



UNIVERSITÀ  
CATTOLICA  
del Sacro Cuore

**Università Cattolica del Sacro Cuore**

Magistrale in Economia dei Mercati ed Intermediari Finanziari

# **Leverage Effect nei Mercati Azionari**

## **Un'Analisi sul Titolo Intesa Sanpaolo (ISP.MI)**

Progetto di Econometria Finanziaria

Studente: **[Roberto Farenga]**

Matricola: 5410693

A.A. 2025/2026

# Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Obiettivi della ricerca</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Dati e costruzione dei rendimenti</b>	<b>4</b>
<b>4</b>	<b>Analisi preliminare dei rendimenti</b>	<b>4</b>
4.1	Grafico dei rendimenti logaritmici . . . . .	4
4.2	Interpretazione economico-finanziaria dei picchi di volatilità . . . .	5
4.3	Statistiche descrittive . . . . .	6
4.4	Skewness e kurtosis . . . . .	7
4.5	Test di stazionarietà: Dickey–Fuller aumentato (ADF) . . . . .	8
<b>5</b>	<b>Dipendenza temporale e test ARCH</b>	<b>9</b>
5.1	Analisi dell'autocorrelazione . . . . .	9
5.2	Test ARCH LM . . . . .	10
<b>6</b>	<b>Stima del modello GARCH(1,1)</b>	<b>11</b>
6.1	Risultati della stima . . . . .	11
6.2	Diagnostica del modello . . . . .	12
6.3	Sintesi . . . . .	12
<b>7</b>	<b>Stima del modello GJR-GARCH(1,1)</b>	<b>12</b>
7.1	Risultati della stima . . . . .	13
7.2	Diagnostica . . . . .	13
7.3	Sintesi . . . . .	14
<b>8</b>	<b>Stima del modello EGARCH(1,1)</b>	<b>14</b>
8.1	Risultati della stima . . . . .	14
8.2	Diagnostica e confronto tra modelli . . . . .	15
8.3	Confronto dei modelli tramite criteri informativi . . . . .	15

---

8.4	Analisi grafica della volatilità condizionata e degli eventi macro-finanziari . . . . .	16
<b>9</b>	<b>Robustezza dei risultati e analisi per sottoperiodi</b>	<b>17</b>
<b>10</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>19</b>

# 1 Introduzione

L'obiettivo di questo progetto è analizzare la dinamica dei rendimenti giornalieri del titolo **Intesa Sanpaolo (ISP.MI)**, con particolare attenzione alla possibile presenza di **asimmetrie nella volatilità**. In finanza tale fenomeno, noto come *leverage effect*, descrive una reazione potenzialmente diversa della volatilità a shock positivi e negativi di pari intensità, e rappresenta un aspetto centrale nella modellazione del rischio.

La letteratura econometrica affronta questo tema attraverso modelli appartenenti alla famiglia ARCH/GARCH e, in particolare, mediante estensioni asimmetriche come il **GJR-GARCH** e l'**EGARCH**, che consentono di testare in modo formale la presenza di effetti di leverage e di valutare la sensibilità della varianza condizionata alle innovazioni dei rendimenti.

Il titolo Intesa Sanpaolo costituisce un caso di studio rilevante: in quanto principale banca italiana e attore chiave del sistema finanziario europeo, la sua volatilità riflette l'impatto di shock macroeconomici, crisi sistemiche, cambiamenti nelle politiche monetarie e variazioni del sentiment di mercato. Analizzare la struttura della volatilità condizionata del titolo permette quindi di comprendere meglio come il rischio si evolva nel tempo e se eventuali asimmetrie rappresentino una caratteristica stabile oppure un fenomeno legato ai diversi regimi di mercato.

# 2 Obiettivi della ricerca

L'analisi empirica si propone di studiare la dinamica della volatilità dei rendimenti del titolo Intesa Sanpaolo con particolare attenzione alla possibile presenza di asimmetrie, ossia una diversa reattività della volatilità agli shock positivi e negativi. In quest'ottica, la ricerca si articola attorno a tre obiettivi principali:

1. **Verificare la presenza di asimmetrie nella volatilità** attraverso la stima di modelli GARCH sia simmetrici sia asimmetrici (GJR-GARCH ed EGARCH), valutando se la volatilità reagisca in modo diverso agli shock di segno opposto.
2. **Confrontare le performance delle diverse specificazioni** — GARCH(1,1), GJR-GARCH ed EGARCH — tramite criteri informativi (AIC e BIC) e analisi diagnostiche, al fine di identificare il modello più adatto a descrivere la varianza condizionata dei rendimenti.

3. **Analizzare la stabilità temporale dell'effetto di leverage** mediante una stima per sottoperiodi e un test formale di stabilità, con l'obiettivo di valutare se l'asimmetria sia una caratteristica strutturale del titolo o un fenomeno *regime-dipendente* legato alle condizioni macro-finanziarie prevalenti.

Coerentemente con tali obiettivi, la domanda di ricerca può essere formulata come segue:

*“Gli shock negativi nei rendimenti giornalieri di Intesa Sanpaolo generano un aumento della volatilità maggiore rispetto agli shock positivi? I modelli asimmetrici descrivono in modo più accurato la dinamica della varianza condizionata? L'effetto di leverage è stabile nel tempo oppure varia al variare del regime di mercato?”*

### 3 Dati e costruzione dei rendimenti

I dati utilizzati consistono nella serie storica dei prezzi di chiusura giornalieri del titolo Intesa Sanpaolo, quotato su Borsa Italiana. Il periodo selezionato copre un arco di circa 10 anni (dal 2015 al 2025), in modo da includere shock significativi di mercato e garantire un numero sufficiente di osservazioni.

