelano significativamente più stabili, poiché scaricano parte delle perdite sui creditori senior della banca colpita, proteggendo il resto del sistema.

Per identificare le vulnerabilità individuali, gli autori introducono il concetto di distanza armonica, definita come il tempo medio di attraversamento di una catena di Markov definita sulla rete. Essa misura la velocità e la probabilità con cui il segnale di distress si propaga da una banca all'altra tenendo conto di tutti i percorsi diretti e indiretti e dell'ampiezza dei prestiti. Con shock di grandi dimensioni, tutte le banche la cui distanza armonica dalla banca colpita è inferiore a una determinata soglia vanno in default. Ciò indica che le tradizionali misure di centralità possono essere fuorvianti e dunque la banca sistemicamente più pericolosa non è necessariamente quella con più connessioni, ma quella con la distanza armonica più breve rispetto a tutte le altre.

Mentre Acemoglu e colleghi analizzano la struttura topologica, Gai, Haldane e Kapadia (2011) individuano il meccanismo concreto di trasmissione nel liquidity hoarding, guidato dagli shock sugli haircut del mercato dei pronti contro termine (repo).
Nel loro modello, la liquidità di una banca dipende dalla capacità di ottenere finanziamenti repo dando a garanzia il proprio collaterale. Un aumento improvviso degli haircut aumenta il fabbisogno di collaterale e le banche che non dispongono di sufficienti attività liquide affrontano uno shortage (crisi di liquidità) e reagiscono attuando il liqudity hoarding. Questa risposta difensiva sottrae finanziamento alle controparti, costringendole a fare la stessa cosa.
Il modello individua una soglia critica definita *tipping point*, ossia oltre un certo livello di connettività, un singolo episodio di hoarding innesca una cascata che paralizza l'intera rete. Questa soglia dipende dall'ammontare di attività liquide, dal volume dei prestiti interbancari, dall'entità degli haircut e dal livello di indebitamento repo.
Le simulazioni su diverse tipologie di rete evidenziano comportamenti distinti:

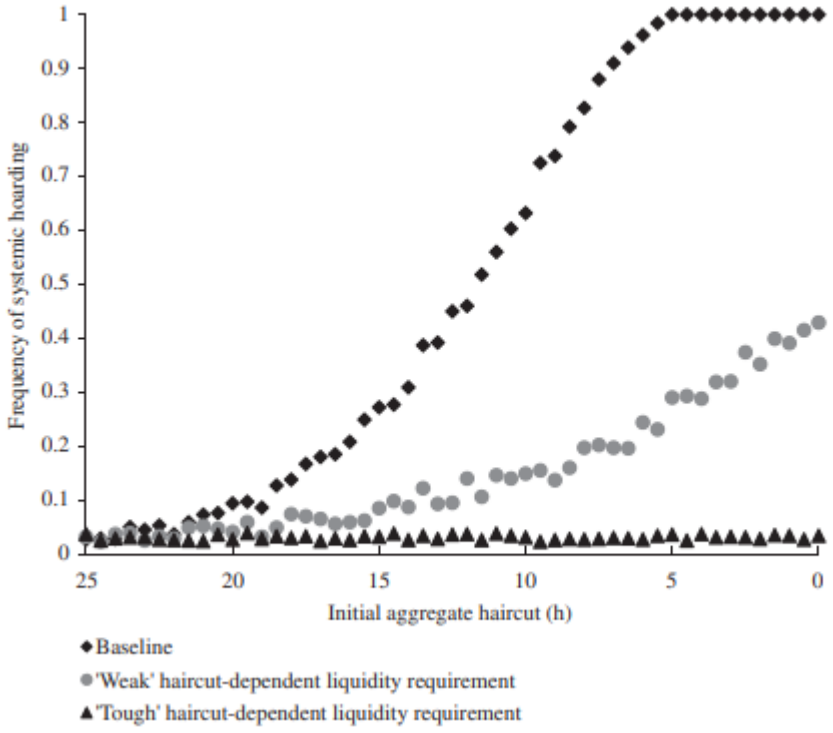
- **Reti di Poisson (connessioni uniformi):** la probabilità di contagio ha un andamento non monotono rispetto alla connettività, stando a significare che aumenta fino a un picco, poi

diminuisce, e quando il contagio scoppia si diffonde quasi sempre all'intera rete.

- **Reti Geometriche (presenza di hub altamente connessi):** rispecchiano maggiormente il sistema reale. Il contagio è meno probabile per shock casuali, ma diventa quasi certo se lo shock colpisce un hub. Le banche più pericolose sono dunque le grandi istituzioni complesse che uniscono una elevata operatività nel mercato repo, rendendole suscettibili all'innalzamento degli haircut, a una posizione di grandi prestatori di capitale nel mercato interbancario non garantito, rendendole vettore di propagazione dello shock.

Inoltre, il modello dimostra che basi di haircut iniziali molto basse, tipiche della fase ascendente del ciclo, espongono il sistema a bruschi salti nella frequenza delle crisi di liquidità quando uno shock successivo riporta gli haircut ai livelli di stress.

Figura 8: Haircut aggregati e frequenza di liquidity hoarding sistemico.



Fonte: Gai, Haldane e Kapadia (2011), p. 465, fig. 8.

La serie "baseline" della figura 8 mostra che al diminuire dell'haircut iniziale, tipico della fase ascendente del ciclo, quando l'esuberanza comprime i margini richiesti sui collaterali, la frequenza di crisi di liquidità sistemiche aumenta, con un brusco salto in corrispondenza della soglia critica del modello, il tipping point. Le altre due serie illustrano l'effetto stabilizzante di requisiti di liquidità

anticiclici, deboli ("weak") e rigorosi ("tough").

I due contributi offrono dunque un quadro altamente complementare. Acemoglu et al. definiscono la teoria e la non-linearità della rete (transizione di fase in base alla dimensione dello shock e rilevanza della distanza armonica). Gai et al. definiscono il meccanismo operativo (il liquidity hoarding innescato dagli haircut) e l'impatto della concentrazione.
Entrambi concludono che la rete interbancaria, nata come strumento di condivisione e mitigazione del rischio in condizioni ordinarie si trasforma nel veicolo di contagio in condizioni di stress. Tale dinamica costituisce una manifestazione diretta delle spirali di Brunnermeier e Pedersen, in cui il liquidity hoarding rappresenta la contrazione della funding liquidity che riduce la liquidità di mercato e amplifica i vincoli di finanziamento.

Con l'analisi del canale di rete si chiude il quadro dei meccanismi di amplificazione del rischio sistemico. I tre canali analizzati nel secondo capitolo formano una sequenza integrata:

1. Il mancato rinnovo del debito a breve pone la banca in illiquidità
2. La necessità di liquidare attivo genera fire sales e la svalutazione degli asset
3. La rete interbancaria trasmette le perdite e il liquidity hoarding al resto degli intermediari.

Questo percorso completa la trattazione teorica aperta nel capitolo 1 sulla natura endogena e instabile della liquidità. Il quadro emerso mostra che la riduzione della liquidità non è un evento passivo: attraverso il legame tra market liquidity e funding liquidity, e i meccanismi di amplificazione che ne derivano, uno shock localizzato può trasformarsi in una crisi sistemica. Se questi sono i presupposti delineati dalla teoria, la domanda diventa: i dati delle crisi del 2007-2008 e del 2020 sono coerenti con questo quadro? La risposta a questo quesito sarò oggetto del terzo capitolo.

CAPITOLO 3: EVIDENZA EMPIRICA: LA LIQUIDITÁ NELLE CRISI DEL 2007-2008 E DEL 2020

3.1 Introduzione

L'obiettivo di questo capitolo è verificare se le dinamiche osservate durante due episodi di stress estremo per i mercati finanziari globali, la crisi finanziaria globale del 2007- 2008 e la crisi pandemica del 2020, siano coerenti con il quadro teorico delineato nei capitoli precedenti, in particolare se i dati mostrino coerenza con i presupposti delle spirali di liquidità e dei meccanismi di amplificazione della crisi che ne derivano. La liquidità può deteriorarsi per ragioni interne ai mercati stessi, come visto nel primo capitolo, oppure a causa di shock esterni. Il focus dell'analisi non è però comprendere le cause che possono aver scatenato la riduzione della liquidità, bensì osservare, una volta che la crisi è in corso, la sequenza di eventi prevista dal quadro teorico. In primo luogo, ci si attende una contrazione della market liquidity che si può osservare nella riduzione di tightness, depth e resiliency.
Successivamente, secondo il modello di Brunnermeier e Pedersen, la contrazione della market liquidity dovrebbe tradursi in una riduzione della funding liquidity, innescando i meccanismi di amplificazione. A questa contrazione potrebbe quindi seguire una riduzione della leva finanziaria nel sistema, in linea con il modello di Acharya e Viswanathan, in cui il rischio di rollover del debito a breve spinge le istituzioni a ridurre le proprie esposizioni e infine un calo marcato dei prezzi degli asset finanziari, in coerenza con il meccanismo delle fire sales descritto da Shleifer e Vishny, in cui le vendite forzate deprimono i prezzi al di sotto dei valori fondamentali.
Osservando i dati in questa chiave interpretativa, si vuole mostrare un possibile canale attraverso cui la riduzione della liquidità contribuisca ad amplificare il rischio sistemico nei periodi di crisi. Va specificato però che l'analisi si limita a mostrare dati coerenti con questa ipotesi, senza voler giungere ad una dimostrazione causa-effetto tra i fenomeni osservati.

L'analisi di ciascuna crisi si articola in tre passaggi concettuali.
Il primo passaggio si basa sull'evidenza del crollo della liquidità di mercato. Si mostra l'andamento degli indicatori delle tre dimensioni: tightness (spread bid-ask, IRTC), depth (indice di Amihud, profondità del book, price impact) e resiliency (innovazioni di Pástor-Stambaugh). L'obiettivo è documentare che la liquidità si sia ridotta durante le crisi, senza voler identificare la causa del crollo. I dati prescelti mostrano se la liquidità si sia ridotta, ma non perché.

Il secondo passaggio mira a mettere in luce la coerenza con la contrazione della funding liquidity. Secondo il modello di Brunnermeier e Pedersen(2009), quando la liquidità di mercato si riduce, il valore dei collaterali diminuisce, spingendo i finanziatori ad alzare i margini e a restringere la funding liquidity degli intermediari. Se questo quadro è corretto, ci aspetteremmo di osservare una contrazione della funding liquidity durante le crisi. Gli indicatori utilizzati, che tuttavia rappresentano delle proxy, sono il TED spread, come indicatore di tensione nei mercati interbancari, e l'ammontare di asset-backed commercial paper in circolazione per la crisi del 2008. Per la crisi del 2020, al posto degli ABCP si utilizzano i commercial paper non garantiti (CP).

Da ultimo, il terzo passaggio ricerca una coerenza con i meccanismi di amplificazione: si vuole osservare se la riduzione della leva finanziaria e le dinamiche dei prezzi degli asset siano coerenti con i meccanismi di deleveraging e di fire sales.

3.2 Nota Metodologica

Indicatore	**Dimensione**	**Fonte**	**Periodo**	**Frequenza di calcolo**	**Aggregazione**
Indice di Amihud	Depth	Elaborazione dell'autore su dati Yahoo Finance (ticker ^GSPC)	2004-2010 2019-2023	Giornaliera	Mensile
Innovazioni Pástor-Stambaugh	Resiliency	Sito di Robert Stambaugh (Warton), serie pubblicata dagli autori	2000-2012 2018-2025	Mensile (serie pubblicata)	Nessuna

Per i link esatti di estrazione dei dati per l'indice di Amihud e per le innovazioni di Pástor e Stambaugh si veda l'appendice del testo.

I dati storici giornalieri relativi all'indice S&P 500 (^GSPC) sono stati estratti dalla piattaforma Yahoo Finance per il periodo gennaio 2004 -dicembre 2010 e gennaio 2019-dicembre 2023. Dal computo dell'indice di Amihud sono strutturalmente esclusi i fine settimana e i giorni di festività nazionale del

mercato statunitense (tra cui Capodanno, Martin Luther King Day, Presidents' Day, Venerdì Santo, Memorial Day, Independence Day, Labor Day, Thanksgiving e Natale), nonché le chiusure straordinarie dell'11 giugno 2004 e del 2 gennaio 2007 (proclamate per i funerali di Stato dei Presidenti R. Reagan e G. Ford). In tali date, la totale assenza di contrattazioni ufficiali sul mercato non genera flussi di prezzo (rendimento) né di volume, rendendo l'esclusione non una perdita di informazioni del modello, ma il riflesso della reale chiusura dei mercati. Per le date specifiche escluse dal campione si rimanda all'Appendice.

Trasformazioni. Per gli indicatori elaborati dall'autore, le trasformazioni applicate sono le seguenti: Indice di Amihud (2002): per ogni giorno di borsa, si calcola il rapporto tra valore assoluto del rendimento giornaliero dell'indice S&P 500e il volume monetario scambiato in dollari. Il rendimento giornaliero è calcolato come variazione percentuale del prezzo di chiusura rispetto al giorno precedente. Il volume in dollari è ottenuto tramite approssimazione moltiplicando il prezzo di chiusura dell'indice per il numero di azioni scambiate nella giornata (dato fornito da Yahoo Finance per il ticker ^GSPC, che riporta il volume aggregato dei componenti dell'indice). L'indice mensile in figura 11 è ottenuto come media dei rapporti giornalieri all'interno di ciascun mese.
Per il codice Python utilizzato per il calcolo si rimanda all'Appendice.
Il rapporto misura la variazione di prezzo per dollaro scambiato. Un valore più elevato indica che, a parità di volume, il prezzo si è mosso di più, riflettendo una minore capacità del mercato di assorbire gli scambi senza impatti significativi sul prezzo.

Innovazioni di Liquidità Pástor e Stambaugh: Le innovazioni di liquidità L_t sono costruite dagli autori come segue: si calcola la variazione mensile della liquidità aggregata, $\Delta\widehat{?}_t$, definita nell'equazione (6) del paper degli autori (Pástor e Stambaugh, 2003), (p.652); questa variazione viene regredita sulla variazione ritardata $\Delta\widehat{?}_{t-1}$ e sul livello ritardato della serie scalata $\widehat{?}_{t-1}$, equazione (7) del paper (p.652). I residui di tale regressione, divisi per 100, costituiscono la serie delle innovazioni L_t, equazione (8) del paper (p.652). In questa tesi si è lavorato direttamente sulla serie delle innovazioni L_t messa a disposizione dagli autori sul loro sito, senza ricalcolare la misura a livello di singolo titolo né la successiva aggregazione.
Per ogni titolo, specificano gli autori, la misura di liquidità viene calcolata in un dato mese solo se sono disponibili più di 15 osservazioni giornaliere per la stima della regressione (Pástor e Stambaugh, 2003), (p. 647). Le osservazioni non devono essere consecutive, con l'unica condizione che ogni

osservazione richieda dati per due giorni successivi (per calcolare il rendimento del giorno successivo). Vengono inoltre esclusi il primo e l'ultimo mese parziale di comparsa del titolo nel database CRSP.

Statistiche descrittive: Le statistiche descrittive per l'indicatore di Amihud e le innovazioni di liquidità sono riportata in Appendice.
Al fine di catturare la dinamica temporale del rischio di liquidità durante la Crisi Finanziaria Globale e durante la crisi del 2020, i periodi presi in considerazione per le due crisi sono stati suddivisi in sottoperiodi al fine di evidenziare le variazioni negli indicatori calcolati e poter mettere in luce il loro comportamento in relazione a specifici momenti della crisi.

Per la crisi finanziaria del 2007 - 2008, il sottoperiodo di pre-crisi si conclude convenzionalmente il 7 agosto 2007. In tale data, BNP Paribas ha deliberato il congelamento di tre dei propri fondi di investimento. Questo evento è ampiamente riconosciuto dalla letteratura come il punto di rottura istituzionale che segna l'inizio della Crisi Finanziaria Globale. Successivamente, la ripartizione nei due sottoperiodi successivi adotta come evento discriminante il fallimento di Lehman Brothers (15 settembre 2008). Tale spartiacque metodologico mira a evidenziare la transizione tra due fasi caratterizzate da una gravità e da un impatto sistemico profondamente diversi. Infine, il periodo post-crisi ha inizio ad aprile 2009, in seguito al raggiungimento dei minimi assoluti registrati dai principali indici azionari globali nel marzo dello stesso anno.

Per l'analisi dello shock pandemico del 2020, il campione è stato analogamente suddiviso in quattro sottoperiodi. Il periodo pre-crisi si conclude il 18 febbraio 2020, due giorni prima del picco massimo registrato dall'indice S&P 500. La fase di crisi acuta (19 febbraio - 23 marzo 2020) isola l'eccezionale crollo causato dai primi lockdown globali, culminato con il minimo del 23 marzo registrato su S&P 500 e con l'annuncio di stimoli monetari illimitati da parte della FED. Il periodo di recupero copre fino alla fine del 2021, caratterizzato da una condizione di immissione di liquidità sistemica. Infine, l'intervallo 2022 - 2023 (post-crisi) è distinto in quanto rappresenta un mutamento del contesto rispetto al periodo precedente, a causa dell'emergere delle pressioni inflazionistiche e dell'inasprimento dei tassi di interesse.

I sottoperiodi per l'indice di Amihud differiscono leggermente rispetto a quelli considerati per le innovazioni di Pástor e Stambaugh. Questo perché nel caso dell'indice di Amihud si hanno a

disposizione i dati giornalieri, permettendo di definire i sottoperiodi in modo più preciso. Ad esempio, la fase pre-crisi del COVID termina il 18 febbraio 2020, in corrispondenza dell'inizio della fase acuta della pandemia. Per le innovazioni di Pástor e Stambaugh, invece, si dispone solo dei dati originali, che hanno frequenza mensile: i sottoperiodi sono pertanto definiti mensilmente. La fase pre-crisi in questo caso termina a gennaio 2020, l'ultimo mese completo prima della fase acuta.

Codice: Il codice Python utilizzato per il calcolo dell'indice di Amihud e per l'elaborazione del grafico sulle innovazioni è riportato in Appendice.

3.3 La crisi finanziaria globale 2007-2008: Contesto e innesco

La crisi finanziaria globale del 2007 - 2008 affonda le sue radici nella bolla immobiliare statunitense degli anni 2000.

Un periodo prolungato di tassi di interesse bassi e di facile accesso al credito ha alimentato un aumento senza precedenti dei prezzi delle case, accompagnato da un deterioramento progressivo della qualità dei mutui erogati. Questi mutui venivano cartolarizzati, cioè impacchettati in titoli e suddivisi in tranche, le più senior delle quali ricevevano rating AAA dalle agenzie di credito.

Questi titoli cartolarizzati finivano poi nei bilanci di banche, hedge fund e veicoli fuori bilancio, finanziati in larga parte con debito a breve termine che richiedeva rinnovi costanti e continuativi nel breve termine.

Quando i prezzi delle case iniziarono a scendere, a partire dal 2006, il valore dei titoli cartolarizzati crollò, le perdite si concentrarono nelle istituzioni finanziarie più esposte al mercato immobiliare, e la fiducia tra gli operatori cominciò a erodersi.

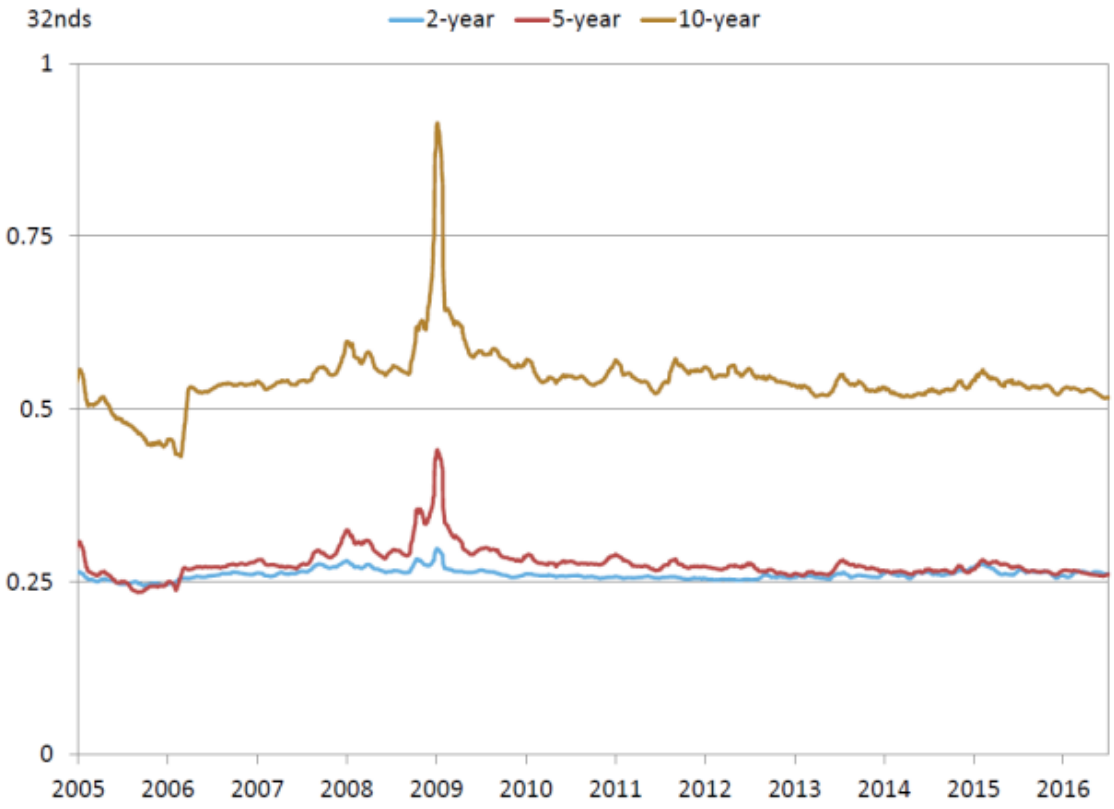
Nell'agosto 2007, il mercato dell'asset-backed commercial paper si bloccò e i veicoli che emettevano questi titoli non riuscirono più a rinnovare il debito in scadenza. La tensione si diffuse al mercato interbancario, dove le banche smisero di prestarsi denaro a vicenda. Il punto di rottura definitivo arrivò il 15 settembre 2008, con il fallimento di Lehman Brothers, che trasformò la crisi di liquidità in un collasso sistemico. I mercati del funding si congelarono, le banche furono costrette a ridurre i bilanci e a vendere asset a prezzi dislocati e l'intero sistema finanziario globale entrò in una spirale discendente.

Il contesto descritto individua lo shock inziale che ha innescato la crisi. L'analisi che segue si concentra invece sul meccanismo di amplificazione che ne sarebbe derivato secondo il quadro teorico

delineato nei capitoli precedenti.

3.4 Evidenza della riduzione della liquidità di mercato per la crisi del 2007-2008

Figura 9: Bid-ask spread dei titoli di stato statunitensi

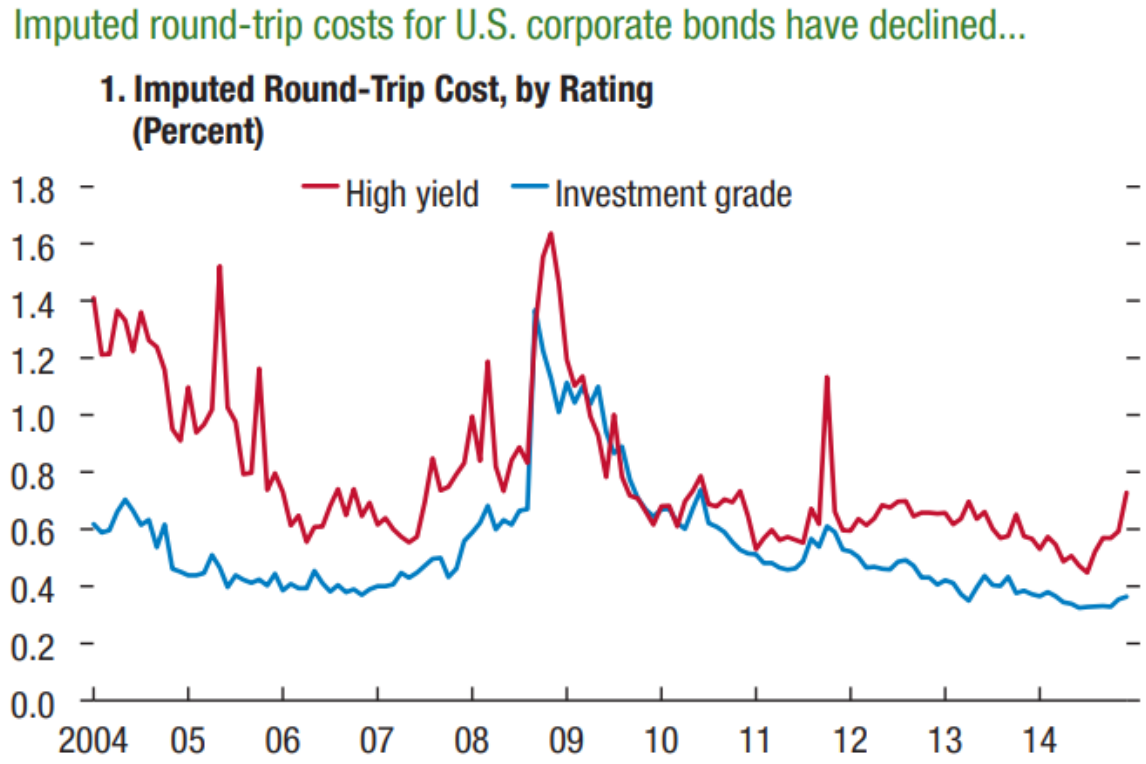


Nota: (medie mobili a 21 giorni degli spread bid-ask medi giornalieri dei titoli on-the-run, in trentaduesimi di punto), gennaio 2005-dicembre 2016. I titoli sono i Treasury on-the-run a 2, 5 e 10 anni nel mercato interdealer, dati BrokerTec. Fonte: Adrian, Fleming, Shachar e Vogt (2016), figura 10, p. 20.

La tightness del mercato obbligazionario, ovvero il costo immediato di transazione, può essere misurata direttamente attraverso i bid-ask spread. La figura 9 mostra l'andamento di questa misura di costo su bond governativi statunitensi con scadenze diverse (si veda la descrizione della figura). A partire dall'inizio del 2006, gli spread hanno iniziato a salire progressivamente, segnalando un graduale deterioramento della tightness. L'allargamento si è accentuato nel corso del 2007 e ha raggiunto il suo culmine in seguito al fallimento di Lehman Brothers nel settembre 2008, quando i costi di transazione sono aumentati in modo marcato. Il dato è tanto più significativo se si considera la natura dei titoli analizzati. I titoli on-the-run sono le emissioni più recenti per ciascuna scadenza e

costituiscono il benchmark di riferimento del mercato, rappresentando i titoli più scambiati e, in condizioni normali, i più liquidi dell'intero mercato obbligazionario. In periodi di stress, ci si aspetterebbe che i flussi di flight to quality si dirigano proprio verso questi titoli, aumentandone la domanda. Eppure, anche i loro bid-ask spread si sono allargati in modo marcato.
Questo suggerisce che la capacità di intermediazione dei dealer si è ridotta al punto da non riuscire a soddisfare la domanda senza un aumento significativo del costo di transazione e quindi la contrazione della liquidità non ha risparmiato nemmeno il segmento più liquido del mercato.

Figura 10: Imputed Round-Trip Cost (IRTC) per i corporate bonds statunitensi



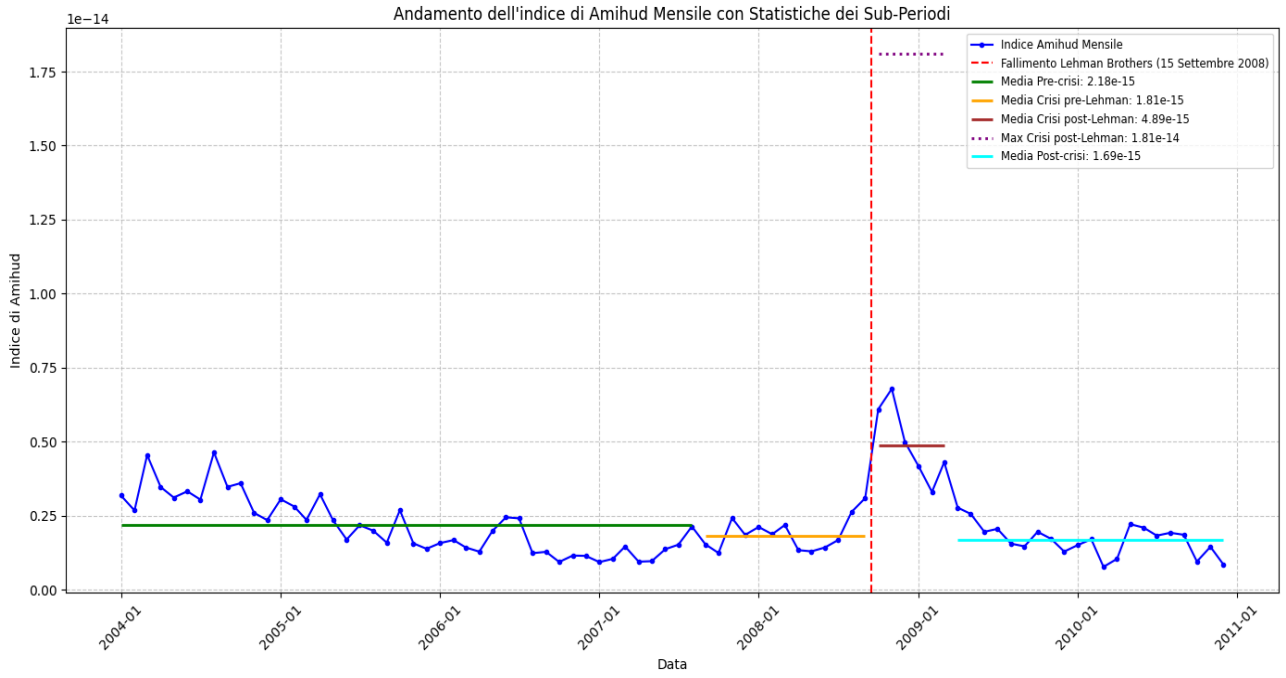
Nota: Sono mostrate le classi investment grade e high-yield, per rating (percentuale), intervallo 2004-2014.
Fonte: FMI, figura 2.2, pannello 1, p. 61.

La figura 10 mostra l'andamento dell'Imputed Round-Trip Cost (IRTC) per i corporate bond statunitensi, distinti per rating. Le obbligazioni High-Yield sono emesse da società con un elevato rischio di default e quindi hanno un rating basso (tipicamente "Ba" o inferiore per Moody's, "BB" o inferiore per S&P e Fitch). Le obbligazioni investment grade sono invece emesse da società con un basso rischio di default, come indicato da un rating elevato ("Baa" o superiore per Moody's, "BBB" o superiore per S&P e Fitch). La figura mostra che l'IRTC per le obbligazioni high-yield si mantiene

sistematicamente al di sopra di quello per le obbligazioni investment grade, riflettendo il maggior rischio e la minore liquidità di questi titoli. L'andamento è paragonabile a quello degli spread bid-ask osservati nella figura 9: entrambi misurano il costo di transazione per gli investitori, ma con una lente diversa (gli spread bid-ask si basano sulle quotazioni, l'IRTC si basa sui prezzi effettivi delle transazioni). Per entrambe la classi di rating, l'IRTC ha mostrato un aumento progressivo nel corso del 2007, per poi esplodere tra la fine del 2008 e l'inizio del 2009. Questo andamento è in linea con una riduzione della tightness, la prima delle tre dimensioni della liquidità analizzate. Le prossime figure verificano se anche le altre due dimensioni, depth e resiliency, mostrano un andamento compatibile con una riduzione della liquidità.

Per analizzare la profondità del mercato l'analisi parte dal calcolo dell'indice di Amihud durante la crisi del 2007 – 2008.

Figura 11: Indice di illiquidità di Amihud crisi 2007-2008.



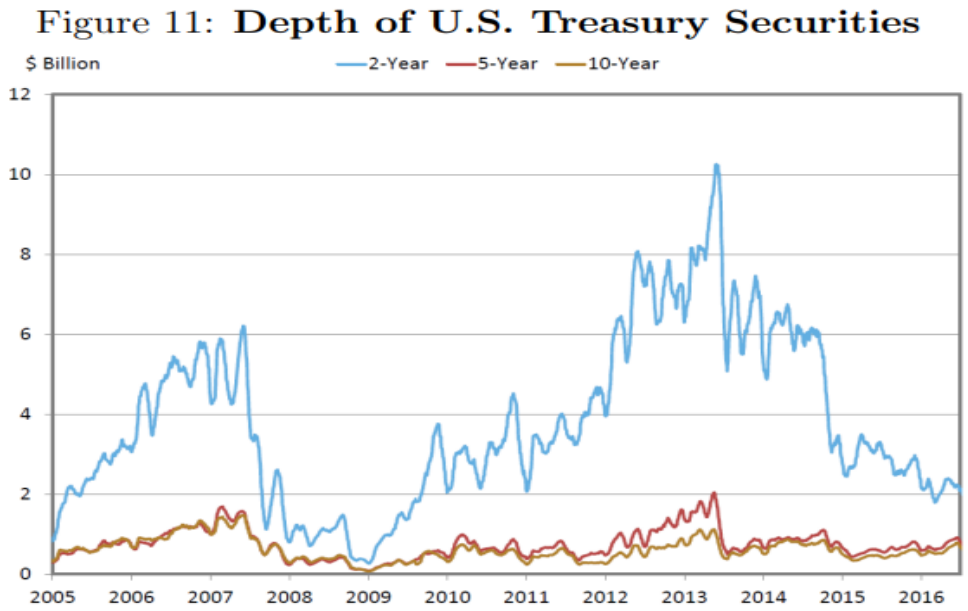
Nota: asset S&P 500 (GSPC), gennaio 2004-dicembre 2010, valori mensili. Il rapporto misura la variazione di prezzo rispetto al volume scambiato in dollari. .

Fonte: elaborazione dell'autore su dati Yahoo Finance (ticker ^GSPC), calcolo dell'indice di Amihud (2002) tramite codice Python (Google Colab).

La figura 11 mostra l'andamento dell'indice di Amihud per l'S&P 500 nel periodo 2004 - 2010. I dati

sono coerenti con una riduzione della profondità di mercato nei periodi di crisi, pur con il limite che il numeratore della misura di Amihud include anche la volatilità: un aumento del valore non consente di concludere con certezza che vi sia stata esclusivamente una riduzione della liquidità, poiché potrebbe riflettere anche un aumento della volatilità. Nel confronto tra i sub-periodi evidenziati nella legenda, si osserva che l'indice si mantiene su livelli relativamente contenuti nella fase pre-crisi e nella fase di crisi precedente al fallimento di Lehman Brothers. Successivamente, nella fase post-Lehman, l'indice mostra un aumento marcato e un picco evidente, per poi tornare su valori simili a quelli pre-crisi nella fase post-crisi.

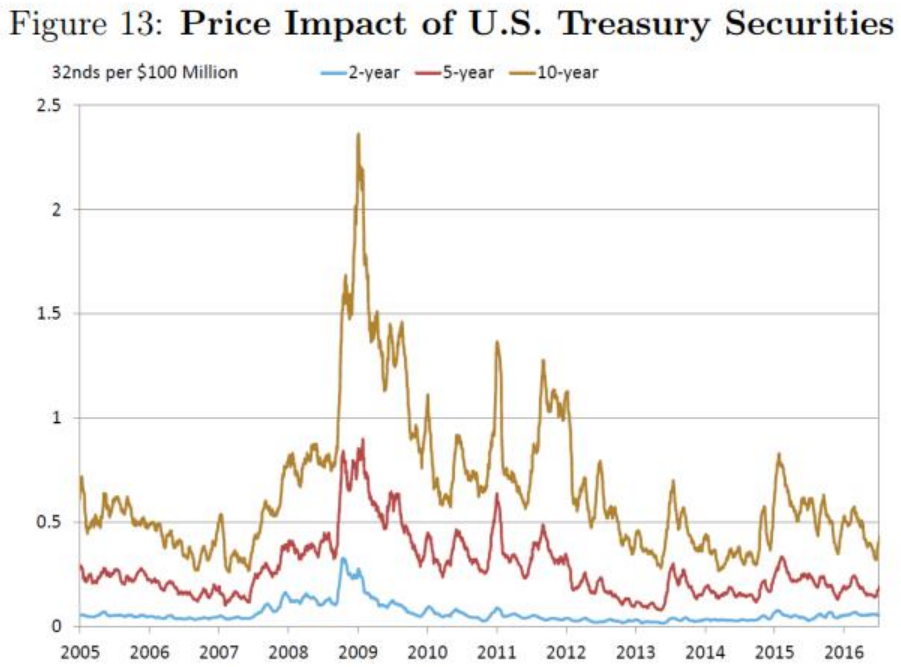
Figura 12: Profondità del mercato dei Treasury statunitensi (2005 - 2016).



Nota: la profondità è calcolata come somma delle quantità quotate ai primi cinque livelli del limit order book su entrambi i lati.

Fonte: Adrian, Fleming, Shachar e Vogt (2016), figura 11, p. 21.

Figura 13: Price Impact dei Treasury statunitensi (2005 - 2016).



.

Nota: il price impact è misurato come coefficiente di regressione delle variazioni di prezzo su cinque minuti sul flusso netto di ordini nello stesso intervallo.
Fonte: Adrian, Fleming, Shachar e Vogt (2016), figura 13, p. 23.

L'evidenza di una riduzione della depth nel mercato azionario trova riscontro anche nel mercato obbligazionario sovrano, come mostrano le figure 12 e 13.