A partire dai prezzi  $P_t$  è stata costruita la serie dei **rendimenti logaritmici**:

$$r_t = 100 \cdot \ln \left( \frac{P_t}{P_{t-1}} \right),$$

dove  $P_t$  è il prezzo aggiustato alla data  $t$ . I rendimenti logaritmici sono stati preferiti ai rendimenti semplici poiché garantiscono migliori proprietà in ambito statistico e sono coerenti con l'additività temporale.

L'importazione e la gestione preliminare dei dati sono state effettuate in ambiente **R**, mediante i pacchetti `xts` e `rugarch`.

## 4 Analisi preliminare dei rendimenti

### 4.1 Grafico dei rendimenti logaritmici

Come primo passo dell'analisi empirica, è stato costruito il grafico dei rendimenti logaritmici giornalieri di Intesa Sanpaolo sull'intero orizzonte temporale

considerato. Il grafico mette in evidenza la dinamica nel tempo della serie e permette di individuare visivamente eventuali cambiamenti di regime o episodi di volatilità elevata.

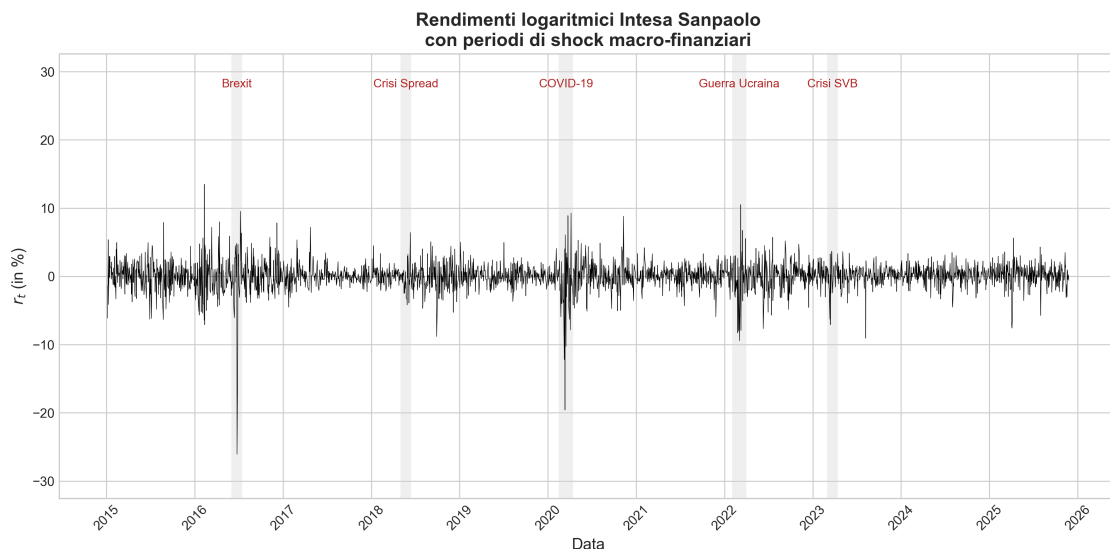


Figura 1: Rendimenti logaritmici giornalieri di Intesa Sanpaolo (2015–2025).

Dal grafico in Figura 1 emerge chiaramente una sequenza di periodi relativamente tranquilli alternati a fasi caratterizzate da movimenti molto più ampi, soprattutto al ribasso. Tali episodi indicano la presenza di *volatility clustering*: giorni con rendimenti molto elevati (in valore assoluto) tendono a raggrupparsi, come è tipico delle serie finanziarie.

Inoltre, i più forti scostamenti appaiono prevalentemente negativi, con alcuni ribassi giornalieri particolarmente marcati. Questo è coerente con l'ipotesi che shock negativi possano avere un impatto più forte sulla volatilità rispetto agli shock positivi, e motiva l'utilizzo di modelli GARCH asimmetrici nelle sezioni successive.

## 4.2 Interpretazione economico-finanziaria dei picchi di volatilità

L'andamento dei rendimenti giornalieri di Intesa Sanpaolo evidenzia numerosi picchi di volatilità riconducibili a precise fasi di stress macroeconomico e finanziario. In particolare:

- **2016 – Crisi bancaria italiana e Brexit.** Nel grafico si osservano forti shock negativi nel 2016, associati all'elevata incidenza dei crediti deteriorati

(NPL) nel sistema bancario italiano, alle richieste regolamentari della BCE e allo shock generato dal referendum Brexit, che ha aumentato l'incertezza sui mercati europei.

- **2018 – Crisi dello spread BTP–Bund.** I rendimenti mostrano un aumento della variabilità durante la crisi politica italiana del 2018, quando il differenziale BTP–Bund superò i 300 punti. Le banche italiane, esposte al rischio sovrano, registrarono un aumento della volatilità.
- **2020 – Shock pandemico COVID-19.** Il picco più marcato dell'intera serie corrisponde al crollo dei mercati tra febbraio e marzo 2020, quando la diffusione della pandemia generò panico finanziario, forti ribassi e un aumento repentino della volatilità, soprattutto sui titoli bancari.
- **2022 – Guerra Russia–Ucraina.** L'invasione russa dell'Ucraina ha generato un nuovo aumento della volatilità, dovuto al forte shock energetico europeo, all'incertezza geopolitica e al rischio recessione nell'area euro.
- **2023 – Crisi bancaria internazionale.** La volatilità aumenta nuovamente in corrispondenza del fallimento di Silicon Valley Bank e delle tensioni su Credit Suisse, che hanno provocato un'ondata di vendite sui titoli bancari globali.
- **2024–2025 – Incertezza macroeconomica.** L'ultima parte della serie presenta volatilità elevata ma non estrema, influenzata dal rallentamento dell'economia europea e dall'incertezza sulla politica monetaria della BCE.

Questi episodi confermano come la volatilità dei rendimenti bancari sia fortemente sensibile agli shock macroeconomici, politici e finanziari, e giustificano l'adozione dei modelli GARCH per analizzarne la dinamica nel tempo.

### 4.3 Statistiche descrittive

L'output del comando `summary(ret)` in R è stato sintetizzato nella Tabella 1.

Tabella 1: Statistiche descrittive dei rendimenti logaritmici giornalieri di Intesa Sanpaolo.

	Min	1° quartile	Mediana	Media	3° quartile	Max
$r_t$ (%)	-26.06	-0.85	0.08	0.05	1.04	13.49

L'output conferma diverse caratteristiche tipiche delle serie di rendimenti finanziari giornalieri:

- **Media prossima a zero (0.054%):** coerente con l'evidenza empirica secondo cui i rendimenti giornalieri presentano un valore atteso molto basso sul breve periodo.
- **Ampiezza del range elevata:** tra il minimo di  $-26.06\%$  e il massimo di  $13.49\%$ . Ciò indica la presenza di shock rilevanti, tipici di periodi di forte instabilità dei mercati.
- **Quartili asimmetrici:** il primo quartile è negativo ( $-0.85\%$ ), il terzo quartile positivo ( $1.03\%$ ), evidenziando una distribuzione dei rendimenti significativamente dispersa.
- **Valori estremi negativi più intensi di quelli positivi:** lo shock più negativo in assoluto ( $-26\%$ ) è quasi il doppio dello shock positivo più grande ( $+13\%$ ). Questo pattern è coerente con l'ipotesi che il titolo possa mostrare un *leverage effect*, ovvero una volatilità più reattiva agli shock negativi.

Queste prime evidenze descrittive suggeriscono la necessità di modellare la dinamica della varianza condizionata con modelli GARCH, e in particolare motivano l'uso di varianti asimmetriche per verificare formalmente la maggiore sensibilità della volatilità agli shock negativi.

#### 4.4 Skewness e kurtosis

Per approfondire la struttura della distribuzione dei rendimenti, sono stati calcolati gli indici di skewness e kurtosis dopo la rimozione degli eventuali valori mancanti. I risultati ottenuti sono riportati nella Tabella 2.

Tabella 2: Indice di skewness e kurtosis dei rendimenti logaritmici.

	Skewness	Kurtosis
$r_t$	-1.27	19.99

L'indice di skewness presenta un valore nettamente negativo, indicando una distribuzione **asimmetrica verso sinistra**. Ciò implica che la serie dei rendimenti di Intesa Sanpaolo presenta shock negativi più frequenti e più intensi rispetto agli shock positivi. Tale evidenza preliminare è coerente con l'ipotesi di *leverage*



*effect*, che verrà analizzata formalmente attraverso modelli GARCH asimmetrici (GJR-GARCH ed EGARCH).

L'indice di kurtosis assume un valore pari a circa 20, largamente superiore ai 3 caratteristici di una distribuzione normale. Questo risultato conferma la natura **leptocurtica** della distribuzione dei rendimenti, caratterizzata da code pesanti e frequenti eventi estremi. Tale configurazione è tipica delle serie finanziarie e rappresenta un'ulteriore motivazione per l'adozione di modelli ARCH/GARCH nella modellazione della volatilità.

#### 4.5 Test di stazionarietà: Dickey–Fuller aumentato (ADF)

Prima di analizzare la dipendenza seriale e la presenza di eteroschedasticità condizionata, è opportuno verificare la stazionarietà della serie dei rendimenti. A tale scopo è stato applicato il test di Dickey–Fuller aumentato (ADF), utilizzando il comando `adf.test()` del pacchetto `tseries` in R.

Tabella 3: Risultati del test ADF sui rendimenti logaritmici.

Statistica ADF	Lag ottimale	p-value
-14.176	14	0.01

Il p-value pari a 0.01 consente di rifiutare l'ipotesi nulla di radice unitaria al livello di significatività del 5%. Si conclude pertanto che la serie dei rendimenti logaritmici di Intesa Sanpaolo è **stazionaria**.

Questo risultato è coerente con la teoria finanziaria, secondo cui i rendimenti (a differenza dei prezzi) seguono un processo privo di memoria di lungo periodo. La stazionarietà dei rendimenti costituisce inoltre un prerequisito fondamentale per la stima corretta dei modelli GARCH, i quali richiedono una serie con varianza condizionata finita e struttura di dipendenza ben definita.