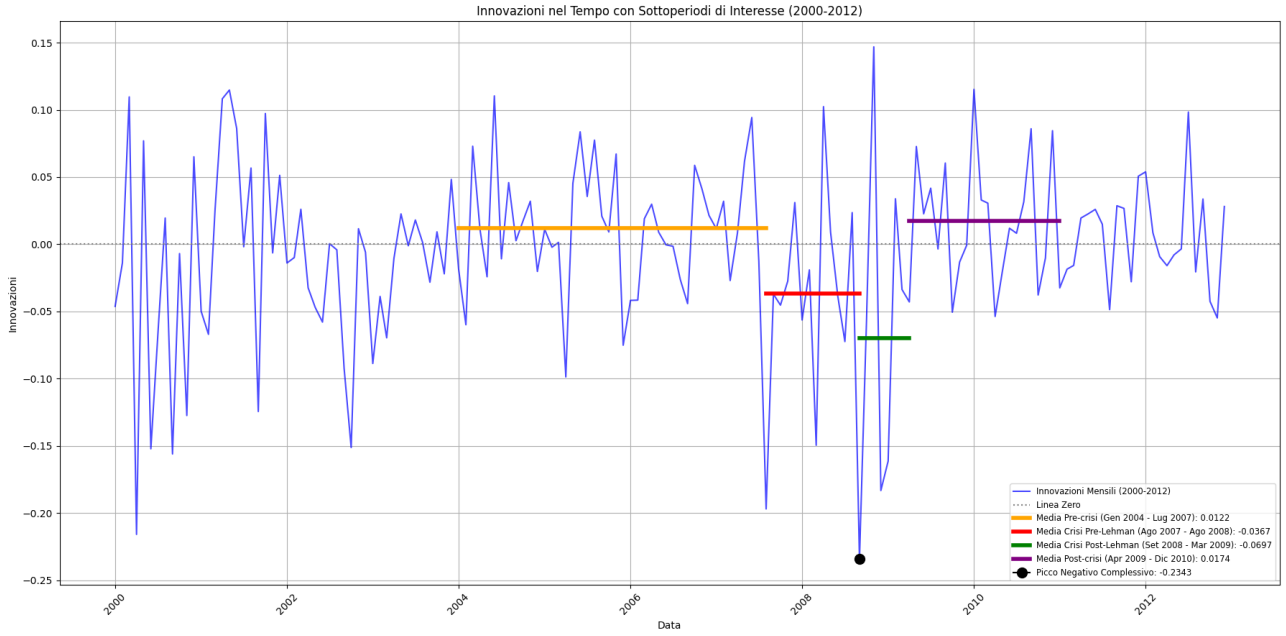
La figura 12 mostra la media mobile a 21 giorni della profondità giornaliera media per i titoli on-the-run a 2, 5 e 10 anni nel mercato interdealer.
Nel periodo 2005 - 2007 la profondità si attesta su livelli relativamente stabili con una lieve tendenza rialzista. A partire dalla seconda metà del 2007 e fino alla fine del 2009 circa, la profondità subisce una contrazione marcata, per poi recuperare a partire dal 2010 e recuperando sempre di più negli anni successivi.

La figura 13 mostra le medie mobili a quattro settimane dei coefficienti di regressione settimanali delle variazioni di prezzo su cinque minuti (calcolati sui prezzi medi bid-ask) sul flusso netto di ordini nello stesso intervallo, per i titoli on-the-run a 2, 5 e 10 anni nel mercato interdealer.
Tra il 2007 - 2009 il price impact aumenta marcatamente, raggiungendo il suo picco in seguito al fallimento di Lehman Brothers e tornando a livelli più contenuti solo dopo quell'evento.
Un price impact più elevato indica che, a parità di flusso di ordini, il prezzo si muove di più. Pertanto,

i movimenti osservati sono coerenti con una riduzione della profondità di mercato anche nel segmento obbligazionario sovrano.

Il fatto che anche i Treasury on-the-run abbiano mostrato una contrazione della profondità e un aumento del price impact è coerente con una contrazione della liquidità generalizzata.

Figura 14: Innovazioni mensili di liquidità di Pastor-Stambaugh, 2000-2012.



Fonte: Elaborazione dell'autore su serie pubblicata dagli autori (Pastor-Stambaugh, 2003), scaricata dal sito di Robert Stambaugh. Link del sito in appendice.

La figura 14 mostra l'andamento delle innovazioni di liquidità di Pástor e Stambaugh nel periodo 2000 - 2012. Un valore negativo indica uno shock contrattivo inatteso della liquidità; la liquidità di mercato è risultata più bassa di quanto atteso sulla base delle condizioni passate, riflettendo quindi una riduzione della capacità del mercato di riassorbire gli shock di prezzo. Coerentemente con il quadro teorico di Pástor e Stambaugh (2003), per i quali le innovazioni L_t rappresentano le sorprese nella componente di liquidità, il segno e l'ampiezza della media delle innovazioni in ciascun sottoperiodo costituiscono una misura della resilienza del mercato. Valori prossimi allo zero o positivi segnalano che la liquidità non si è contratta in modo inatteso. Valori stabilmente negativi indicano una contrazione persistente della liquidità e quindi una riduzione della resilienza.

Nel confronto tra i sottoperiodi, la media delle innovazioni passa da +0.0122 nella fase pre-crisi a -0.0367 nella fase di crisi precedente al fallimento di Lehman Brothers, per poi scendere a -0.0697

nella fase successiva al fallimento. Nel periodo post-crisi, la media torna positiva a +0.0174. Il minimo delle innovazioni segue lo stesso andamento: da -0.0987 nella fase pre-crisi, scende a -0.1969 nella fase pre-Lehman e raggiunge il valore più negativo dell'intero campione a -0.2343 nel settembre 2008. Nel periodo post-crisi, il minimo risale a -0.0537. Questa traiettoria, il passaggio da una media positiva a una media negativa e poi di nuovo positiva, è coerente con le implicazioni degli autori relativamente ad una contrazione della resilienza durante la crisi. La persistenza delle innovazioni su valori negativi per diversi mesi indica che la liquidità ha continuato a contrarsi più del previsto per un periodo prolungato, senza tornare rapidamente in equilibrio.

Le figure 9 - 14 mostrano una contrazione della liquidità di mercato in tutte e tre le dimensioni della tassonomia CGFS-BIS: la tightness (figure 9 – 10), la depth (figure 11 – 13) e la resiliency (figura 14).

Secondo il modello di Brunnermeier e Pedersen (2009), la riduzione della market liquidity aumenta la volatilità e riduce il valore dei collaterali, spingendo i finanziatori ad alzare i margini e a restringere la funding liquidity. Se questa teoria descrive fedelmente la realtà, ci aspetteremmo di osservare dati coerenti con una contrazione della funding liquidity.
I prossimi indicatori, l'andamento del TED spread e l'ammontare di asset-backed commercial paper in circolazione, forniscono indicazioni utili in merito a questo fenomeno.

3.5 Evidenza contrazione Funding Liquidity crisi 2007-2008

Al fine di mappare empiricamente la dimensione della funding liquidity, l'analisi seleziona due tipologie di indicatori complementari in grado di catturare le tensioni sistemiche sia dal lato dei prezzi sia dal lato dei volumi di finanziamento:

- **Il TED Spread (lato prezzi)**: Calcolato come differenziale tra il tasso interbancario a tre mesi (LIBOR) e il rendimento dei Treasury Bill di pari scadenza, questa misura offre una proxy del costo del rischio di controparte. Un ampliamento del TED Spread segnala il congelamento del mercato interbancario. L'impennata del premio per il rischio riflette l'indisponibilità delle banche a concedersi credito reciprocamente e il conseguente

innalzamento dei margini precauzionali, indicando un incremento del costo di finanziamento interbancario, coerente con una contrazione della funding liquidity.

- **I volumi di Asset-Backed Commercial Paper o Commercial Paper (lato volumi):** L'ammontare di ABCP in circolazione rappresenta la capacità del sistema finanziario di effettuare il rollover del debito a breve termine. Una riduzione di questo valore fornisce un'indicazione circa la capacità degli intermediari di ottenere nuovo capitale per mantenere le proprie posizioni in essere.

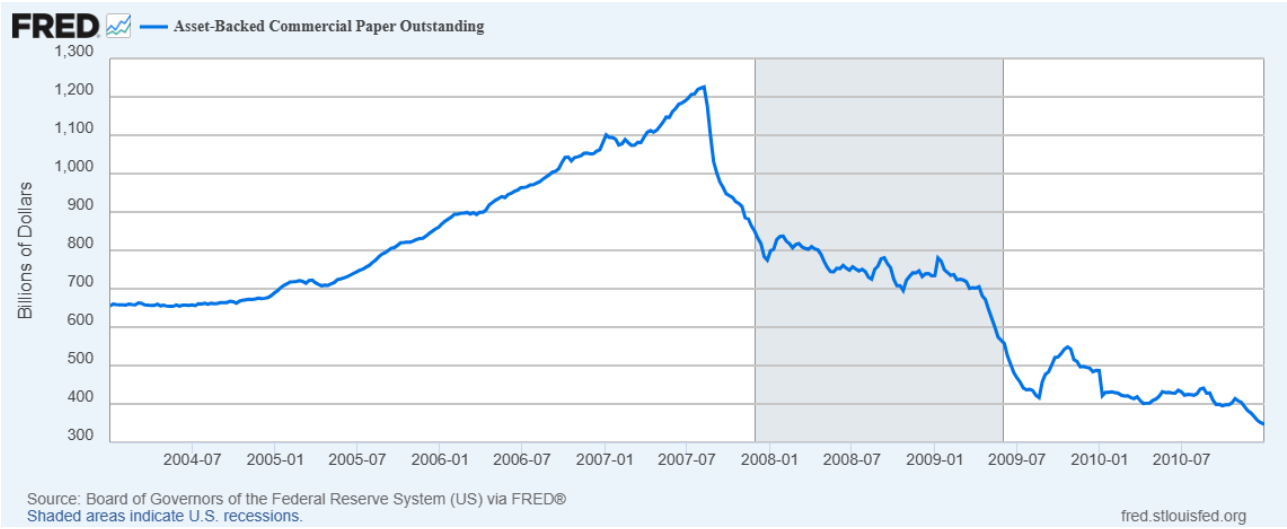
L'analisi congiunta di queste due metriche è in grado di fornire una panoramica sufficientemente chiara sullo stato di salute del mercato interbancario.

Figura 15: TED spread, gennaio 2004-dicembre 2010.



Fonte: elaborazione dell'autore sui dati FRED, Federal Reserve Bank di St. Louis (serie TEDRATE). Data di estrazione: 27/08/2026.

Figura 16: Asset-Backed Commercial Paper in circolazione (2004-2010), in miliardi di dollari.



Fonte: Federal Reserve Bank di St.Louis, FRED, serie ABCPOUTSTANDING. Data di estrazione: 28/08/2026.

Le figure 15 e 16 mostrano due indicatori della tensione nei mercati di finanziamento a breve termine durante la crisi del 2007-2008. Fino all'agosto 2007 circa, il TED spread si mantiene su valori contenuti, al di sotto dell'1%. A partire proprio da quel mese, sale nella fascia 1-2%. Dopo settembre 2008, in seguito al fallimento di Lehman Brothers, esplode superando il 4%.

Nell'ottobre 2008. L'ammontare di ABCP in circolazione, che prima della crisi superava 1,2 trilioni di dollari, si riduce progressivamente a partire dall'agosto 2007, dimezzandosi in circa due anni. L'aumento del TED Spread e la riduzione dell'ABCP sono due manifestazioni osservabili della tensione nei mercati del credito a breve termine.

L'obiettivo della sezione è verificare se i dati analizzati mostrino una coerenza con una contrazione della funding liquidity dopo aver già constatato che la market liquidity si fosse contratta.

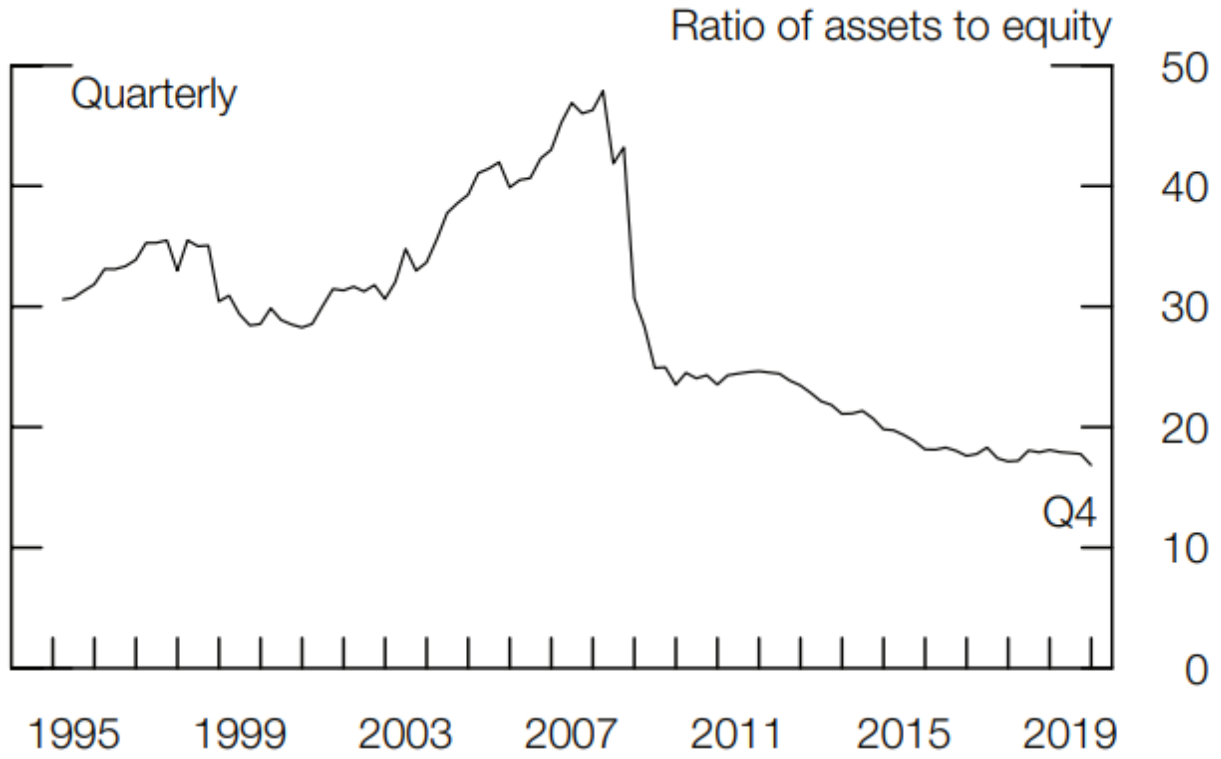
A tal fine è importante notare che la tensione nei mercati del finanziamento documentata nelle figure 15 e 16 si è verificata in concomitanza temporale con la contrazione della market liquidity osservata nelle figure 9-14. Questa concomitanza è coerente con il quadro teorico di Brunnermeier e Pedersen, secondo cui la riduzione della market liquidity aumenta la volatilità e riduce il valore dei collaterali, spingendo i finanziatori ad alzare i margini e a restringere la funding liquidity; a sua volta, la riduzione di quest'ultima costringe i trader a ridurre le posizioni, amplificando la contrazione della market liquidity. Le due forme di liquidità si influenzano reciprocamente, generando una spirale.

3.6 Meccanismi di amplificazione per la crisi del 2007-2008

Le evidenze presentate nelle sezioni precedenti mostrano una contrazione della market liquidity (figure 9 – 14) e della funding liquidity (figure 15 – 16). Nel quadro teorico di Brunnermeier e Pedersen (2009), la contrazione congiunta delle due forme di liquidità genera una spirale che amplifica lo shock iniziale. Nel contesto della crisi, questa spirale può avere come conseguenza i meccanismi di amplificazione descritti nel capitolo 2: dapprima un deleveraging da parte delle imprese finanziarie (Acharya e Viswanathan, 2001), successivamente vendite forzate di asset a prezzi dislocati (Shleifer e Vishny, 2011). Ci si potrebbe aspettare dunque di osservare una riduzione della leva finanziaria e un calo marcato dei prezzi degli asset.

L'analisi condotta non vuole dimostrare causalmente ogni singolo meccanismo, bensì leggere gli eventi attraverso una lente analitica che potrebbe suggerire un riscontro con quanto visto nel quadro teorico dell'elaborato.

Figura 17: Livello di leva finanziaria dei Broker-Dealer statunitensi dal 1995 al 2019, rapporto tra asset totali e capitale proprio, frequenza trimestrale.

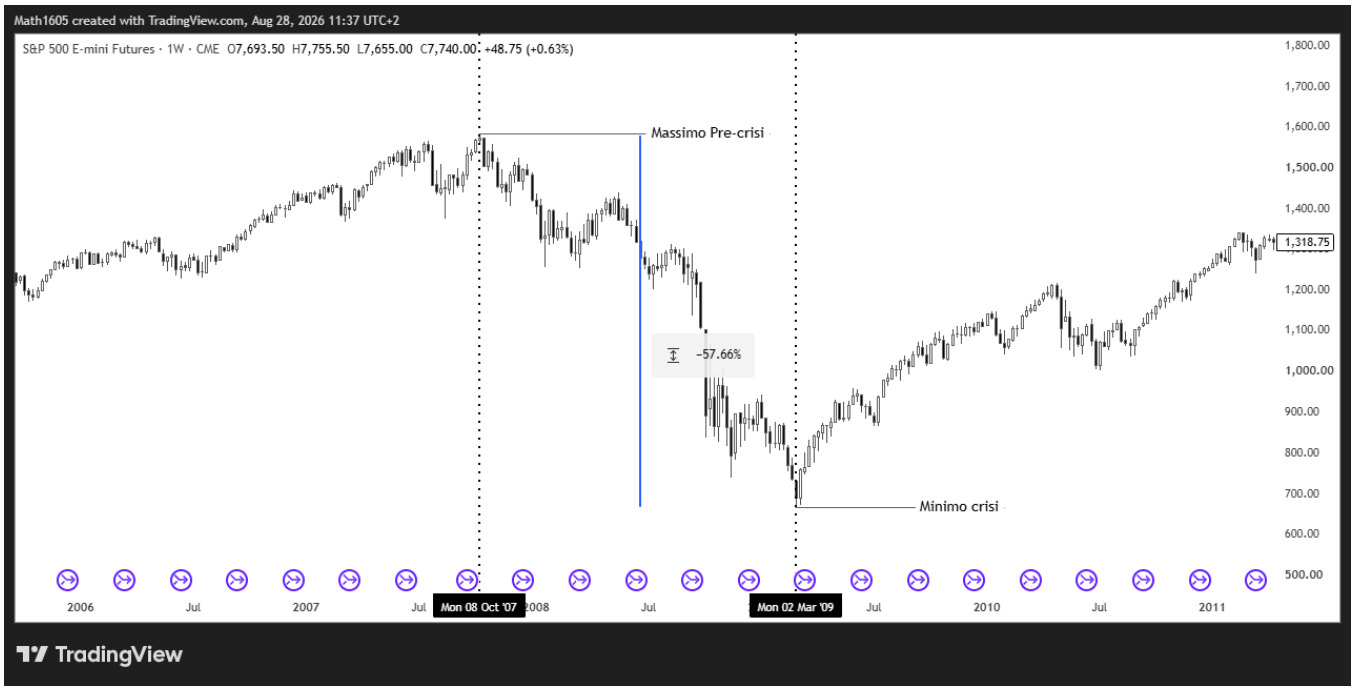


Fonte: Board of Governors of the Federal Reserve System, 2020, figura 3.5, p. 43.

La figura 17 mostra il livello di leva finanziaria dei broker-dealers tra il 1995 e il 2019, espresso come rapporto tra gli asset totali in bilancio e il capitale proprio. Il grafico mostra un periodo prolungato di leva elevata e relativamente stabile, seguito da una riduzione marcata che inizia in prossimità del biennio 2007 – 2008, in concomitanza con gli eventi mostrati finora rispetto alla market e alla funding liquidity. Il declino prosegue negli anni successivi, portando la leva su livelli significativamente inferiori rispetto al periodo pre-crisi. Questa riduzione è coerente con il deleveraging descritto da Acharya e Viswanathan (2011), ma non costituisce di per sé una prova che il deleveraging sia stato causato dalla contrazione della funding liquidity.

Come conseguenza di questo fenomeno, la riduzione della leva potrebbe essere seguita da una tendenza degli intermediari a vendere i propri asset in bilancio a prezzi dislocati a causa dell'assenza di compratori specialisti con valutazioni alte (Shleifer e Vishny, 2011).

Figura 18: Andamento dei futures E-mini S&P 500 durante la crisi del 2008.



Nota: grafico a timeframe settimanale, intervallo raffigurato 2006-2011. Periodo considerato: ottobre 2007 – marzo 2009.

Fonte: Elaborazione dell'autore su dati di Tradingview. Data di estrazione: 28-08-2026. Dati CME Group (Simbolo: ES)

Contratti del periodo in considerazione (ottobre 2007 – marzo 2009): ESZ2007 (09/'07-12/'07), ESH2008 (12/'07-03'08), ESM2008 (03/'08-06/'08), ESU2008 (06/'08-09/'08), ESU2008 (09/'08-12/'08), ESH (12/'08-03/'09).

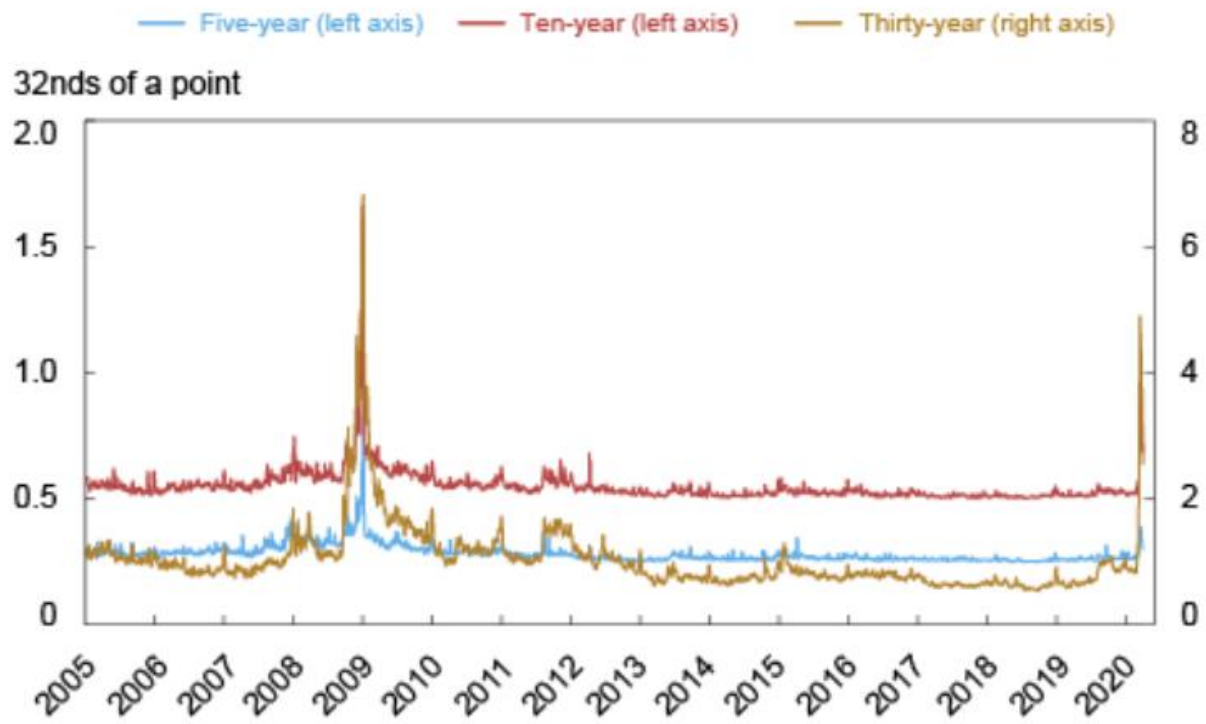
La figura 18 illustra l'andamento dei futures E-mini S&P 500 durante la crisi del 2008. L'indice registra un calo di circa il 57% tra il massimo dell'ottobre 2007 e il minimo del marzo 2009.
Il calo dei prezzi è coerente con il quadro di stress descritto: in un contesto di liquidità di mercato ridotta e funding liquidity ristretta, gli intermediari costretti a ridurre la leva hanno venduto asset, esercitando una pressione al ribasso sui prezzi.
Questo andamento potrebbe essere interpretato come l'esito di una serie di vendite forzate.
Tuttavia, non costituisce di per sé una prova di fire sales, infatti, il crollo potrebbe riflettere anche un deterioramento dei fondamentali economici. Il dato è presentato come contesto, coerente con l'interpretazione, non come evidenza conclusiva.

La crisi del 2007-2008 ha mostrato una contrazione congiunta della market liquidity e della funding liquidity, coerente con il quadro teorico di Brunnermeier e Pedersen (2009). Per osservare se questa coerenza sia un fenomeno osservato anche per la crisi pandemica o specifico di quella crisi, l'analisi viene replicata per la crisi del COVID-19 del 2020. Questo secondo episodio nasce in un contesto diverso; la crisi del 2008 è nata da fragilità endogene nel sistema finanziario mentre la crisi del 2020 è stata innescata da uno shock esogeno e improvviso.

3.7 Evidenze riduzione della liquidità di mercato per la crisi del 2020

Analogamente a quanto svolto per il primo episodio di stress, l'evidenza empirica per la crisi da COVID-19 inizia dall'analisi del comportamento delle singole dimensioni della liquidità.

Figura 19: Bid-Ask spreads (1/32 di punto) per i titoli on-the-run a 5, 10 e 30 anni.



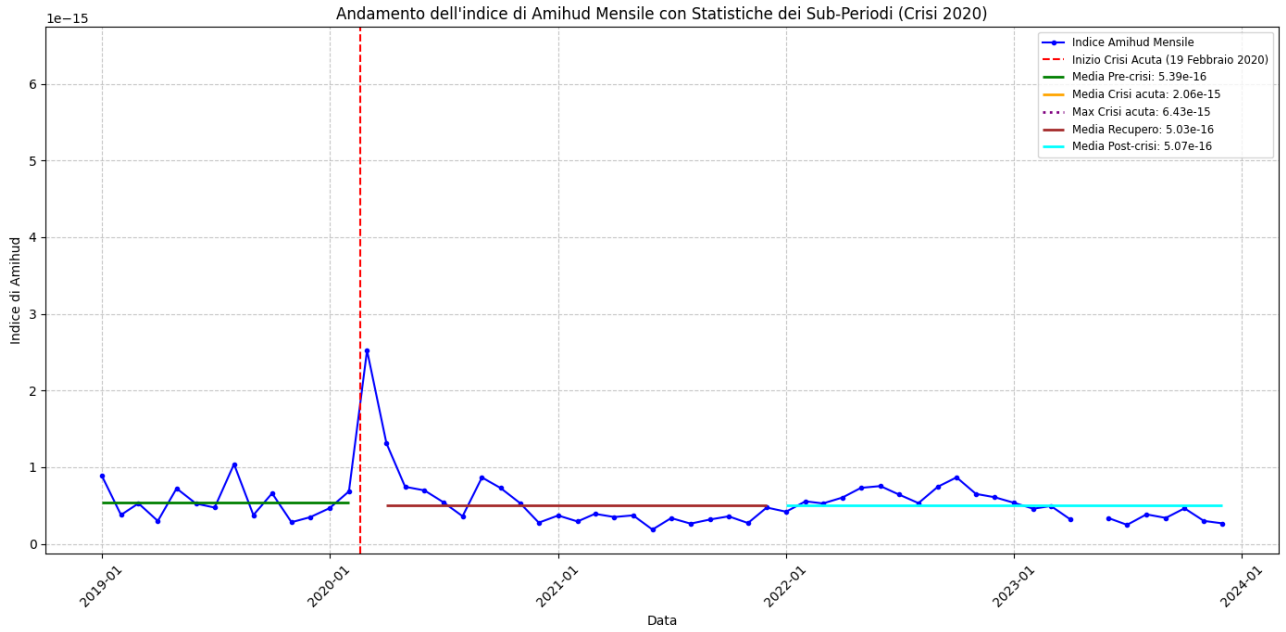
Nota: Medie mobili a 5 giorni, intervallo 2005-marzo 2020.

Fonte: Fleming and Ruela, (2020), figure "Bid-Ask Spreads at theri Widest since the 2007-2009 Financial Crisis".

La figura 19 mostra l'andamento dei bid-ask spread dei titoli del Tesoro statunitense on-the-run a 5, 10 e 30 anni, con medie mobili a 5 giorni, nel periodo 2005-marzo 2020. Sebbene la finestra temporale si concluda a marzo 2020 e utilizzi un perimetro di scadenze traslato verso il lungo termine rispetto alla figura 9 (5, 10 e 30 anni anziché 2, 5 e 10), il grafico evidenzia chiaramente l'improvvisa impennata degli spread a marzo 2020, in concomitanza con la fase acuta della crisi pandemica. Questo andamento è coerente con il deterioramento della tightness osservato durante la crisi del 2008 e con

l'evidenza documentata da Fleming e Ruela (2020), secondo cui l'elevata volatilità della fase ha portato ad un ampliamento dei bid-ask spread.

Figura 20: Indice di illiquidità di Amihud per la crisi da Covid-19.



Nota: asset S&P500 (GSPC), gennaio 2019-dicembre 2023, valori mensili.

Fonte: elaborazione dell'autore su dati Yahoo Finance (ticker ^GSPC), calcolo dell'indice di Amihud (2002) tramite codice Python (Google Colab).

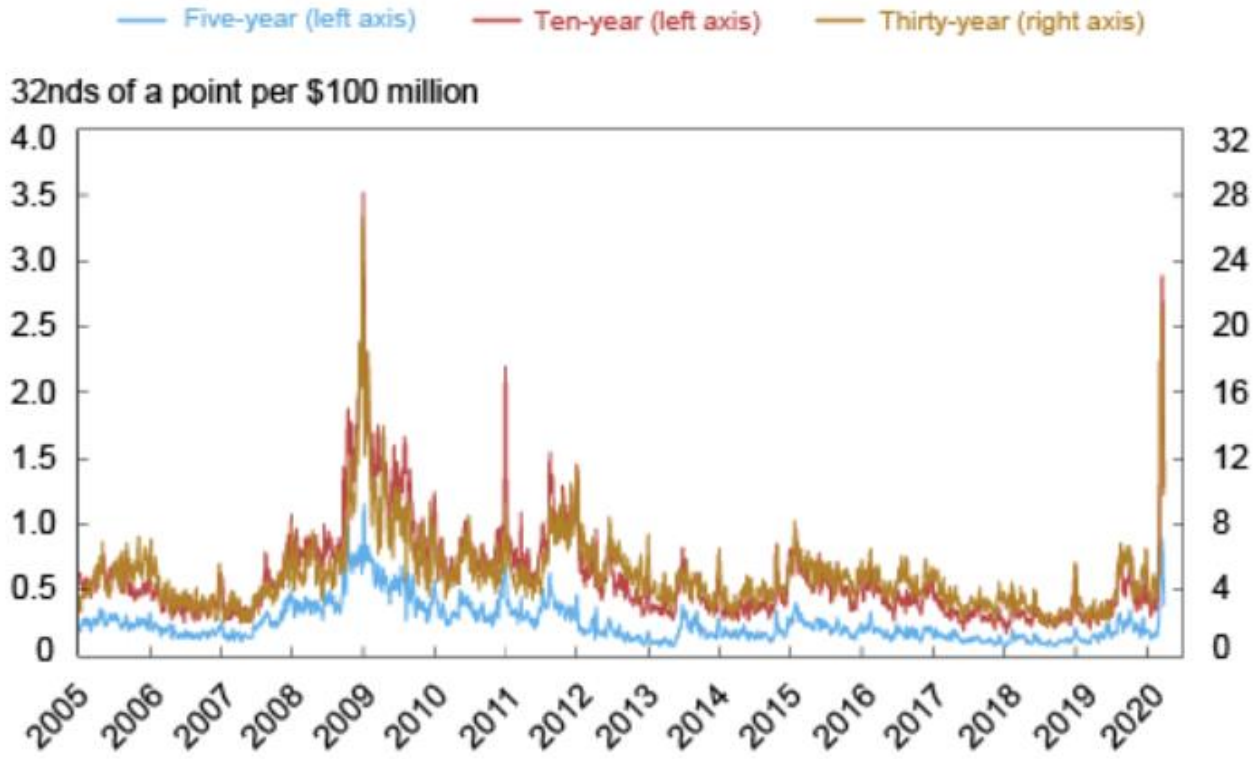
La figura 20 mostra l'andamento dell'indice di Amihud per l'S&P 500 nel periodo 2019-2023. I dati sono coerenti con una riduzione della profondità di mercato durante la fase acuta della crisi pandemica, pur con lo stesso limite osservato in occasione dell'analisi della crisi del 2008 per cui il numeratore della misura di Amihud include anche la volatilità, non riflettendo dunque unicamente una riduzione della liquidità.

L'andamento è paragonabile a quello della crisi del 2008, ovvero si nota un passaggio da livelli di equilibrio a livelli marcatamente più alti in corrispondenza della fase più critica della crisi, per poi osservare un ritorno verso valori più contenuti.

L'incremento dell'indice così osservato è indicativo di un aumento del price impact di mercato.

Una tendenza analoga è riscontrabile per il price impact nel mercato dei titoli del Tesoro statunitensi.

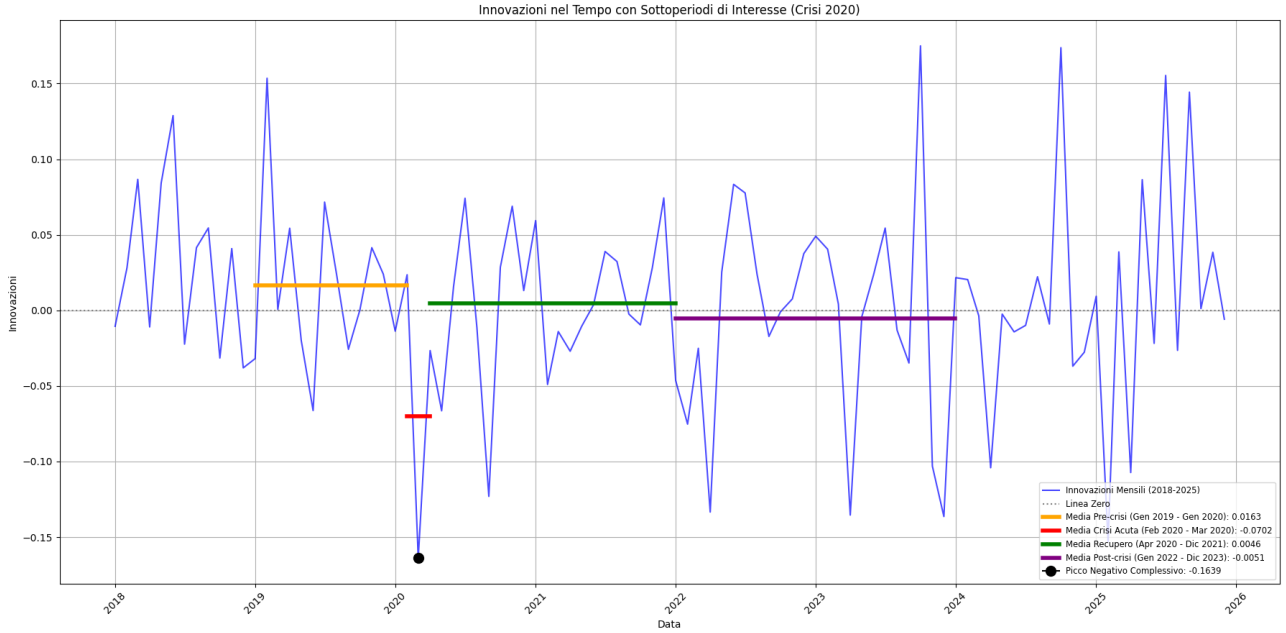
Figura 21: Price Impact dei Treasury statunitensi (2005 – marzo 2020).



Fonte: Fleming and Ruela,2020, figura "Price Impact at its Highest since 2007-09 Financial Crisis".

Come documentato da Fleming e Ruela, il price impact ha raggiunto i suoi massimi locali il 12 marzo (per i titoli a 5 anni) e il 13 marzo (per i titoli a 10 e 30 anni), raggiungendo livelli 5-6 volte superiori alle medie registrate dopo la crisi del 2007-2009.

Figura 22: Innovazioni mensili di liquidità di Pástor-Stambaugh, 2018-2025



Nota: l'analisi si concentra sul periodo 2019 – 2023.

Fonte: Elaborazione dell'autore su dati Pástor-Stambaugh (2003), scaricati dal sito di Robert Stambaugh.

La figura 22 mostra l'andamento delle innovazioni di liquidità di Pástor e Stambaugh nel periodo 2018 - 2025. Nel confronto tra i sottoperiodi, la media passa da +0.0163 nella fase pre-crisi (gennaio 2019 - gennaio 2020) a -0.0702 nella fase di crisi acuta (febbraio-marzo 2020), per poi tornare a +0.0046 nella fase di recupero (aprile 2020 - dicembre 2021) e a -0.0051 nella fase post-crisi (2022 - 2023). Il minimo delle innovazioni si osserva nella fase di crisi acuta (-0.1639 a marzo 2020), in concomitanza con la fase più critica della pandemia, seguita da un recupero incompleto. Infatti, la media post-crisi resta debolmente negativa, segno che la liquidità non è tornata pienamente ai livelli pre-crisi entro la fine del periodo di osservazione.

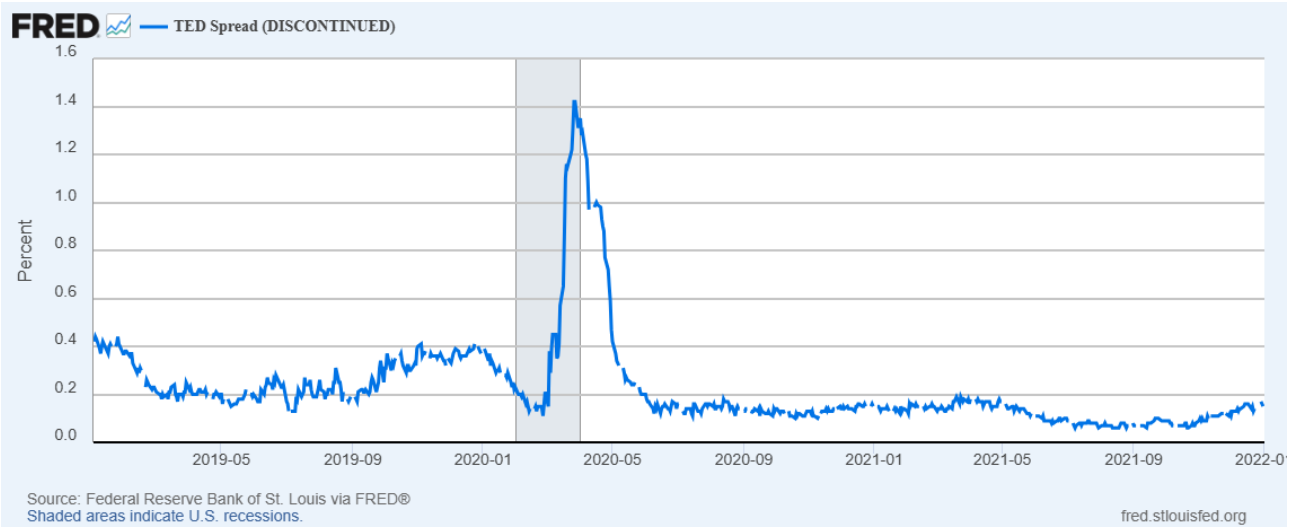
Nel complesso, l'analisi degli indicatori per la crisi del 2020 mostra una contrazione della liquidità di mercato, osservabile attraverso il comportamento delle singole dimensioni che la compongono. I bid-ask spread dei Treasury on-the-run hanno registrato un'improvvisa impennata a marzo 2020, dato coerente con una riduzione della tightness, l'indice di Amihud è passato da valori contenuti nella fase pre-crisi a valori decisamente più alti nella fase acuta per poi tornare su livelli più bassi, compatibile con una riduzione della depth del mercato azionario. I dati riportati da Fleming e Ruela sul price impact nel mercato dei Treasury segnalano un aumento significativo dell'impatto dei volumi sui prezzi. Le innovazioni di liquidità di Pástor e Stambaugh mostrano una contrazione della resilienza del mercato. Queste evidenze segnalano quindi una riduzione della market liquidity durante la fase

acuta della crisi pandemica.