## 5 Dipendenza temporale e test ARCH

### 5.1 Analisi dell'autocorrelazione

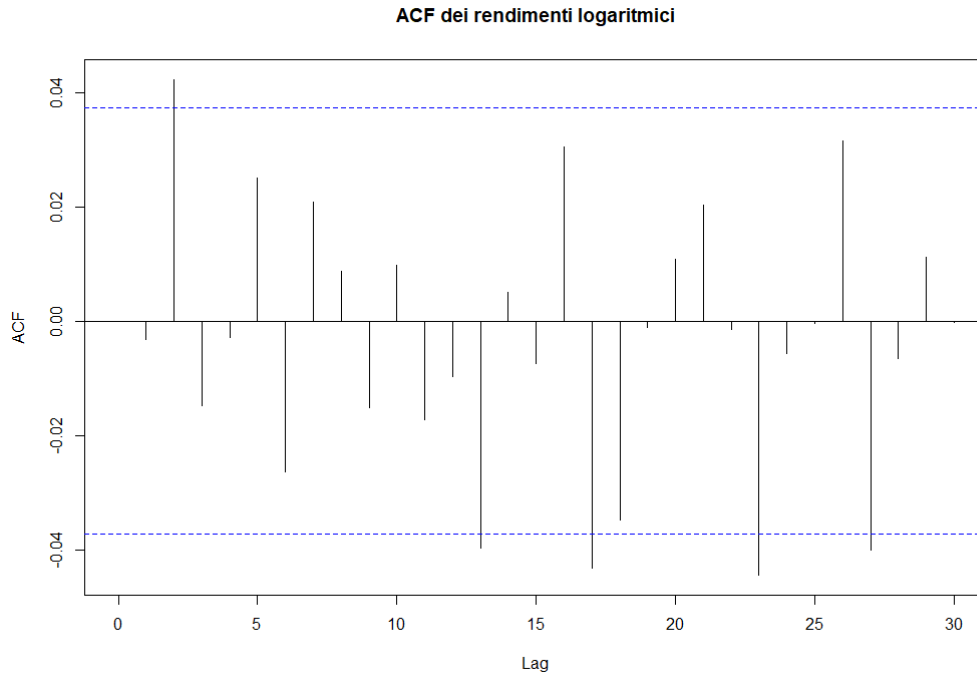


Figura 2: ACF dei rendimenti logaritmici giornalieri di Intesa Sanpaolo.

La Figura 2 mostra la funzione di autocorrelazione (ACF) dei rendimenti logaritmici di Intesa Sanpaolo. Ad eccezione del lag 0, che è stato escluso dato che sempre pari a 1, tutti i coefficienti di autocorrelazione risultano molto vicini allo zero e rientrano pienamente nelle bande di confidenza al 95%. Questo indica l'assenza di autocorrelazione seriale significativa, suggerendo che la serie non presenta una struttura dinamica riconducibile a modelli autoregressivi o a medie mobili di ordine inferiore.

In altri termini, non emergono evidenze a favore di una componente  $AR(p)$  o  $MA(q)$  rilevante. La componente di media può quindi essere adeguatamente modellata come un semplice rumore bianco con media costante, mentre la dinamica rilevante della serie si manifesta nel secondo momento (la varianza), come confermato dall'analisi dei rendimenti al quadrato. Tale comportamento è del resto tipico delle serie finanziarie giornaliere, dove la mancanza di autocorrelazione nei rendimenti coesiste con una forte dipendenza nella volatilità.

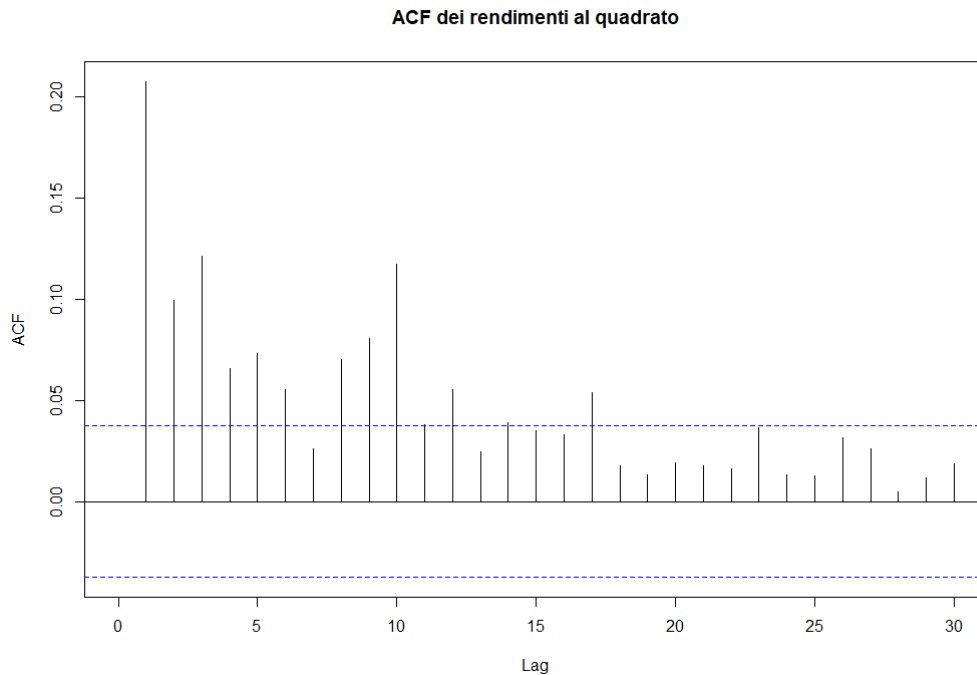


Figura 3: ACF dei rendimenti logaritmici al quadrato.