3.8 Evidenze contrazione Funding Liquidity per crisi del 2020

Per quanto riguarda l'analisi della funding liquidity durante la crisi pandemica, similmente a quanto svolto per la crisi del 2008, ci si concentrerà sul TED spread e sull'ammontare dei commercial paper (CP) in circolazione. La scelta di analizzare l'andamento dei commercial paper si fonda sulla rilevanza di tali strumenti come alternative al credito bancario a breve termine, emessi da imprese non finanziarie e istituzioni finanziarie per finanziare il capitale circolante. A differenza della crisi del 2007 - 2008, in cui il segmento dominante del mercato era rappresentato dai commercial paper garantiti da attività (ABCP), nella crisi del 2020 il segmento più colpito è stato quello dei commercial paper non garantiti. Per questo motivo l'analisi svolta durante la crisi del 2007-2008 rispetto all'andamento degli ABCP, viene in questa occasione effettuata attraverso l'osservazione degli stessi dati ma relativamente ai commercial paper (CP).

Figura 23: TED spread, gennaio 2019-dicembre 2021.



Fonte: elaborazione dell'autore sui dati FRED, Federal Reserve Bank di St. Louis (serie TEDRATE). Data di estrazione: 09/09/2026.

Dalla figura 23 si può vedere come nel periodo pre-crisi (gennaio 2019-febbraio 2020), il TED spread si sia mantenuto su valori contenuti, con minimi inferiori allo 0,2%. Intorno a marzo 2020, in concomitanza con la fase acuta della crisi pandemica, il TED spread registra un'impennata improvvisa, superando l'1,4%, un aumento di circa sette volte rispetto ai livelli pre-crisi in poche

settimane. Questo rialzo riflette la tensione estrema sul mercato interbancario.
Entro maggio 2020, tuttavia, il TED spread era tornato a livelli inferiori a quelli precedenti lo shock, segnando un recupero completo in circa due mesi grazie all'intervento massiccio della Federal Reserve che ha fornito liquidità al sistema finanziario.

Figura 24: Commercial Paper in circolazione (2019-2021), in miliardi di dollari.



Fonte: Federal Reserve Bank di St.Louis, FRED, serie Commercial Paper Outstanding. Data di estrazione: 11/09/2026.

Il grafico in figura 24 mostra che l'ammontare dei Commercial Paper ha iniziato la sua discesa proprio a marzo del 2020. Tuttavia, nonostante il TED spread sia tornato rapidamente ai livelli pre-shock entro maggio 2020, i commercial paper hanno continuato la loro discesa fino a settembre dello stesso anno.
Anche in questa occasione, l'analisi comparata del TED spread e di una delle forme di finanziamento a breve più diffuse durante la crisi del 2020 (al pari degli ABCP per il 2007-2008), indica una forte coerenza con il fenomeno della contrazione della funding liquidity discussa nei precedenti capitoli.

Tuttavia, la velocità e il tempismo con cui sia la market liquidity che la funding liquidity hanno mostrato segni di contrazione non permette di stabilire con certezza quale fenomeno abbia scatenato l'altro. Inoltre, questa co-movimentazione potrebbe essere anche semplicemente una risposta coordinata delle due forme di liquidità allo shock indotto dalla pandemia.

3.9 Evidenze sull'amplificazione per la crisi pandemica

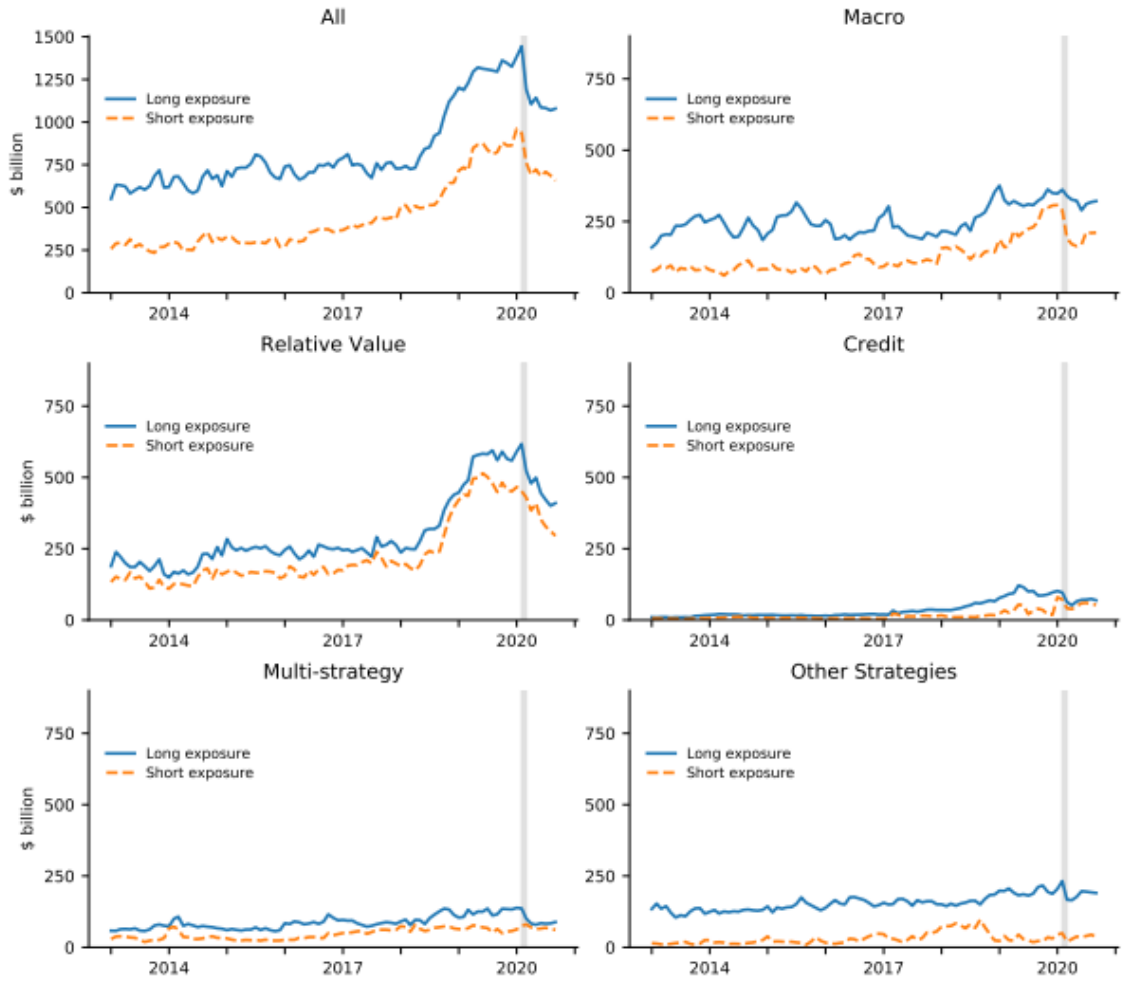
Dopo aver osservato la contrazione della market liquidity e della funding liquidity anche durante la crisi del 2020, ci si sarebbe potuti aspettare un deleveraging bancario analogo a quello del 2008, quando la contrazione della funding liquidity si era accompagnata a una riduzione della leva dei broker-dealer e vendite di asset. Tuttavia, in prossimità dello scoppio della pandemia di Covid-19, il deleveraging bancario di massa è stato efficacemente prevenuto grazie a un approccio macroprudenziale tempestivo e coordinato (BIS, 2020).
A differenza di quanto accaduto durante la Grande Crisi Finanziaria del 2008, quando gli istituti di credito avevano ridotto pesantemente i propri bilanci in un contesto di scarsità di capitale, nel 2020 si è osservato un comportamento diverso.
La differenza tra i due eventi è riconducibile da un lato ai consistenti cuscinetti di capitale accumulati dalle banche negli anni precedenti grazie alle riforme post-2008, e dall'altro alle politiche di vigilanza prudenziale.
I regolatori hanno temporaneamente allentato i requisiti patrimoniali e di liquidità, esortando gli istituti a utilizzare le proprie riserve per continuare a erogare prestiti a imprese e famiglie.
Questa combinazione ha contribuito a prevenire l'insorgenza di un deleveraging forzato su larga scala, trasformando il settore bancario in una parte attiva della soluzione e garantendo la stabilità del sistema finanziario globale. Il fatto che le autorità siano intervenute attivamente per prevenire il deleveraging è coerente con il quadro teorico delle spirali di liquidità. Le autorità hanno agito come se il deleveraging fosse una conseguenza plausibile del restringimento della funding liquidity, e il loro intervento ha contribuito a evitarlo.

Il blocco del canale bancario non implica, tuttavia, che i meccanismi di amplificazione descritti nel capitolo 2 siano rimasti inattivi. Nel 2020, infatti, i meccanismi delle spirali di liquidità di Brunnermeier e Pedersen si sono manifestati principalmente attraverso gli hedge fund attivi nel basis trade, una strategia di arbitraggio che sfrutta il differenziale di prezzo tra i Treasury cash (il titolo fisico) e i futures sul tesoro (il derivato). A marzo 2020, in concomitanza con l'aumento della volatilità, i margini sui futures sono aumentati marcatamente portando gli hedge fund a ridurre le loro esposizioni in Treasury. Le sezioni che seguono documentano questo processo.

Gli hedge fund che praticano la strategia "basis trade", comprano titoli del tesoro, finanziandosi per la maggiore tramite il mercato repo, usando gli stessi Treasury come collaterale, e vendono futures

aventi come sottostante gli stessi titoli. Il profitto deriva dal piccolo differenziale tra i due strumenti, definito future basis. La strategia è per costruzione altamente leverata, condizione necessaria per poter ottenere rendimenti significativi. Le esposizioni lorde degli hedge fund in treasury, definita come somma delle posizioni long e short, sono più che raddoppiate tra il 2018 e il febbraio 2020, raggiungendo i 2400 miliardi di dollari, principalmente per effetto del relative value arbitrage trading (Kruttli, Monin, Petrasek e Watugala, 2021).

Figura 25: Esposizioni lorde (long e short) degli hedge fund in Treasury securities statunitensi, gennaio 2013 – settembre 2020.



Nota: la figura presenta le serie temporali delle esposizioni lorde aggregate long e short in Treasury per tutti gli hedge fund e per gli hedge fund suddivisi per strategia (macro, relative value, credit, multi-strategy e altre strategie).

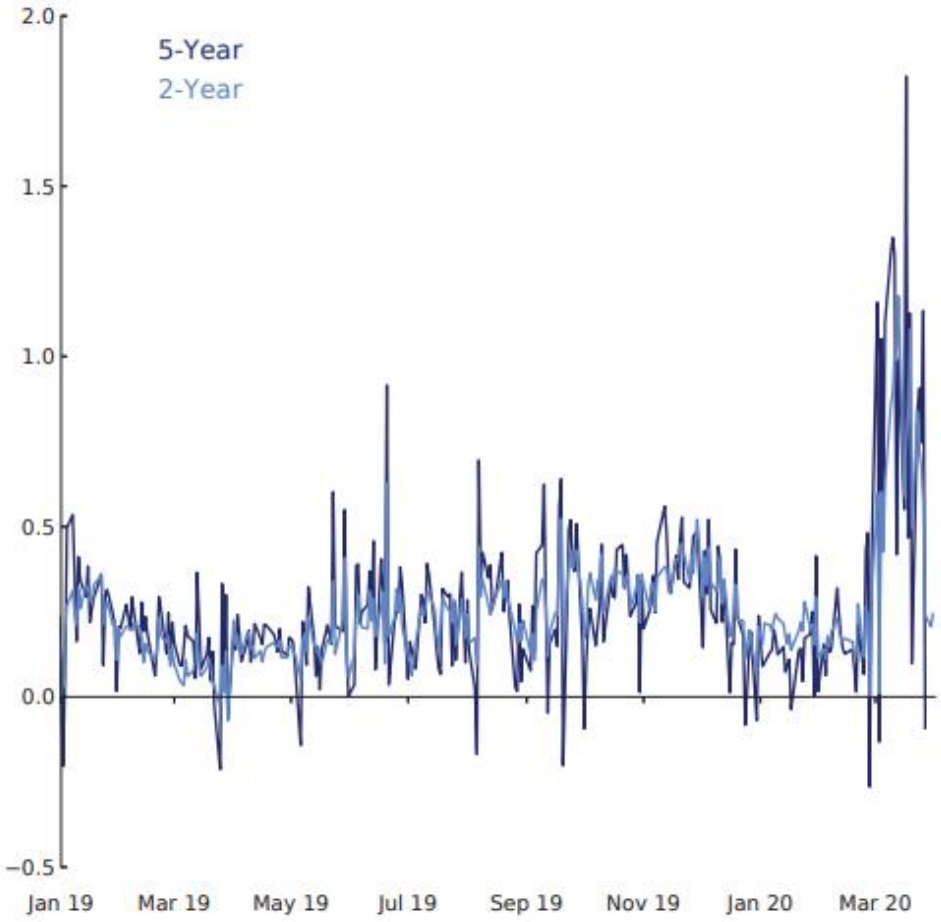
Fonte: Kruttli, Monin, Petrasek e Watugala (2021), figura 1, p. 30.

La figura 25 mostra che le esposizioni lorde degli hedge fund sono raddoppiate tra il 2018 e il febbraio

2020, come riportano gli autori. Questo aumento è stato principalmente trainato dal relative value arbitrage trading, di cui il basis trade è la componente principale, ed è stato finanziato da un corrispondente aumento del prestito repo, in cui gli hedge fund utilizzano i Treasury stessi come collaterale. A marzo 2020, in corrispondenza con la fase acuta della pandemia e la dislocazione del mercato, gli hedge fund hanno ridotto le loro esposizioni in Treasury di circa il 20%. La riduzione ha interessato sia il lato long che short delle posizioni e si è verificata in un contesto di forte pressione sui margini. I fondi attivi nel cash-futures basis trade hanno subìto la pressione più intensa. Kruttli e colleghi documentano che a marzo 2020 i margini iniziali e di mantenimento per le operazioni futures sui treasury scambiati presso il CME registrarono un incremento tra il 30 e il 210%. (Kruttli, Monin, Petrasek e Watugala, 2021, nota 27, p.22).

La figura 25 quindi documenta il comportamento degli hedge fund di fronte all'aumentare dei margini e quindi la riduzione delle esposizioni in treasury. La figura 26 documenta la conseguenza di questo comportamento sul funzionamento del mercato.
In condizioni normali, gli arbitraggisti attivi nel basis trade mantengono la relazione di non arbitraggio tra Treasury cash e futures; quando il prezzo del future è troppo alto rispetto a quello del cash, comprano Treasury cash e vendono futures, traendo profitto dalla convergenza dei due prezzi alla data di consegna. Quando però gli arbitraggisti subiscono vincoli dal lato del funding, come ad esempio l'innalzamento dei margini verificatosi a marzo 2020, la loro capacità di svolgere questa funzione si indebolisce e la disconnessione tra cash e futures può allargarsi (Barth e Kahn, 2021). Questo passaggio è compatibile con il fallimento degli arbitraggisti discusso da Shleifer e Vishny e ci permette di osservare un'ulteriore evidenza in linea con il quadro teorico discusso in questo elaborato.

Figura 26: La disconnessione cash-futures a marzo 2020 (in percentuale), gennaio 2019 – marzo 2020.



Nota: la figura mostra la disconnessione tra i rendimenti dei Treasury bill e i rendimenti impliciti nei futures all'inizio del 2020, per i contratti futures a 2 e 5 anni second-to-deliver.
Fonte: Barth e Kahn, (2021), figura 36 p.96.

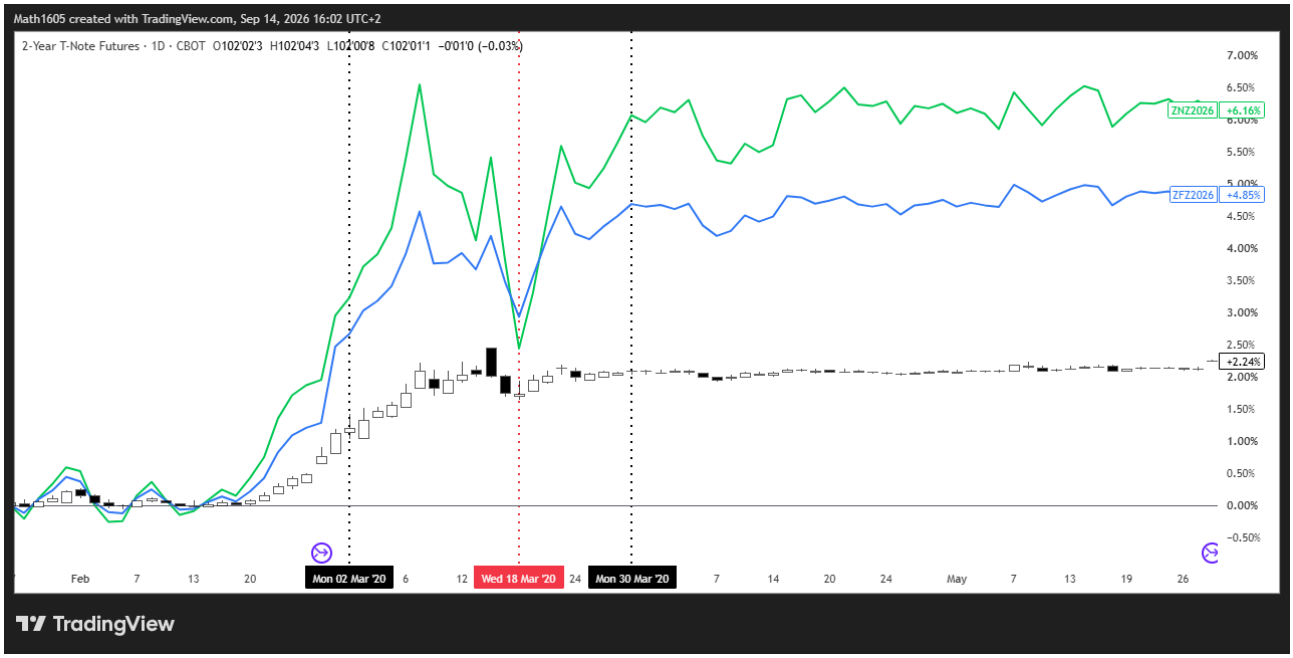
I dati osservati nelle figure 25 e 26 sono coerenti con due fasi del meccanismo teorico descritto da Shleifer e Vishny (2011). La figura 25 mostra la prima fase in cui gli hedge fund, vincolati dal funding, riducono le loro posizioni in essere. La figura 26 mostra la seconda fase: gli arbitraggisti falliscono nell'assolvere la loro funzione di stabilizzatori del mercato e la disconnessione cash-futures si allarga perché nessuno riporta i rendimenti in linea.