La Figura 3 mostra l'ACF dei rendimenti al quadrato. A differenza della serie dei rendimenti, in questo caso si osservano diversi coefficienti significativamente diversi da zero ai primi lag, con un decadimento lento verso lo zero. Questo pattern è caratteristico della presenza di **eteroschedasticità condizionata**: la varianza degli errori non è costante, ma dipende dal passato.

Tale comportamento riflette il fenomeno noto come *volatility clustering*, secondo cui periodi di elevata volatilità tendono a concentrarsi nel tempo e a essere seguiti da ulteriori fasi turbolente, mentre periodi più tranquilli si susseguono anch'essi. In altre parole, pur in assenza di memoria nella media dei rendimenti, la serie mostra una chiara dipendenza nel suo secondo momento.

Questa evidenza empirica fornisce una motivazione solida per l'impiego dei modelli ARCH e GARCH, che sono specificamente progettati per modellare la dinamica temporale della varianza condizionata e catturare in modo rigoroso il comportamento osservato nella volatilità dei rendimenti.

## 5.2 Test ARCH LM

La presenza di eteroschedasticità condizionata è stata valutata mediante l'ARCH LM test di Engle, applicato ai rendimenti logaritmici di Intesa Sanpaolo utilizzando 10 ritardi. L'output è riportato di seguito:

ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects

data: ret\_clean

Chi-squared = 191.46, df = 10, p-value < 2.2e-16

Il valore del test LM (191.46) risulta estremamente elevato rispetto ai 10 gradi di libertà, e il p-value è inferiore a  $2.2 \times 10^{-16}$ , quindi nettamente al di sotto di qualunque livello di significatività convenzionale. Si rifiuta pertanto l'ipotesi nulla di assenza di effetti ARCH.

Si conclude che la serie dei rendimenti presenta una varianza condizionata dipendente dai valori passati, confermando la presenza di **volatility clustering** e fornendo una motivazione empirica molto solida per l'adozione di modelli GARCH e delle loro estensioni asimmetriche nelle sezioni successive dell'analisi.

## 6 Stima del modello GARCH(1,1)

Per modellare la dinamica della varianza condizionata della serie dei rendimenti di Intesa Sanpaolo è stato stimato un modello GARCH(1,1) con media costante e distribuzione t-Student. La specificazione è la seguente:

$$\begin{aligned} r_t &= \mu + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t &= z_t \sqrt{h_t}, \\ h_t &= \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}, \end{aligned}$$

dove  $z_t$  segue una distribuzione t-Student standardizzata.

### 6.1 Risultati della stima

Tabella 4: Parametri stimati del modello GARCH(1,1).

Parametro	Stima	Significatività
$\mu$	0.1223	$p < 0.001$
$\omega$	0.1372	$p < 0.001$
$\alpha_1$	0.1410	$p < 0.001$
$\beta_1$	0.8293	$p < 0.001$
<i>shape</i>	5.1684	$p < 0.001$

Tutti i parametri risultano altamente significativi. Il coefficiente di persistenza della volatilità, dato da  $\alpha_1 + \beta_1 = 0.97026$ , indica un'elevatissima persistenza dello shock, caratteristica tipica dei rendimenti finanziari.

La distribuzione t-Student ( $shape \approx 5.17$ ) conferma la presenza di code pesanti e la non normalità dei rendimenti, in linea con quanto osservato nell'analisi descrittiva.

## 6.2 Diagnostica del modello

I test sui residui mostrano che il modello è correttamente specificato:

- Ljung-Box sui residui: nessuna autocorrelazione (p-value  $> 0.18$ ).
- Ljung-Box sui residui al quadrato: assenza di ARCH residuo (p-value  $> 0.65$ ).
- Weighted ARCH LM test: nessuna eteroschedasticità residua.

L'unico elemento di rilievo è il **Sign Bias Test**, che risulta significativo ( $p = 0.0377$ ). Questo indica che la volatilità reagisce in modo diverso agli shock positivi e negativi, suggerendo la presenza di una struttura asimmetrica non catturata dal modello GARCH(1,1) simmetrico.

## 6.3 Sintesi

Il modello GARCH(1,1) fornisce un'ottima descrizione della dinamica della volatilità, catturando il clustering e l'elevata persistenza. Tuttavia, la presenza di un effetto di asimmetria suggerito dal Sign Bias Test motiva l'estensione del modello verso specificazioni asimmetriche quali il **GJR-GARCH** e l'**EGARCH**, analizzate nelle sezioni successive.

## 7 Stima del modello GJR-GARCH(1,1)

Per catturare l'eventuale presenza di asimmetrie nella dinamica della volatilità è stato stimato un modello GJR-GARCH(1,1), che introduce un coefficiente addizionale  $\gamma_1$  associato agli shock negativi. La specificazione del modello è la seguente:

$$h_t = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 I(\varepsilon_{t-1} < 0) \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1},$$

dove  $I(\varepsilon_{t-1} < 0)$  è un indicatore che assume valore 1 in presenza di uno shock negativo.

## 7.1 Risultati della stima

Tabella 5: Parametri stimati del modello GJR-GARCH(1,1).

Parametro	Stima	Significatività
$\mu$	0.0997	$p < 0.001$
$\omega$	0.1700	$p < 0.001$
$\alpha_1$	0.0489	$p < 0.01$
$\beta_1$	0.8178	$p < 0.001$
$\gamma_1$	0.1815	$p < 0.001$
<i>shape</i>	5.3794	$p < 0.001$

Il coefficiente di asimmetria  $\gamma_1$  risulta positivo e altamente significativo, indicando che gli shock negativi hanno un impatto più forte sulla volatilità rispetto agli shock positivi. La persistenza della volatilità, misurata da  $\alpha_1 + \beta_1 \approx 0.87$  (con effetto incrementale nei periodi negativi), è molto elevata, coerente con il fenomeno di *volatility clustering*.