Ciò che documenta la figura 25 tuttavia non è stato un fenomeno isolato bensì la conseguenza di un più ampio fenomeno che ha riguardato i mercati globali e noto con l'espressione "Dash for Cash".
Il Dash for Cash è stato una risposta generalizzata degli intermediari alla crisi del 2020. Come documentato dalla Federal Reserve di New York (Barone et al. 2022), la pressione di vendita si è verificata in tutti i mercati sovrani avanzati, coinvolgendo, a titolo esemplificativo, fondi monetari, hedge fund e investitori esteri, che hanno venduto titoli di Stato per far fronte ai riscatti, alle margin call o per accumulare liquidità in via precauzionale.
È in questo contesto che gli hedge fund che facevano ampio uso della leva finanziaria hanno amplificato ulteriormente la pressione di vendita.

Le evidenze presentate finora indicano che, a marzo 2020, il meccanismo di amplificazione è stato accelerato quindi anche dagli hedge fund attivi nel basis trade: i margini sui futures sono aumentati, gli hedge fund hanno ridotto le esposizioni in Treasury, e la disconnessione cash-futures è esplosa. Se questo quadro è corretto, sarebbe plausibile osservare un effetto visibile sui prezzi dei Treasury e in particolare una dislocazione coerente con le fire sales.

Ciò che è avvenuto nella realtà è stato solo l'inizio di questo momento finale del meccanismo di amplificazione, poiché, nonostante verso la metà di marzo i prezzi dei Treasury abbiano iniziato a contrarsi, l'effetto distruttivo sui prezzi è stato prevenuto dall'intervento attivo della Federal Reserve Bank.

Figura 27: Prezzi dei futures sui Treasury statunitensi a 2, 5 e 10 anni, marzo 2020, frequenza giornaliera.



Fonte: elaborazione dell'autore su dati Tradingview (CME Group, CBOT- Chicago Board of Trade). Data di estrazione: 14/09/2026.

Contratti: ZTM2020 (2-Year T-note Futures, scadenza giugno 2020), ZFM2020 (5-Year T-Note Futures, scadenza giugno 2020), ZNM2020 (10-Year T-Note Futures, scadenza giugno 2020).

La figura 27 mostra l'andamento dei prezzi dei futures sui Treasury a 2, 5 e 10 anni nel marzo 2020. Tra il 13 marzo e il 17 marzo si sono registrate le giornate di contrazione più marcate, in concomitanza con la fase più acuta del dash for cash. Gli investitori vendevano i titoli di Stato per ottenere contante e la pressione di vendita ha iniziato a dislocare i prezzi.

Fino a questo momento tutte le evidenze viste indicavano che ci si sarebbe potuti attendere vendite forzate. Ma, come anticipato, nei giorni in cui la contrazione ha iniziato a manifestarsi, segnando il suo minimo il 18 marzo 2020, le FED ha agito prontamente con delle misure dirette ad evitare il crollo dei prezzi e più in generale a riportare i mercati in una condizione di maggiore stabilità.

Il 12 marzo 2020, la Fed di New York annuncia un primo acquisto significativo di titoli di Stato (Federal Reserve Bank of New York, 12 marzo 2020). Tre giorni dopo, il 15 marzo 2020, in una riunione straordinaria, la Fed taglia i tassi a zero e lancia un massiccio piano di Quantitative Easing da 700 miliardi di dollari, di cui 500 miliardi in Treasury (Board of Governors of the Federal Reserve System, 15 marzo 2020).

Infine, il 23 marzo 2020, la Fed fa lo storico annuncio secondo cui avrebbe acquistato titoli fintanto che fosse stato necessario a risanare i mercati. (Board of Governors of the Federal Reserve System, Press Release, 23 marzo 2020).

Visivamente, dalla figura 27 si può osservare come i prezzi dei futures abbiano placato la loro discesa in concomitanza con gli annunci della Fed, senza l'intervento della quale, sarebbe stato plausibile osservare una dislocazione dei prezzi ben più accentuata.

L'analisi della crisi del 2020 evidenzia una contrazione congiunta della market liquidity e della funding liquidity, con un meccanismo di amplificazione che si è manifestato attraverso un canale diverso rispetto al 2008.

La liquidità di mercato si è ridotta in tutte e 3 le dimensioni della tassonomia CGFS-BIS: la tightness si è ridotta (bid-ask spread dei Treasury in impennata a marzo 2020), l'indice di Amihud, seppur con il suo limite legato all'inclusione dell'effetto della volatilità, ha registrato un aumento nella fase acuta della crisi, indicando una possibile riduzione della profondità di mercato e la resiliency è diminuita (innovazioni di Pástor-Stambaugh passate da una media positiva nella fase pre-crisi a un media fortemente negativa nella fase acuta).

La funding liquidity ha registrato anch'essa una contrazione. Il TED spread è aumentato e l'ammontare di commercial paper in circolazione è diminuito (con il minimo a settembre 2020). A differenza del 2008, il canale del deleveraging bancario è stato in gran parte bloccato dalle misure macroprudenziali e dagli interventi attivi. Tuttavia, i meccanismi delle spirali di liquidità di Brunnermeier e Pedersen hanno trovato riscontro tramite gli hedge fund attivi nel basis trade.

Il contesto macro nel periodo di crisi ha condotto gran parte degli intermediari a vendere asset per reperire liquidità e rispettare i vincoli di margine e gli hedge fund altamente leverati hanno amplificato la pressione di vendita che si era generata. Come conseguenza, i prezzi dei Treasury hanno iniziato a dislocarsi e l'intervento della Federal Reserve Bank ha arrestato il processo sul nascere prima che si amplificasse in una fire sale sistemica.

È interessante notare come l'intervento pubblico abbia giocato un ruolo cruciale nelle dinamiche di amplificazione, di fatto neutralizzandole. Nel caso del deleveraging bancario, l'approccio macroprudenziale (cuscinetti di capitale, allentamento dei requisiti patrimoniali e incentivi all'erogazione del credito), ha interrotto prontamente la spirale del deleveraging forzato (BIS, 2020). Nel caso delle fire sales sui Treasury, gli acquisti massicci della Federal Reserve hanno assorbito la selling pressure e stabilizzato il mercato. In entrambi i casi, l'intervento pubblico ha prevenuto l'amplificazione.

Complessivamente queste evidenze sono coerenti con il quadro teorico delineato nei capitoli precedenti; la contrazione della liquidità nelle sue due forme fornisce i presupposti per non escludere la possibilità per cui effettivamente si sia creata una spirale auto-rinforzante e il fatto che sia stato necessario un intervento pubblico volto a contenerne gli effetti rafforza ulteriormente questa ipotesi. Tuttavia, al pari dell'analisi condotta per la crisi del 2008, i dati analizzati non consentono di stabilire un nesso causale univoco.

Conclusione

Questa tesi ha ricostruito, attraverso l'analisi di due crisi finanziarie, il percorso teorico che collega la contrazione della liquidità all'amplificazione del rischio sistemico, verificandone la coerenza con l'evidenza empirica descrittiva.
Il percorso è stato articolato in tre passaggi. Il primo capitolo ha definito la liquidità attraverso la tassonomia tridimensionale del Committee on the Global Financial System (depth, tightness e resiliency) e ha mostrato come ciascuna dimensione possa fallire in modo endogeno, grazie all'analisi dei principali modelli di microstruttura sottostanti. Il secondo capitolo ha introdotto la relazione tra la market liquidity e funding liquidity e ha delineato i tre canali principali attraverso cui una crisi può propagarsi.
Il terzo capitolo ha verificato, in chiave descrittiva, la coerenza di questo quadro teorico con i risultati empirici analizzati in merito alla crisi globale del 2007 - 2008 e alla crisi pandemica del 2020.

L'analisi empirica ha mostrato che, in entrambi gli episodi, la liquidità di mercato e la funding liquidity si sono contratte in modo congiunto. Nel 2008, la contrazione della liquidità si è accompagnata a un deleveraging bancario, le banche e i broker-dealer hanno ridotto la leva e venduto in molti casi asset a prezzi dislocati. Nel 2020, il canale del deleveraging bancario è stato in gran parte bloccato dalle misure macroprudenziali, ma il meccanismo di amplificazione si è manifestato attraverso le vendite forzate degli hedge fund attivi nel basis trade. Anche in questo caso però, gli acquisti massicci di titoli da parte della Federal Reserve hanno assorbito la selling pressure sul mercato dei Treasury. Quindi il meccanismo non si è manifestato nella sua forma piena non perché fosse assente, ma perché l'intervento pubblico lo ha arrestato prima che si amplificasse.

Il contributo di questo elaborato è di natura teorica e di verifica empirico descrittiva. Il lavoro propone un percorso teorico unitario che unisce i principali modelli della letteratura sulla liquidità e sul rischio sistemico. Il raccordo tra questi modelli consente di leggere la riduzione della liquidità come possibile fenomeno all'origine dei meccanismi di amplificazione. L'analisi empirico-descrittiva del terzo capitolo fa emergere, per entrambe le crisi, una compatibilità con questi meccanismi. Ciò che emerge inoltre è che il canale specifico può variare a seconda del contesto istituzionale e delle risposte di policy, mentre il meccanismo rimane coerente.

La domanda di ricerca di questa tesi chiede in che modo la riduzione della liquidità contribuisce

all'amplificazione del rischio sistemico nei periodi di crisi. La risposta è: la riduzione della liquidità può amplificare il rischio sistemico attraverso le spirali di liquidità, che si autoalimentano e si propagano attraverso i tre canali di trasmissione. La tesi non dimostra che questo meccanismo sia causalmente responsabile dell'amplificazione, bensì mostra che i dati dei due episodi analizzati sono coerenti con esso. Se la riduzione della liquidità contribuisce all'amplificazione del rischio sistemico, una possibile dinamica attraverso cui questo avviene è quella ricostruita in questa tesi.

L'analisi condotta presenta alcuni limiti. Il primo è la sua natura descrittiva: i dati mostrano una coerenza temporale tra la contrazione della liquidità e l'amplificazione del rischio sistemico, ma non consentono di stabilire un nesso causale. Il secondo riguarda gli indicatori utilizzati: l'indice di Amihud, in particolare, include nel numeratore anche l'effetto della volatilità sui rendimenti, e non riflette quindi unicamente una riduzione della profondità di mercato. Il terzo riguarda il numero di episodi utilizzati: due crisi non consentono di generalizzare i risultati ad altri contesti. Il quarto riguarda la definizione dei sottoperiodi: per l'indice di Amihud, i sottoperiodi sono definiti su base giornaliera, mentre per le innovazioni di Pástor e Stambaugh su base mensile, con una differenza di pochi giorni che non incide sull'interpretazione dei risultati ma va segnalata.

Questi limiti suggeriscono alcune direzioni di ricerca future. La prima è l'adozione di approcci econometrici avanzati, come modelli VAR o panel, per identificare la relazione causale tra contrazione della liquidità e amplificazione del rischio sistemico. La seconda è l'estensione dell'analisi ad altri episodi di stress, per verificare se il percorso teorico delineato si manifesti anche in contesti diversi. La terza è l'approfondimento di canali specifici, come le fire sales su asset specifici o il contagio internazionale, che questa tesi ha trattato in modo sintetico. La quarta è l'analisi dell'efficacia degli interventi pubblici nel prevenire l'amplificazione, che questa tesi ha documentato in chiave descrittiva ma non ha valutato in termini di costi e benefici.

Appendice:

A.1 Fonti dei dati Indice di Amihud. I dati dell'indice S&P 500 (prezzi di chiusura e volumi) sono stati scaricati da Yahoo Finance, ticker ^GSPC, URL: https://finance.yahoo.com/quote/%5EGSPC/

A.2 Serie utilizzate per Amihud:

S&P 500 (^GSPC): prezzi di chiusura e volumi giornalieri (espressi in quantità aggregate scambiate), gennaio 2004-dicembre 2010 (crisi 2007-2008).

S&P 500 (^GSPC): prezzi di chiusura e volumi giornalieri, gennaio 2019-dicembre 2023 (crisi 2020).

A.3 Intervalli temporali (sub-periodi) e relative statistiche descrittive per Crisi 2007-2008:

Periodo: Pre-crisi (2004-01-01 al 2007-08-07)

- Media: 2.18e-15
- Mediana: 1.55e-15
- Deviazione Standard: 2.00e-15
- Minimo: 1.86e-18
- Massimo: 1.16e-14

Periodo: Crisi pre-Lehman (2007-08-08 al 2008-09-12)

- Media: 1.81e-15
- Mediana: 1.33e-15
- Deviazione Standard: 1.73e-15
- Minimo: 0.00e+00
- Massimo: 1.83e-14

Periodo: Crisi post-Lehman (2008-09-13 al 2009-03-31)

- Media: 4.89e-15
- Mediana: 4.31e-15
- Deviazione Standard: 3.77e-15

- Minimo: 1.14e-16
- Massimo: 1.81e-14

Periodo: Post-crisi (2009-04-01 al 2010-12-31)

- Media: 1.69e-15
- Mediana: 1.21e-15
- Deviazione Standard: 1.53e-15
- Minimo: 3.39e-18
- Massimo: 8.27e-15

A.3.1 Intervalli temporali (sub-periodi) e relative statistiche descrittive per Crisi 2020:

- Pre-crisi (01-01-2019 al 18-02-2020)
    - Media: 5.39e-16
    - Mediana: 3.99e-16
    - Deviazione Standard: 4.97e-16
    - Minimo: 1.86e-18
    - Massimo: 3.20e-15
- Crisi acuta (19-02-2020 al 23-03-2020)
    - Media: 2.06e-15
    - Mediana: 2.09e-15
    - Deviazione Standard: 1.48e-15
    - Minimo: 2.21e-16
    - Massimo: 6.43e-15
- Recupero (24-03-2020 al 31-12-2021)

- Media: 5.03e-16
- Mediana: 3.77e-16
- Deviazione Standard: 5.42e-16
- Minimo: 6.57e-19
- Massimo: 5.07e-15

- Post-crisi (01-01-2022 al 31-12-2023)
  - Media: 5.07e-16
  - Mediana: 4.14e-16
  - Deviazione Standard: 4.27e-16
  - Minimo: 9.34e-19
  - Massimo: 2.60e-15

A.4 Formule per Amihud: $\mathrm{ILLIQ}_t = \frac{1}{D_t} \sum_{d=1}^{D_t} \frac{|R_d|}{\mathrm{VOLD}_d}$ dove:

- R_d = rendimento giornaliero dell'indice S&P 500 al giorno d (in percentuale), calcolato come $(\mathrm{Close}_d - \mathrm{Close}_{d-1})/\mathrm{Close}_{d-1} \times 100$
- VOLD_d = volume monetario scambiato al giorno d (in dollari). Nel contesto di questo elaborato la seguente misura è stata approssimata moltiplicando la quantità di azioni scambiate per il prezzo di chiusura. Questa approssimazione è coerente con il modello di

Amihud, che richiede il rapporto tra rendimento assoluto e volume scambiato in dollari, ed è una pratica comunemente adottata quando si lavora con indici teorici privi di un dollar volume effettivo.

- D_t = numero di giorni di borsa nel mese t

A.5 Codice per calcolo dell'indice di Amihud per la crisi del 2007/2008:

```
import yfinance as yf

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import matplotlib.dates as mdates

import numpy as np # Import numpy for np.NA


# --- Sezione 1: Acquisizione Dati e Calcolo Indice Amihud Giornaliero per la Crisi del 2008 ---


# Define the ticker symbol and date range for the 2008 crisis analysis

ticker_symbol = '^GSPC'

# Adjusted start date to cover the desired plotting period

start_date_data_2008 = '2004-01-01'

end_date_data_2008 = '2010-12-31'


print(f"Downloading data for {ticker_symbol} from {start_date_data_2008} to {end_date_data_2008}...")

df_2008 = yf.download(ticker_symbol, start=start_date_data_2008, end=end_date_data_2008)


# Calculate 'Return'

df_2008['Return'] = df_2008[('Close', '^GSPC')].pct_change()


# Calculate 'DollarVolume'
```

```
df_2008['DollarVolume'] = df_2008[('Volume', '^GSPC')] * df_2008[('Close', '^GSPC')]

# Calculate 'Amihud_daily'
df_2008['Amihud_daily'] = abs(df_2008['Return']) / df_2008['DollarVolume']

print("Daily data (df_2008) head:")
display(df_2008.head())

# --- Sezione 2: Aggregazione Mensile dell'Indice Amihud per la Crisi del 2008 ---

# Extract Year and Month for monthly aggregation
df_2008['Year'] = df_2008.index.year
df_2008['Month'] = df_2008.index.month

# Calculate monthly average Amihud
monthly_amihud_mean_2008 = df_2008.groupby(['Year', 'Month'])['Amihud_daily'].mean().reset_index()

# Create amihud_df_2008 with monthly aggregated data
amihud_df_2008 = monthly_amihud_mean_2008[['Year', 'Month', 'Amihud_daily']].copy()
amihud_df_2008 = amihud_df_2008.rename(columns={'Amihud_daily': 'Amihud'})

# Add a 'Date' column for plotting (first day of the month)
amihud_df_2008['Date'] = pd.to_datetime(amihud_df_2008['Year'].astype(str) + '-' +
amihud_df_2008['Month'].astype(str) + '-01')

print("Monthly aggregated data (amihud_df_2008) head:")
display(amihud_df_2008.head())
```

```
# --- Sezione 3: Statistiche Descrittive Complessive (Amihud Mensile) per la Crisi del 2008 ---

# Clean amihud_df_2008 for overall stats in case of inf/nan from monthly aggregation
cleaned_amihud_series_2008 = amihud_df_2008['Amihud'].replace([float('inf'), -float('inf')], np.nan).dropna()

amihud_stats_2008 = cleaned_amihud_series_2008.describe()

print("\nStatistiche descrittive per la colonna 'Amihud' (dati mensili complessivi - Crisi 2008 - esclusi inf/nan):")
print(f"  Media: {amihud_stats_2008['mean']:.2e}")
print(f"  Mediana: {amihud_stats_2008['50%']:.2e}")
print(f"  Deviazione standard: {amihud_stats_2008['std']:.2e}")
print(f"  Minimo: {amihud_stats_2008['min']:.2e}")
print(f"  Massimo: {amihud_stats_2008['max']:.2e}")

# --- Sezione 4: Statistiche Descrittive per Sub-Periodi (Amihud Giornaliero) con gestione inf/nan per la Crisi del 2008 ---

# Define the periods with exact daily boundaries for the 2008 crisis
periods_2008 = {
    "Pre-crisi": ('2004-01-01', '2007-08-07'),
    "Crisi pre-Lehman": ('2007-08-08', '2008-09-12'),
    "Crisi post-Lehman": ('2008-09-13', '2009-03-31'),
    "Post-crisi": ('2009-04-01', '2010-12-31')
}

# Prepare a list to store the results
all_period_stats_2008 = []
```

```
print("\nStatistiche descrittive di 'Amihud' per sub-periodi (Crisi 2008 - su dati giornalieri - esclusi inf/nan):\n")

for period_name, (start_date_p, end_date_p) in periods_2008.items():
    # Filter the DataFrame for the current period using the daily 'df_2008'
    current_period_df_2008 = df_2008[
        (df_2008.index >= pd.to_datetime(start_date_p)) &
        (df_2008.index <= pd.to_datetime(end_date_p))
    ]

    # Filter out infinite and NaN values from 'Amihud_daily' before calculating statistics
    filtered_amihud_2008 = current_period_df_2008['Amihud_daily'].replace([float('inf'), -float('inf')], np.nan)
    filtered_amihud_2008 = pd.to_numeric(filtered_amihud_2008, errors='coerce').dropna()

    # Calculate descriptive statistics for 'Amihud_daily' on the filtered data
    if not filtered_amihud_2008.empty: # Ensure there are valid values to describe
        period_stats_2008 = filtered_amihud_2008.describe()
    else:
        # Handle cases where all values are inf/nan in a period or become NaN after conversion
        period_stats_2008 = pd.Series({'count': 0.0, 'mean': np.nan, 'std': np.nan, 'min': np.nan, '25%': np.nan, '50%': np.nan,
'75%': np.nan, 'max': np.nan})
       period_stats_2008 = period_stats_2008.astype({'count': float, 'mean': float, 'std': float, 'min': float, '25%': float, '50%':
float, '75%': float, 'max': float})

    # Store relevant statistics in a dictionary
    stats_dict_2008 = {
        'Periodo': period_name,
        'Media': period_stats_2008['mean'],
        'Mediana': period_stats_2008['50%'],
```

```
        'Deviazione Standard': period_stats_2008['std'],
        'Minimo': period_stats_2008['min'],
        'Massimo': period_stats_2008['max']
    }
    all_period_stats_2008.append(stats_dict_2008)

# Convert the list of dictionaries to a DataFrame for tabular display
stats_table_df_2008 = pd.DataFrame(all_period_stats_2008)

# Format the numerical columns to scientific notation, handling NA values
for col in ['Media', 'Mediana', 'Deviazione Standard', 'Minimo', 'Massimo']:
    stats_table_df_2008[col] = stats_table_df_2008[col].apply(lambda x: f'{x:.2e}' if pd.notna(x) else 'NA')

print("Descriptive statistics for Amihud index by sub-periods (2008 Crisis - daily data, inf/nan excluded):")
display(stats_table_df_2008)

# --- Sezione 5: Generazione del Grafico dell'Indice Amihud Mensile con Statistiche dei Sub-Periodi per la Crisi del 2008 ---

# Create the plot
fig_2008, ax_2008 = plt.subplots(figsize=(14, 7))

# Plot monthly Amihud index
ax_2008.plot(amihud_df_2008['Date'], amihud_df_2008['Amihud'], label='Indice Amihud Mensile (Crisi 2008)', color='blue', marker='o', markersize=3, linestyle='-')

# Add vertical line for the start of the 'Crisi post-Lehman' (2008-09-13)
acute_crisis_start_date_2008 = pd.to_datetime('2008-09-15') # Changed date to 2008-09-15
```

```
ax_2008.axvline(acute_crisis_start_date_2008, color='red', linestyle='--', label='Fallimento Lehman Brothers (15 Settembre 2008)') # Changed label


# Define a list of colors for the mean lines
mean_colors = ['green', 'orange', 'brown', 'cyan']


# Add sub-period means and 'Crisi acuta' max
for index, row in stats_table_df_2008.iterrows():
    period_name = row['Periodo']


    mean_value_str = row['Media']
    max_value_str = row['Massimo']


     mean_value = float(mean_value_str.replace('e', 'E')) if pd.notna(mean_value_str) and mean_value_str != 'NA' else None


    current_mean_color = mean_colors[index % len(mean_colors)] # Cycle through colors


    daily_start, daily_end = periods_2008[period_name]
    daily_start_dt = pd.to_datetime(daily_start)
    daily_end_dt = pd.to_datetime(daily_end)


    # Determine the corresponding monthly range from amihud_df_2008
    relevant_monthly_data_2008 = amihud_df_2008[
        (amihud_df_2008['Date'] >= daily_start_dt.normalize()) &
         (amihud_df_2008['Date'] <= daily_end_dt.to_period('M').start_time + pd.offsets.MonthEnd(0)) # Adjust end date for monthly data
    ]
```

```
    if not relevant_monthly_data_2008.empty and mean_value is not None:
        plot_start_date = relevant_monthly_data_2008['Date'].min()
        plot_end_date = relevant_monthly_data_2008['Date'].max()

        ax_2008.hlines(mean_value, plot_start_date, plot_end_date,
                colors=current_mean_color, linestyles='-', linewidth=2,
                label=f'Media {period_name}: {mean_value:.2e}')

    if period_name == 'Crisi post-Lehman': # Changed from 'Crisi acuta'
        max_value = float(max_value_str.replace('e', 'E')) if pd.notna(max_value_str) and max_value_str != 'NA' else None
        if not relevant_monthly_data_2008.empty and max_value is not None:
            ax_2008.hlines(max_value, plot_start_date, plot_end_date,
                    colors='purple', linestyles=':', linewidth=2,
                    label=f'Max {period_name}: {max_value:.2e}')

# Customize the plot
ax_2008.set_title('Andamento dell\'indice di Amihud Mensile con Statistiche dei Sub-Periodi (Crisi 2008)')
ax_2008.set_xlabel('Data')
ax_2008.set_ylabel('Indice di Amihud')
ax_2008.legend(loc='best', fontsize='small')
ax_2008.grid(True, linestyle='--', alpha=0.7)

# Set the x-axis limits for the desired display period
plot_start_date_display = pd.to_datetime('2004-01-01')
plot_end_date_display = pd.to_datetime('2010-12-31')
ax_2008.set_xlim(plot_start_date_display, plot_end_date_display)

# Format x-axis for better date display
```

```
ax_2008.xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%Y-%m'))
ax_2008.xaxis.set_major_locator(mdates.YearLocator()) # Adjust to show yearly ticks
plt.xticks(rotation=45)

plt.tight_layout()
plt.show()

# --- Sezione 6: Salvataggio del DataFrame Aggregato Mensilmente per la Crisi del 2008 ---
amihud_df_2008.to_csv('amihud_sp500_2008_crisis.csv', index=False)
print("\nDataFrame 'amihud_df_2008' salvato come 'amihud_sp500_2008_crisis.csv')")
```

A.6 Codice per calcolo indice di Amihud per la crisi del 2020:

```
import yfinance as yf
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates
import numpy as np # Import numpy for np.NA

# --- Sezione 1: Acquisizione Dati e Calcolo Indice Amihud Giornaliero ---

# Define the ticker symbol and date range for the 2020 crisis analysis
ticker_symbol = '^GSPC'
start_date_data = '2019-01-01'
end_date_data = '2023-12-31'

print(f"Downloading data for {ticker_symbol} from {start_date_data} to {end_date_data}...")
df = yf.download(ticker_symbol, start=start_date_data, end=end_date_data)
```

```
# Calculate 'Return'
df['Return'] = df[('Close', '^GSPC')].pct_change()

# Calculate 'DollarVolume'
df['DollarVolume'] = df[('Volume', '^GSPC')] * df[('Close', '^GSPC')]

# Calculate 'Amihud_daily'
df['Amihud_daily'] = abs(df['Return']) / df['DollarVolume']

print("Daily data (df) head:")
display(df.head())

# --- Sezione 2: Aggregazione Mensile dell'Indice Amihud ---

# Extract Year and Month for monthly aggregation
df['Year'] = df.index.year
df['Month'] = df.index.month

# Calculate monthly average Amihud
monthly_amihud_mean = df.groupby(['Year', 'Month'])['Amihud_daily'].mean().reset_index()

# Create amihud_df with monthly aggregated data
amihud_df = monthly_amihud_mean[['Year', 'Month', 'Amihud_daily']].copy()
amihud_df = amihud_df.rename(columns={'Amihud_daily': 'Amihud'})

# Add a 'Date' column for plotting (first day of the month)
amihud_df['Date'] = pd.to_datetime(amihud_df['Year'].astype(str) + '-' + amihud_df['Month'].astype(str) + '-01')
```

```
print("Monthly aggregated data (amihud_df) head:")
display(amihud_df.head())

# --- Sezione 3: Statistiche Descrittive Complessive (Amihud Mensile) ---

# Clean amihud_df for overall stats in case of inf/nan from monthly aggregation
# This step is crucial if monthly means also produce inf/nan due to underlying daily data.
cleaned_amihud_series = amihud_df['Amihud'].replace([float('inf'), -float('inf')], np.nan).dropna()

amihud_stats = cleaned_amihud_series.describe()

print("\nStatistiche descrittive per la colonna 'Amihud' (dati mensili complessivi - esclusi inf/nan):")
print(f"  Media: {amihud_stats['mean']:.2e}")
print(f"  Mediana: {amihud_stats['50%']:.2e}")
print(f"  Deviazione standard: {amihud_stats['std']:.2e}")
print(f"  Minimo: {amihud_stats['min']:.2e}")
print(f"  Massimo: {amihud_stats['max']:.2e}")

# --- Sezione 4: Statistiche Descrittive per Sub-Periodi (Amihud Giornaliero) con gestione inf/nan ---

# Define the periods with exact daily boundaries for the 2020 crisis
periods = {
    "Pre-crisi": ('2019-01-01', '2020-02-18'),
    "Crisi acuta": ('2020-02-19', '2020-03-23'),
    "Recupero": ('2020-03-24', '2021-12-31'),
    "Post-crisi": ('2022-01-01', '2023-12-31')
}
```

```
# Prepare a list to store the results
all_period_stats = []

print("\nStatistiche descrittive di 'Amihud' per sub-periodi (crisi 2020 - su dati giornalieri - esclusi inf/nan):\n")

for period_name, (start_date_p, end_date_p) in periods.items():
    # Filter the DataFrame for the current period using the daily 'df'
    current_period_df = df[
        (df.index >= pd.to_datetime(start_date_p)) &
        (df.index <= pd.to_datetime(end_date_p))
    ]

    # Filter out infinite and NaN values from 'Amihud_daily' before calculating statistics
    # Explicitly convert to numeric after replacing inf, and then drop NaNs
    filtered_amihud = current_period_df['Amihud_daily'].replace([float('inf'), -float('inf')], np.nan)
    filtered_amihud = pd.to_numeric(filtered_amihud, errors='coerce').dropna()

    # Calculate descriptive statistics for 'Amihud_daily' on the filtered data
    if not filtered_amihud.empty: # Ensure there are valid values to describe
        period_stats = filtered_amihud.describe()
    else:
        # Handle cases where all values are inf/nan in a period or become NaN after conversion
        # Create a series that mimics the output of describe for an empty numeric series
        period_stats = pd.Series({'count': 0.0, 'mean': np.nan, 'std': np.nan, 'min': np.nan, '25%': np.nan, '50%': np.nan, '75%': np.nan, 'max': np.nan})
        # Ensure the dtypes match what describe() would return for a numeric series
        period_stats = period_stats.astype({'count': float, 'mean': float, 'std': float, 'min': float, '25%': float, '50%': float, '75%': float, 'max': float})
```

```
    # Store relevant statistics in a dictionary
    stats_dict = {
        'Periodo': period_name,
        'Media': period_stats['mean'],
        'Mediana': period_stats['50%'],
        'Deviazione Standard': period_stats['std'],
        'Minimo': period_stats['min'],
        'Massimo': period_stats['max']
    }
    all_period_stats.append(stats_dict)

# Convert the list of dictionaries to a DataFrame for tabular display
stats_table_df = pd.DataFrame(all_period_stats)

# Format the numerical columns to scientific notation, handling NA values
for col in ['Media', 'Mediana', 'Deviazione Standard', 'Minimo', 'Massimo']:
    stats_table_df[col] = stats_table_df[col].apply(lambda x: f'{x:.2e}' if pd.notna(x) else 'NA')

print("Descriptive statistics for Amihud index by sub-periods (daily data, inf/nan excluded):")
display(stats_table_df)

# --- Sezione 5: Generazione del Grafico dell'Indice Amihud Mensile con Statistiche dei Sub-Periodi ---

# Create the plot
fig, ax = plt.subplots(figsize=(14, 7))

# Plot monthly Amihud index
```

```
ax.plot(amihud_df['Date'], amihud_df['Amihud'], label='Indice Amihud Mensile', color='blue', marker='o', markersize=3, linestyle='-')

# Add vertical line for the start of the 'Crisi acuta' (2020-02-19)
acute_crisis_start_date = pd.to_datetime('2020-02-19')
ax.axvline(acute_crisis_start_date, color='red', linestyle='--', label='Inizio Crisi Acuta (19 Febbraio 2020)')

# Define a list of colors for the mean lines
mean_colors = ['green', 'orange', 'brown', 'cyan']

# Add sub-period means and 'Crisi acuta' max
for index, row in stats_table_df.iterrows():
    period_name = row['Periodo']

    # Handle 'NA' values for mean_value and max_value gracefully
    mean_value_str = row['Media']
    max_value_str = row['Massimo']

    # Convert string representation (e.g., '5.39e-16') to float, handling 'NA'
     mean_value = float(mean_value_str.replace('e', 'E')) if pd.notna(mean_value_str) and mean_value_str != 'NA' else None

    # Get a color for the current mean line
    current_mean_color = mean_colors[index % len(mean_colors)] # Cycle through colors

    # Get daily start/end dates from the 'periods' dictionary
    daily_start, daily_end = periods[period_name]
    daily_start_dt = pd.to_datetime(daily_start)
```

```
    daily_end_dt = pd.to_datetime(daily_end)

    # Determine the corresponding monthly range from amihud_df
    # Make sure to include the whole month if the daily_end_dt falls within it
    # Use pd.offsets.MonthEnd(0) to get the end of the month for the end_date
    relevant_monthly_data = amihud_df[
        (amihud_df['Date'] >= daily_start_dt.normalize()) &
        (amihud_df['Date'] <= daily_end_dt.to_period('M').start_time + pd.offsets.MonthEnd(0)) # Adjust end date for monthly data
    ]

    if not relevant_monthly_data.empty and mean_value is not None:
        plot_start_date = relevant_monthly_data['Date'].min()
        plot_end_date = relevant_monthly_data['Date'].max()

        ax.hlines(mean_value, plot_start_date, plot_end_date,
                  colors=current_mean_color, linestyles='-', linewidth=2,
                  label=f'Media {period_name}: {mean_value:.2e}')

    if period_name == 'Crisi acuta':
        max_value = float(max_value_str.replace('e', 'E')) if pd.notna(max_value_str) and max_value_str != 'NA' else None
        if not relevant_monthly_data.empty and max_value is not None:
            ax.hlines(max_value, plot_start_date, plot_end_date,
                      colors='purple', linestyles=':', linewidth=2,
                      label=f'Max {period_name}: {max_value:.2e}')

# Customize the plot
ax.set_title('Andamento dell\'indice di Amihud Mensile con Statistiche dei Sub-Periodi (Crisi 2020)')
```

```
ax.set_xlabel('Data')

ax.set_ylabel('Indice di Amihud')

ax.legend(loc='best', fontsize='small')

ax.grid(True, linestyle='--', alpha=0.7)


# Format x-axis for better date display

ax.xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%Y-%m'))

ax.xaxis.set_major_locator(mdates.YearLocator()) # Adjust to show yearly ticks

plt.xticks(rotation=45)


plt.tight_layout()

plt.show()


# --- Sezione 6: Salvataggio del DataFrame Aggregato Mensilmente ---

amihud_df.to_csv('amihud_sp500_2020_crisis.csv', index=False)

print("\nDataFrame 'amihud_df' salvato come 'amihud_sp500_2020_crisis.csv')")
```

A.7 Trattazione valori mancanti

Il criterio di esclusione dei valori mancanti per l'indice di Amihud è contenuto nella nota metodologica all'interno del capitolo sull'evidenza empirica.

Le date escluse dal calcolo per assenza di dati nel periodo analizzato in riferimento alla crisi del 2008 sono:

2004-01-01

- 2004-01-19
- 2004-02-16
- 2004-04-09
- 2004-05-31
- 2004-06-11
- 2004-07-05
- 2004-09-06
- 2004-11-25
- 2004-12-24
- 2005-01-17
- 2005-02-21
- 2005-03-25
- 2005-05-30
- 2005-07-04
- 2005-09-05
- 2005-11-24
- 2005-12-26
- 2006-01-02
- 2006-01-16

- 2006-02-20
- 2006-04-14
- 2006-05-29
- 2006-07-04
- 2006-09-04
- 2006-11-23
- 2006-12-25
- 2007-01-01
- 2007-01-02
- 2007-01-15
- 2007-02-19
- 2007-04-06
- 2007-05-28
- 2007-07-04
- 2007-09-03
- 2007-11-22
- 2007-12-25
- 2008-01-01
- 2008-01-21
- 2008-02-18
- 2008-03-21
- 2008-05-26
- 2008-07-04
- 2008-09-01
- 2008-11-27
- 2008-12-25
- 2009-01-01
- 2009-01-19
- 2009-02-16
- 2009-04-10
- 2009-05-25
- 2009-07-03
- 2009-09-07
- 2009-11-26
- 2009-12-25
- 2010-01-01
- 2010-01-18
- 2010-02-15
- 2010-04-02
- 2010-05-31
- 2010-07-05
- 2010-09-06
- 2010-11-25
- 2010-12-24
- 2010-12-31

Lo stesso criterio di esclusione si ritrova per il periodo analizzato in riferimento alla crisi del 2020. All'interno del periodo analizzato per la crisi del 2020 le date non inserite nel calcolo per ragioni particolari, oltre ai week-end, sono:

- 2019-01-01
- 2019-01-21
- 2019-02-18
- 2019-04-19
- 2019-05-27
- 2019-07-04
- 2019-09-02
- 2019-11-28
- 2019-12-25
- 2020-01-01
- 2020-01-20
- 2020-02-17
- 2020-04-10
- 2020-05-25
- 2020-07-03
- 2020-09-07
- 2020-11-26
- 2020-12-25
- 2021-01-01
- 2021-01-18
- 2021-02-15
- 2021-04-02
- 2021-05-31
- 2021-07-05
- 2021-09-06
- 2021-11-25
- 2021-12-24
- 2022-01-17
- 2022-02-21
- 2022-04-15
- 2022-05-30
- 2022-06-20
- 2022-07-04
- 2022-09-05
- 2022-11-24
- 2022-12-26
- 2023-01-02
- 2023-01-16
- 2023-02-20
- 2023-04-07
- 2023-05-29
- 2023-06-19
- 2023-07-04
- 2023-09-04
- 2023-11-23
- 2023-12-25

Queste date mancanti corrispondono principalmente a festività nazionali negli Stati Uniti o ad altre chiusure straordinarie del mercato, per le quali Yahoo Finance non fornisce dati di trading e per le

quali non è stato effettuato il calcolo dell'indice giornaliero.

A.7 Fonti dei dati per Pástor e Stambaugh.

La serie delle innovazioni di liquidità è stata scaricata dal sito di Robert Stambaugh (Wharton), URL: https://finance.wharton.upenn.edu/~stambaug/liq_data_1962_2025.txt

La serie è pubblicata dagli autori e non è stata ricalcolata in questa tesi.

A.8 Serie utilizzate: serie mensile del non-traded liquidity factor, periodi 2000-2012 per la crisi del 2008 e 2018-2025 per la crisi del 2020.