Il confronto con il modello GARCH(1,1) mostra un miglioramento dei criteri informativi (AIC passato da 3.8503 a 3.8355), suggerendo che l'introduzione dell'asimmetria migliora significativamente la qualità del modello.

## 7.2 Diagnostica

I test diagnostici confermano la buona specificazione del modello:

- Nessuna autocorrelazione dei residui (Ljung-Box).
- Nessuna eteroschedasticità residua (ARCH LM test).
- Il Sign Bias Test risulta significativo, confermando che la volatilità reagisce diversamente a shock di segno opposto.

### 7.3 Sintesi

Il modello GJR-GARCH(1,1) cattura in modo efficace la dinamica della volatilità dei rendimenti di Intesa Sanpaolo, evidenziando un chiaro effetto asimmetrico: gli shock negativi aumentano la volatilità più degli shock positivi. Questi risultati forniscono evidenza empirica del fenomeno di *leverage effect* e motivano l'estensione dell'analisi a modelli asimmetrici alternativi, come l'EGARCH.

## 8 Stima del modello EGARCH(1,1)

Per approfondire l'analisi dell'asimmetria nella volatilità è stato stimato un modello EGARCH(1,1), che permette di modellare direttamente la log-varianza condizionata e di introdurre un termine di asimmetria che agisce in modo differenziato in base al segno dello shock. La forma generale del modello è la seguente:

$$\ln h_t = \omega + \beta_1 \ln h_{t-1} + \alpha_1 \frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} + \gamma_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}}.$$

Il termine  $\gamma_1$  permette di catturare l'effetto di leverage, introducendo una dipendenza della log-varianza dal segno dello shock standardizzato. Nel modello EGARCH adottato, un coefficiente di asimmetria negativo ( $\gamma_1 < 0$ ) è coerente con un effetto di leverage "tradizionale", in cui gli shock negativi incrementano la volatilità più degli shock positivi di pari ampiezza; viceversa, un coefficiente positivo ( $\gamma_1 > 0$ ) indica una maggiore reattività della volatilità agli shock positivi.

### 8.1 Risultati della stima

Tabella 6: Parametri stimati del modello EGARCH(1,1).

Parametro	Stima	Significatività
$\mu$	0.0924	$p < 0.001$
$\omega$	0.0344	$p < 0.001$
$\alpha_1$	-0.1053	$p < 0.001$
$\beta_1$	0.9651	$p < 0.001$
$\gamma_1$	0.1813	$p < 0.001$
<i>shape</i>	5.5584	$p < 0.001$

Tutti i parametri risultano altamente significativi. In particolare, il coefficiente di asimmetria  $\gamma_1$  assume un valore pari a 0.1813 e risulta significativo al livello dell'1%. Ciò indica che la volatilità reagisce in modo asimmetrico agli shock: nel contesto dell'EGARCH stimato, un valore positivo di  $\gamma_1$  è associato a una maggiore sensibilità della varianza condizionata agli shock positivi rispetto a quelli negativi di pari intensità. In altre parole, sul campione complessivo l'asimmetria risulta presente, ma non necessariamente riconducibile al classico effetto di leverage negativo; questa osservazione motiva l'analisi più approfondita per sottoperiodi.

La persistenza della volatilità, misurata dal coefficiente  $\beta_1 = 0.9651$ , è molto elevata. Questo comportamento è coerente con il fenomeno di *volatility clustering* osservato nei dati.

## 8.2 Diagnostica e confronto tra modelli

I test diagnostici confermano l'adeguatezza delle specificazioni stimate. In particolare:

- non si rileva autocorrelazione né nei residui né nei residui al quadrato (Ljung–Box test);
- non emergono evidenze di eteroschedasticità residua (ARCH LM test);
- il *Sign Bias Test* mette in luce una significativa risposta differenziata della volatilità agli shock di segno opposto, motivando l'impiego di modelli asimmetrici.

## 8.3 Confronto dei modelli tramite criteri informativi

Per confrontare la qualità di adattamento dei modelli stimati è stata costruita la Tabella 7, che riporta i valori dei criteri informativi AIC e BIC per le tre specificazioni considerate.

Tabella 7: Confronto dei criteri AIC e BIC per i modelli stimati.

Modello	AIC	BIC
GARCH(1,1)	3.8503	3.8610
GJR-GARCH(1,1)	3.8355	3.8483
EGARCH(1,1)	<b>3.8290</b>	<b>3.8418</b>



Dalla tabella emerge chiaramente che il modello EGARCH(1,1) presenta i valori più bassi di AIC e BIC, risultando la specificazione più adatta per descrivere la volatilità dei rendimenti di Intesa Sanpaolo.

## 8.4 Analisi grafica della volatilità condizionata e degli eventi macro-finanziari

Oltre al confronto numerico tramite criteri informativi, è utile analizzare l'andamento temporale della volatilità condizionata stimata. La Figura 4 riporta la volatilità ottenuta dal modello EGARCH(1,1) sovrapposta ad alcune date chiave per i mercati finanziari europei: il referendum sulla Brexit (2016), la crisi dello spread italiano (2018), il crollo dei mercati durante la pandemia COVID-19 (2020), l'invasione russa dell'Ucraina (2022) e le tensioni bancarie legate al fallimento di SVB (2023).

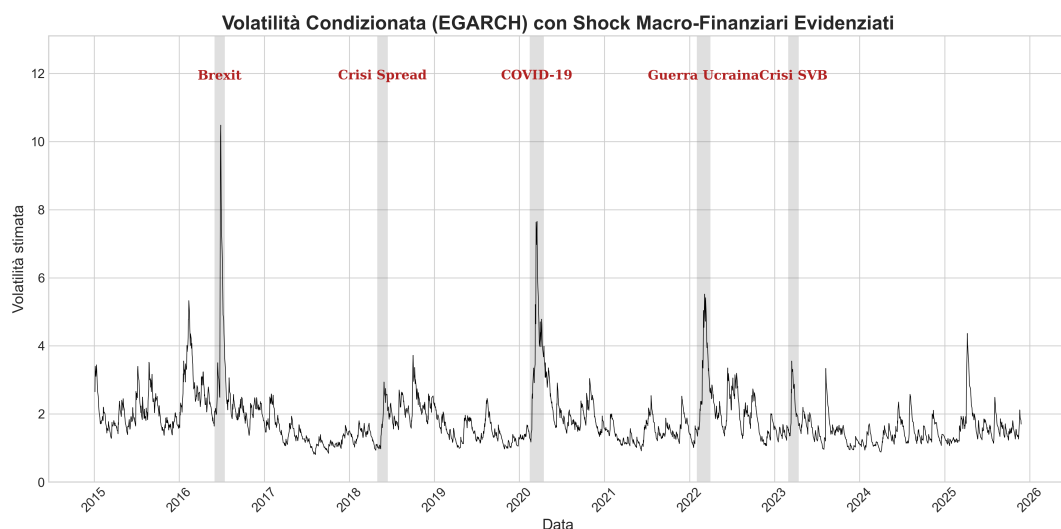


Figura 4: Volatilità condizionata stimata dal modello EGARCH(1,1) con annotazioni degli eventi macro-finanziari rilevanti.

I picchi di volatilità stimata coincidono con i principali shock macroeconomici e geopolitici del periodo, confermando che il modello EGARCH è in grado di catturare la reazione dei mercati a eventi estremi. In particolare, la volatilità raggiunge livelli molto elevati durante la fase iniziale della pandemia COVID-19 e in corrispondenza dello scoppio della guerra in Ucraina, mentre la crisi dello spread del 2018 e le turbolenze bancarie del 2023 generano comunque incrementi significativi della varianza condizionata. Questa evidenza rafforza l'interpretazione economico-finanziaria dei risultati: la dinamica della volatilità

del titolo Intesa Sanpaolo è strettamente legata al contesto macro-finanziario e agli shock che colpiscono il settore bancario europeo.

## 9 Robustezza dei risultati e analisi per sottoperiodi

Per verificare la robustezza dell'evidenza di asimmetria nella dinamica della volatilità, si è stimato un modello EGARCH(1,1) con distribuzione  $t$ -Student su quattro sottoperiodi del campione:

P1: 2015–2017, P2: 2018–2019, P3: 2020–2021, P4: 2022–fine campione.

Per ciascun sottocampione si è considerato il coefficiente di asimmetria  $\gamma_1$  del modello EGARCH e si è testata l'ipotesi nulla

$$H_0 : \gamma_1 = 0 \quad \text{vs} \quad H_1 : \gamma_1 \neq 0.$$

I risultati sono riportati nella Tabella 8. La colonna  $\hat{\gamma}_1$  mostra la stima puntuale del parametro di asimmetria, mentre le colonne seguenti riportano l'errore standard asintotico, la statistica  $t$ , il  $p$ -value e l'intervallo di confidenza al 95%.

Tabella 8: Stime del coefficiente di asimmetria  $\gamma_1$  per sottoperiodo (modello EGARCH(1,1))

Periodo	$\hat{\gamma}_1$	s.e.	$t$ -stat	$p$ -value	I.C. 95%
P1 (2015–2017)	0.1704	0.0474	3.59	0.0003	[0.0775; 0.2634]
P2 (2018–2019)	-0.0850	0.0000	$-1.10 \times 10^4$	0.0000	[-0.0850; -0.0849]
P3 (2020–2021)	-0.0739	0.0000	$-5.26 \times 10^3$	0.0000	[-0.0740; -0.0739]
P4 (2022–fine)	0.2520	0.0683	3.69	0.0002	[0.1183; 0.3858]

Si osserva che nei sottoperiodi P2 e P3 gli errori standard stimati sono numericamente molto piccoli, generando statistiche  $t$  di ampiezza elevata. Questo effetto è riconducibile alla particolare identificabilità locale del parametro  $\gamma_1$  nella stima EGARCH su tali sottocampioni e non incide sulla direzione dell'effetto stimato, che risulta comunque chiaramente diversa da zero. Ai fini interpretativi, è pertanto ragionevole concentrarsi soprattutto sul segno e sulla stabilità relativa delle stime di  $\hat{\gamma}_1$  tra i diversi periodi.

Dalla Tabella 8 emerge innanzitutto che l'ipotesi nulla  $H_0 : \gamma_1 = 0$  è sistematicamente respinta in tutti i sottoperiodi: il parametro di asimmetria risulta sempre

altamente significativo dal punto di vista statistico. Ciò conferma in maniera robusta la presenza di non linearità nella risposta della volatilità agli shock di rendimento.