A.9 Intervalli temporali (sub-periodi) e statistiche descrittive:

Crisi 2007-2008:

Pre-crisi (Gen 2004 - Lug 2007):

Media innovazioni: 0.0122
Minimo innovazioni: -0.0987
Massimo innovazioni: 0.1104

Crisi Pre-Lehman (Ago 2007 - Ago 2008):

Media innovazioni: -0.0367
Minimo innovazioni: -0.1969
Massimo innovazioni: 0.1024

Crisi Post-Lehman (Set 2008 - Mar 2009):

Media innovazioni: -0.0697
Minimo innovazioni: -0.2343
Massimo innovazioni: 0.1469

Post-crisi (Apr 2009 - Dic 2010):

Media innovazioni: 0.0174
Minimo innovazioni: -0.0537

Massimo innovazioni: 0.1152

Picco negativo complessivo (Gen 2004 - Dic 2010): -0.2343 nel mese di September 2008

Crisi 2020:

Pre-crisi (Gen 2019 - Gen 2020):

Media innovazioni: 0.0163

Minimo innovazioni: -0.0663

Massimo innovazioni: 0.1536

Crisi Acuta (Feb 2020 - Mar 2020):

Media innovazioni: -0.0702

Minimo innovazioni: -0.1639

Massimo innovazioni: 0.0236

Recupero (Apr 2020 - Dic 2021):

Media innovazioni: 0.0046

Minimo innovazioni: -0.1231

Massimo innovazioni: 0.0744

Post-crisi (Gen 2022 - Dic 2023):

Media innovazioni: -0.0051

Minimo innovazioni: -0.1364

Massimo innovazioni: 0.1750

Picco negativo complessivo (Gen 2019 - Dic 2023): -0.1639 nel mese di March 2020

A.10 Codice Python per elaborazione su dati di Pástor e Stambaugh

Crisi 2008:

```
import requests
```

```
import io
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# --- 1. Importazione del dataset (come da richiesta) ---

data_url = 'https://finance.wharton.upenn.edu/~stambaug/liq_data_1962_2025.txt'

try:
    response = requests.get(data_url)
    response.raise_for_status() # Genera un'eccezione per codici di stato di errore (4xx o 5xx)

    data_io = io.StringIO(response.text)

    widths = [6, 13, 13, 10]
    df_liq = pd.read_fwf(data_io, widths=widths, comment='%', header=None)

    df_liq.columns = ['Month_YYYYMM', 'Agg_Liq', 'Innov_Liq', 'Traded_Liq']

    df_liq['anno'] = df_liq['Month_YYYYMM'].astype(str).str[:4].astype(int)
    df_liq['mese'] = df_liq['Month_YYYYMM'].astype(str).str[4:].astype(int)

    df_liq = df_liq.drop(columns=['Month_YYYYMM'])

    df_liq = df_liq[['anno', 'mese', 'Agg_Liq', 'Innov_Liq', 'Traded_Liq']]
    df_liq.columns = ['anno', 'mese', 'livello', 'innovazioni', 'traded']
```

```
    # Creazione della colonna 'data' e impostazione come indice per serie temporale
    df_liq['data'] = pd.to_datetime(df_liq['anno'].astype(str) + '-' + df_liq['mese'].astype(str) + '-01')
    df_liq_ts = df_liq.set_index('data')

    print("Dataset caricato e processato con successo.")

except requests.exceptions.RequestException as e:
    print(f"Errore durante il recupero dell'URL: {e}")
except Exception as e:
    print(f"Errore durante l'elaborazione del file: {e}")

# --- 2. Definizione dei sottoperiodi e calcolo delle statistiche ---

periodi = {
    'Pre-crisi (Gen 2004 - Lug 2007)': {'start': '2004-01-01', 'end': '2007-07-31'},
    'Crisi Pre-Lehman (Ago 2007 - Ago 2008)': {'start': '2007-08-01', 'end': '2008-08-31'},
    'Crisi Post-Lehman (Set 2008 - Mar 2009)': {'start': '2008-09-01', 'end': '2009-03-31'},
    'Post-crisi (Apr 2009 - Dic 2010)': {'start': '2009-04-01', 'end': '2010-12-31'}
}

stats_innovazioni = {}
for name, dates in periodi.items():
    start_date = pd.to_datetime(dates['start'])
    end_date = pd.to_datetime(dates['end'])

    # Filtra il DataFrame per il periodo corrente
    df_periodo = df_liq_ts[(df_liq_ts.index >= start_date) & (df_liq_ts.index <= end_date)]
```

```
    # Calcola le statistiche descrittive
    mean_innovazioni = df_periodo['innovazioni'].mean()
    min_innovazioni = df_periodo['innovazioni'].min()
    max_innovazioni = df_periodo['innovazioni'].max()

    stats_innovazioni[name] = {
        'media': mean_innovazioni,
        'minimo': min_innovazioni,
        'massimo': max_innovazioni,
        'start': start_date,
        'end': end_date
    }

    print(f"\n{name}:")
    print(f"  Media innovazioni: {mean_innovazioni:.4f}")
    print(f"  Minimo innovazioni: {min_innovazioni:.4f}")
    print(f"  Massimo innovazioni: {max_innovazioni:.4f}")

# Trova il picco negativo generale all'interno di tutti i sottoperiodi definiti
# (dal Gen 2004 al Dic 2010)
overall_min_innovazioni_period = df_liq_ts[
    (df_liq_ts.index >= pd.to_datetime('2004-01-01')) &
    (df_liq_ts.index <= pd.to_datetime('2010-12-31'))
]['innovazioni'].min()
overall_min_innovazioni_date = df_liq_ts[
    (df_liq_ts.index >= pd.to_datetime('2004-01-01')) &
    (df_liq_ts.index <= pd.to_datetime('2010-12-31'))
].idxmin()['innovazioni']
```

```
print(f"\nPicco negativo complessivo (Gen 2004 - Dic 2010): {overall_min_innovazioni_period:.4f} nel mese di {overall_min_innovazioni_date.strftime('%B %Y')}")


# --- 3. Generazione del grafico ---


# Filtra i dati per l'orizzonte temporale del grafico (2000-2012)

df_innovazioni_plot = df_liq_ts[(df_liq_ts.index.year >= 2000) & (df_liq_ts.index.year <= 2012)]


plt.figure(figsize=(18, 9))


# Plot delle innovazioni mensili

sns.lineplot(x=df_innovazioni_plot.index, y='innovazioni', data=df_innovazioni_plot, color='blue', alpha=0.7, label='Innovazioni Mensili (2000-2012)')


# Linea orizzontale a zero

plt.axhline(0, color='gray', linestyle=':', label='Linea Zero')


# Colori per i diversi periodi (per una migliore leggibilità)

colors = ['orange', 'red', 'green', 'purple']

color_idx = 0


# Plot delle medie di ciascun sottoperiodo

for name, stats in stats_innovazioni.items():

    plt.plot([stats['start'], stats['end']],

             [stats['media'], stats['media']],

             color=colors[color_idx], linestyle='-', linewidth=4,

             label=f'Media {name}: {stats['media']:.4f}')
```

```
    color_idx = (color_idx + 1) % len(colors)


# Evidenzia il picco negativo complessivo

plt.plot(overall_min_innovazioni_date, overall_min_innovazioni_period, marker='o', markersize=10, color='black', label=f'Picco Negativo Complessivo: {overall_min_innovazioni_period:.4f}')


plt.title('Innovazioni nel Tempo con Sottoperiodi di Interesse (2000-2012)')

plt.xlabel('Data')

plt.ylabel('Innovazioni')

plt.legend(loc='lower right', fontsize='small')

plt.grid(True)

plt.xticks(rotation=45)

plt.tight_layout()

plt.show()
```

Crisi 2020:

```
import requests

import io

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns


# --- 1. Importazione del dataset (come da richiesta) ---


data_url = 'https://finance.wharton.upenn.edu/~stambaug/liq_data_1962_2025.txt'


try:
```

```
    response = requests.get(data_url)
    response.raise_for_status() # Genera un'eccezione per codici di stato di errore (4xx o 5xx)

    data_io = io.StringIO(response.text)

    widths = [6, 13, 13, 10]
    df_liq = pd.read_fwf(data_io, widths=widths, comment='%', header=None)

    df_liq.columns = ['Month_YYYYMM', 'Agg_Liq', 'Innov_Liq', 'Traded_Liq']

    df_liq['anno'] = df_liq['Month_YYYYMM'].astype(str).str[:4].astype(int)
    df_liq['mese'] = df_liq['Month_YYYYMM'].astype(str).str[4:].astype(int)

    df_liq = df_liq.drop(columns=['Month_YYYYMM'])

    df_liq = df_liq[['anno', 'mese', 'Agg_Liq', 'Innov_Liq', 'Traded_Liq']]
    df_liq.columns = ['anno', 'mese', 'livello', 'innovazioni', 'traded']

    # Creazione della colonna 'data' e impostazione come indice per serie temporale
    df_liq['data'] = pd.to_datetime(df_liq['anno'].astype(str) + '-' + df_liq['mese'].astype(str) + '-01')
    df_liq_ts = df_liq.set_index('data')

    print("Dataset caricato e processato con successo.")

except requests.exceptions.RequestException as e:
    print(f"Errore durante il recupero dell'URL: {e}")
except Exception as e:
    print(f"Errore durante l'elaborazione del file: {e}")
```

```
# --- 2. Definizione dei sottoperiodi per la crisi del 2020 e calcolo delle statistiche ---

periodi_2020 = {
    'Pre-crisi (Gen 2019 - Gen 2020)': {'start': '2019-01-01', 'end': '2020-01-31'},
    'Crisi Acuta (Feb 2020 - Mar 2020)': {'start': '2020-02-01', 'end': '2020-03-31'},
    'Recupero (Apr 2020 - Dic 2021)': {'start': '2020-04-01', 'end': '2021-12-31'},
    'Post-crisi (Gen 2022 - Dic 2023)': {'start': '2022-01-01', 'end': '2023-12-31'}
}

stats_innovazioni_2020 = {}
for name, dates in periodi_2020.items():
    start_date = pd.to_datetime(dates['start'])
    end_date = pd.to_datetime(dates['end'])

    # Filtra il DataFrame per il periodo corrente
    df_periodo = df_liq_ts[(df_liq_ts.index >= start_date) & (df_liq_ts.index <= end_date)]

    # Calcola le statistiche descrittive
    mean_innovazioni = df_periodo['innovazioni'].mean()
    min_innovazioni = df_periodo['innovazioni'].min()
    max_innovazioni = df_periodo['innovazioni'].max()

    stats_innovazioni_2020[name] = {
        'media': mean_innovazioni,
        'minimo': min_innovazioni,
        'massimo': max_innovazioni,
        'start': start_date,
```

```
        'end': end_date
    }

    print(f"\n{name}:")
    print(f"  Media innovazioni: {mean_innovazioni:.4f}")
    print(f"  Minimo innovazioni: {min_innovazioni:.4f}")
    print(f"  Massimo innovazioni: {max_innovazioni:.4f}")

# Trova il picco negativo generale all'interno di tutti i sottoperiodi definiti per la crisi del 2020
# (dal Gen 2019 al Dic 2023)
overall_min_innovazioni_period_2020 = df_liq_ts[
    (df_liq_ts.index >= pd.to_datetime('2019-01-01')) &
    (df_liq_ts.index <= pd.to_datetime('2023-12-31'))
]['innovazioni'].min()
overall_min_innovazioni_date_2020 = df_liq_ts[
    (df_liq_ts.index >= pd.to_datetime('2019-01-01')) &
    (df_liq_ts.index <= pd.to_datetime('2023-12-31'))
].idxmin()['innovazioni']

print(f"\nPicco negativo complessivo (Gen 2019 - Dic 2023): {overall_min_innovazioni_period_2020:.4f} nel mese di {overall_min_innovazioni_date_2020.strftime('%B %Y')}")

# --- 3. Generazione del grafico per la crisi del 2020 ---

# Filtra i dati per l'orizzonte temporale del grafico (2018-2025)
df_innovazioni_plot_2020 = df_liq_ts[(df_liq_ts.index.year >= 2018) & (df_liq_ts.index.year <= 2025)]

plt.figure(figsize=(18, 9))
```

```
# Plot delle innovazioni mensili
sns.lineplot(x=df_innovazioni_plot_2020.index, y='innovazioni', data=df_innovazioni_plot_2020, color='blue', alpha=0.7, label='Innovazioni Mensili (2018-2025)')

# Linea orizzontale a zero
plt.axhline(0, color='gray', linestyle=':', label='Linea Zero')

# Colori per i diversi periodi (per una migliore leggibilità)
colors_2020 = ['orange', 'red', 'green', 'purple']
color_idx_2020 = 0

# Plot delle medie di ciascun sottoperiodo
for name, stats in stats_innovazioni_2020.items():
    plt.plot([stats['start'], stats['end']],
             [stats['media'], stats['media']],
             color=colors_2020[color_idx_2020], linestyle='-', linewidth=4,
             label=f'Media {name}: {stats['media']:.4f}')
    color_idx_2020 = (color_idx_2020 + 1) % len(colors_2020)

# Evidenzia il picco negativo complessivo per la crisi del 2020
plt.plot(overall_min_innovazioni_date_2020, overall_min_innovazioni_period_2020, marker='o', markersize=10, color='black', label=f'Picco Negativo Complessivo: {overall_min_innovazioni_period_2020:.4f}')

plt.title('Innovazioni nel Tempo con Sottoperiodi di Interesse (Crisi 2020)')
plt.xlabel('Data')
plt.ylabel('Innovazioni')
plt.legend(loc='lower right', fontsize='small')
```

```
plt.grid(True)

plt.xticks(rotation=45)

plt.tight_layout()

plt.show()
```

Bibliografia

Acemoglu D., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi A. (2015), *Systemic Risk and Stability in Financial Networks.* The American Economic Review, *105*(2), 564–608. https://www.jstor.org/stable/43495393

Acharya, V. V., & Viswanathan, S. (2011). *Leverage, Moral Hazard, and Liquidity*. The Journal of Finance, *66*(1), 99–138. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1540-6261.2010.01627.x

Adrian, T., Fleming, M., Shachar, O., Vogt, E. (2016). *Market Liquidity after the Financial Crisis*. Federal Reserve Bank of New York Staff Reports, n. 796 https://www.newyorkfed.org/medialibrary/media/research/staff_reports/sr796.pdf?utm_source=miragenews&utm_medium=miragenews&utm_campaign=news

Amihud, Y. (2002). *Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects*. Journal of Financial Markets, *5*(1), 31–56. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1386418101000246

Bank For International Settlements, (2020). *Annual Economic Report 2020: Editorial* https://www.bis.org/publications/aer-2020

Barone, J., Chaboud, A., Copeland, A., Kavoussi, C., Keane, F., Searls, S. (2020). *The Global Dash for Cash: Why Sovereign Bond Market Functioning Varied across Jurisdictions in March 2020*. Federal Reserve Bank of New York, Staff Reports n. 1010. https://www.newyorkfed.org/research/staff_reports/sr1010

Barth, D. e Kahn, R.J. (2021), "*Hedge Funds and the Treasury Cash-Futures Disconnect*", Office of Financial Research Working Paper n. 21-01, U.S. Department of the Treasury. https://www.financialresearch.gov/working-papers/2021/04/01/hedge-funds-and-the-treasury-cash-futures-disconnect/

Board of Governors of the Federal Reserve System (15 marzo 2020*). Implementation Note: Decisions Regarding Monetary Policy Implementation,* Press Release. https://www.federalreserve.gov/newsevents/pressreleases/monetary20200315a1.htm

Board of Governors of the Federal Reserve System, Financial Stability Report, maggio 2020, https://www.federalreserve.gov/publications/files/financial-stability-report-20200515.pdf

Board of Governors of the Federal Reserve System (23 marzo 2020). Press Release: *Federal Reserve announces extensive new measures to support the economy.* https://www.federalreserve.gov/newsevents/pressreleases/monetary20200323b.htm

Bouveret, Antoine & Han, Fei & Jones, David & Kiff, John & Lambert, Frederic & Monroe, Win & Khadarina, Oksana & Valderrama, Laura & Yan, Kai & Brandao Marques, Luis & Gelos, Gaston & González-Hermosillo, Brenda. International Monetary Fund, (2015*). MARKET LIQUIDITY—RESILIENT OR FLEETING?*

Brunnermeier, M. K., & Pedersen, L. H. (2009). *Market Liquidity and Funding Liquidity*. The Review of Financial Studies, *22*(6), 2201–2238. https://academic.oup.com/rfs/article-abstract/22/6/2201/1592184

Campbell, J. Y., Giglio, S., & Pathak, P. (2009). *Forced Sales and house Prices.* NBER Working Paper 14866 (2009), https://doi.org/10.3386/w14866.

Chordia, T., Roll, R., & Subrahmanyam, A. (2000*). Commonality in liquidity*. Journal of Financial Economics, 56(1), 3–28. https://doi.org/10.1016/S0304-405X(99)00057-4

Committee on the Global Financial System. (1999). *Market liquidity: Research findings and selected policy implications* (CGFS Papers No. 11). Bank for International Settlements. https://www.bis.org/publ/cgfs11.htm

Federal Reserve Bank of New York. (2020, 12 marzo) *Statement Regarding Treasury Reserve Management Purchases and Repurchase Operations*. Operating Policy. https://www.newyorkfed.org/markets/opolicy/operating_policy_200312a

Fleming, M. and Ruela, F. "*Treasury Market Liquidity during the COVID-19 Crisis,*" Federal Reserve Bank of New York, *Liberty Street Economics*, April 17, 2020, https://libertystreeteconomics.newyorkfed.org/2020/04/treasury-market-liquidity-during-the-covid-19-crisis.html.

Foucault, T., Kadan, O., Kandel, E., *Limit Order Book as a Market for Liquidity,* The Review of Financial Studies, Volume 18, Issue 4, Winter 2005, Pages 1171–1217. https://doi.org/10.1093/rfs/hhi029

Gai, P., Haldane, A., & Kapadia, S. (2011). *Complexity, concentration and contagion*. Journal of Monetary Economics, *58*(5), 453–470. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393211000481

Glosten, L. R., & Milgrom, P. R. (1985). *Bid, ask and transaction prices in a specialist market with heterogeneously informed traders.* Journal of Financial Economics, *14*(1), 71–100. https://doi.org/10.1016/0304-405X(85)90044-3

Kyle, A. S. (1985). *Continuous Auctions and Insider Trading*. Econometrica, *53*(6), 1315–1335. https://doi.org/10.2307/1913210

Kruttli, M. S., Monin, P.J., Petrasek, L. e Watugala, S.W. (2021*), Hedge Fund Treasury Trading and Funding Fragility: Evidence from COVID-19 Crisis*, Finance and Economics Discussion Series 2021-038, Federal Reserve Board https://www.federalreserve.gov/econres/feds/files/2021038pap.pdf

Lacava, D., Ranaldo, A., & Santucci de Magistris, P. (2023). *Realized illiquidity*. Swiss Finance Institute Research Paper No. 22-90. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4282541

Pástor, Ľ., & Stambaugh, R. F. (2003). *Liquidity Risk and Expected Stock Returns*. Journal of Political Economy, *111*(3), 642–685. https://doi.org/10.1086/374184

Pulvino, T.C. (1998), *Do Asset Fire Sales Exist? An Empirical Investigation of Commercial Aircraft Transactions*. The Journal of Finance, 53: 939-978. https://doi.org/10.1111/0022-1082.00040

Shleifer, A., & Vishny, R. (2011). *Fire Sales in Finance and Macroeconomics*. Journal of Economic Perspectives, *25*(1), 29–48. https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.25.1.29

Sitografia:

https://www.tradingview.com/

https://fred.stlouisfed.org/

https://colab.research.google.com/

https://finance.wharton.upenn.edu/~stambaug/