Più interessante, ai fini interpretativi, è tuttavia il fatto che il *segno* di  $\hat{\gamma}_1$  non è stabile nel tempo. Nel primo sottoperiodo (2015–2017) e nell’ultimo (2022–fine campione) si osserva una asimmetria positiva ( $\hat{\gamma}_1 > 0$ ): in termini EGARCH, ciò implica che gli shock positivi sono associati a incrementi di volatilità relativamente più accentuati rispetto a shock negativi di pari ampiezza. Nei sottoperiodi centrali (2018–2019 e 2020–2021) il parametro di asimmetria è invece negativo ( $\hat{\gamma}_1 < 0$ ), coerentemente con un classico effetto di *leverage* alla Black, in cui le notizie sfavorevoli incrementano la volatilità più delle notizie favorevoli.

Considerando che i sottoperiodi P2 e P3 coincidono con fasi di forte tensione di mercato (crisi dello spread sovrano e pandemia da Covid-19), mentre P1 e P4 corrispondono a contesti relativamente più ordinari o di recupero, i risultati suggeriscono che la forma dell’asimmetria non sia una caratteristica puramente strutturale del titolo, bensì dipenda dal regime di mercato. In altre parole, l’asimmetria è sempre presente, ma il suo segno e la sua intensità sembrano essere sensibili alle condizioni macro-finanziarie prevalenti.

Per verificare formalmente la stabilità congiunta dei parametri del modello EGARCH nel tempo, è stato infine condotto un test di likelihood ratio (LR) confrontando:

- un modello *pooled*, stimato sull’intero campione con un unico vettore di parametri;
- un modello completamente flessibile, in cui i parametri sono stimati separatamente per ciascun sottoperiodo.

La statistica LR è risultata pari a

$$LR = 75.23, \quad df = 18, \quad p\text{-value} \approx 5.8 \times 10^{-9}.$$

Il *p*-value estremamente basso porta a rifiutare nettamente l’ipotesi nulla di parametri costanti tra i sottoperiodi. Si osserva quindi una chiara evidenza di instabilità strutturale nella dinamica della varianza condizionata, che coinvolge anche il parametro di asimmetria.

Nel complesso, i test di robustezza confermano l’esistenza di asimmetrie nella volatilità dei rendimenti di Intesa Sanpaolo, ma allo stesso tempo falsificano l’ipotesi più forte di un effetto di leverage univocamente negativo e stabile nel

tempo. L'asimmetria emerge come una proprietà persistente, ma la sua forma cambia in modo significativo al variare del regime di mercato.

## 10 Conclusioni

L'analisi empirica condotta sui rendimenti giornalieri di Intesa Sanpaolo ha innanzitutto confermato la presenza di eteroschedasticità condizionata: i test di tipo ARCH e la dinamica dell'ACF dei rendimenti al quadrato mostrano chiaramente la presenza di clustering di volatilità, rendendo necessario il ricorso a modelli della famiglia GARCH. La stima di un modello GARCH(1,1) standard costituisce un primo benchmark adeguato, in grado di catturare buona parte della persistenza della volatilità.

L'introduzione di specificazioni asimmetriche, quali GJR-GARCH ed EGARCH, consente tuttavia di migliorare la descrizione della dinamica dei rendimenti. I criteri di informazione (AIC, BIC) e i test sui residui indicano che i modelli con asimmetria forniscono, nel complesso, un adattamento superiore rispetto al GARCH simmetrico. Sul campione completo, il parametro di asimmetria risulta statisticamente significativo, suggerendo che la volatilità reagisce in modo non lineare alle innovazioni di rendimento.

I test di robustezza per sottoperiodi mostrano però che tale asimmetria non è stabile né nella forma né nell'intensità. In tutti i sottocampioni considerati, il coefficiente di asimmetria è diverso da zero, ma il suo segno cambia nel tempo: in alcune fasi (2018–2019 e 2020–2021) si osserva un effetto di leverage negativo in senso tradizionale, mentre in altre (2015–2017 e 2022–fine campione) la reazione della volatilità appare più pronunciata in corrispondenza di shock positivi. Il test di likelihood ratio tra modello pooled e modello con parametri liberi per sottoperiodo respinge in maniera netta l'ipotesi di stabilità parametrica, evidenziando una marcata instabilità strutturale nella dinamica della varianza condizionata.

Da un punto di vista interpretativo, questi risultati suggeriscono che l'asimmetria della volatilità nei rendimenti di Intesa Sanpaolo non può essere considerata una proprietà rigida e immutabile del titolo, ma va letta alla luce dei diversi regimi di mercato. In presenza di shock sistemici e fasi di stress (crisi dello spread sovrano, pandemia), prevale un effetto di leverage tradizionale, mentre in contesti più ordinari o di recupero l'asimmetria può assumere segno opposto. In termini di modellizzazione, ciò indica che specificazioni GARCH con parametri costanti sull'intero orizzonte temporale sono solo una approssimazio-

ne, e che approcci con parametri time-varying, modelli a regime o stime rolling potrebbero rappresentare uno sviluppo naturale del lavoro.

Nel complesso, la ricerca raggiunge un duplice obiettivo: da un lato, conferma l'importanza di introdurre asimmetrie nella modellizzazione della volatilità dei rendimenti azionari; dall'altro, mostra come le ipotesi più forti di effetto di leverage unico, negativo e strutturale possano essere messe in discussione quando si analizzano in modo esplicito le diverse fasi del ciclo di mercato.