



Dipartimento di Economia e Finanza

Banche ed Intermediari Finanziari

**Il conflitto Russia-Ucraina e il rischio di credito
delle imprese italiane: un'analisi empirica**

Relatore:

Prof. Domenico Curcio

Correlatore:

Prof. Giancarlo Mazzoni

Candidato:

Luca Onofri

Matricola: 781741

Anno Accademico 2024/2025

A mio Nonno...

Sommario

INTRODUZIONE	4
1 CONTESTO GEOPOLITICO E IMPATTO ECONOMICO FINANZIARIO	7
1.1 L'ORIGINE DEL CONFLITTO RUSSIA-UCRAINA	7
1.2 RIPERCUSSIONI MACROECONOMICHE E FINANZIARIE GLOBALI	9
1.3 IMPLICAZIONI PER LE IMPRESE ITALIANE	14
1.4 EVIDENZE DALLA LETTERATURA ESISTENTE.....	16
2 PROBABILITÀ DI DEFAULT: TECNICHE DI STIMA BASATE SUI DATI DEL MERCATO DEI CAPITALI	19
2.1 MODELLI IN FORMA RIDOTTA.....	19
2.2 MODELLI STRUTTURALI	21
2.2.1 <i>Modello di Merton</i>	21
2.2.2 <i>Evoluzione KMV</i>	26
3 APPLICAZIONE DEL MODELLO KMV E STIMA DELLE EDF DELLE SOCIETÀ ITALIANE QUOTATE	30
3.1 DEFINIZIONE DEL CAMPIONE.....	30
3.2 COSTRUZIONE DEL DATASET DELLE VARIABILI INPUT PER L'APPLICAZIONE DEL MODELLO KMV.....	30
3.3 CONTROLLI DI QUALITÀ E TRATTAMENTO DATI ANOMALI.....	33
3.4 IMPLEMENTAZIONE DEL MODELLO KMV E STIMA DELLA PROBABILITÀ DI DEFAULT	35
3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI	39
3.5.1 <i>Analisi della variazione percentuale media delle EDF nei diversi orizzonti temporali post-guerra</i>	39
3.5.2 <i>Evoluzione della volatilità dell'EDF: analisi con diverse metodologie di calcolo</i>	50
3.5.3 <i>Analisi della significatività statistica delle variazioni delle EDF</i>	65
3.6 DETERMINAZIONE DEI FATTORI PIÙ RILEVANTI NELLA VARIAZIONE DELL'EDF: EVIDENZA DAI MODELLI DI REGRESSIONE	77
3.6.1 <i>Definizione delle variabili</i>	77

3.6.2 <i>Specificazione del modello</i>	80
3.6.3 <i>Risultati e interpretazione</i>	82
APPENDICE A.3.1 EDF DEL SETTORE BANCARIO CON DIVERSE ASSUNZIONI	86
APPENDICE A.3.2 CONFRONTO TRA EDF MEDIE PRE E POST-CONFLITTO NEI DIVERSI ORIZZONTI TEMPORALI	90
CONCLUSIONI	100
BIBLIOGRAFIA	103
SITOGRAFIA	107

Introduzione

L'invasione russa dell'Ucraina ha rappresentato uno shock geopolitico ed economico di portata sistemica, con effetti diretti sui prezzi energetici e delle materie prime, sull'inflazione, sulle decisioni di politica monetaria e sulle condizioni finanziarie nei principali mercati. Questo scenario ha inciso anche sulla rischiosità delle imprese, attraverso canali reali – come l'aumento dei costi dell'energia e le interruzioni nelle catene di approvvigionamento – e finanziari, quali la maggiore volatilità, l'aumento del costo del capitale e il peggioramento delle condizioni di credito. Comprendere come questi shock si siano trasmessi sul rischio di credito aziendale non è solo un tema di interesse accademico, ma anche un'esigenza concreta per analisti, investitori e policy maker, chiamati a valutare le implicazioni per la stabilità finanziaria e la resilienza del tessuto produttivo.

La letteratura che indaga l'impatto di shock geopolitici sulle aziende e sui mercati finanziari si è sviluppata rapidamente negli anni. Numerosi studi hanno analizzato gli effetti in termini di volatilità, rischio sistemico, condizioni di finanziamento e variazioni dei rendimenti. Tuttavia, le ricerche che stimano in modo diretto la probabilità di default (PD) a livello d'impresa sono limitate e, molto spesso, circoscritte ai paesi direttamente coinvolti. In altri casi si utilizzano misure di esposizione al rischio geopolitico senza però collegarle alle PD. Per l'evento bellico del febbraio 2022, le analisi che stimano probabilità di insolvenza su campioni rappresentativi di imprese risultano scarse o assenti, soprattutto con riferimento al contesto italiano. È in questo vuoto informativo – che limita la possibilità di valutare come il conflitto si sia riflesso sul rischio di credito delle società italiane – che si inserisce il presente lavoro. L'obiettivo è quello di stimare l'evoluzione della probabilità di default delle imprese italiane quotate, utilizzando un campione di aziende del FTSE MIB. Ciò permette di valutare le variazioni delle PD distinguendo per settore, singola società e arco temporale post-guerra.

Il calcolo delle PD viene effettuato mediante il modello strutturale KMV, che consente di ricavare le Expected Default Frequency (EDF) dalle distance to default (DD) tramite una mappatura empirica basata sulle frequenze storiche di insolvenza. Questo approccio permette di superare alcune limitazioni delle misure alternative. Ad esempio, a differenza delle PD implicite nei credit default swap, le stime KMV possono essere applicate a un insieme di imprese molto più ampio; ancora, rispetto a metriche contabili statiche, come

lo Z-score di Altman, poco reattive a shock improvvisi o a rapidi cambiamenti delle condizioni di mercato, garantiscono coerenza con le frequenze effettive di default osservate e valori forward-looking.

La rilevanza di questo lavoro è duplice. Da un lato, offre un contributo empirico sul caso italiano, ampliando la letteratura europea (Bougias et. al 2022) ma con un focus specifico sulle imprese quotate domestiche. Dall'altro, consente di trarre implicazioni operative per la gestione del rischio di credito, identificando i settori e le imprese più vulnerabili e i canali di trasmissione più rilevanti. In particolare, dalle analisi emerge che la probabilità di default aumenta soprattutto quando crescono tre fattori: la volatilità di mercato (misurata dal VSTOXX), i prezzi dell'energia (gas e petrolio) e l'esposizione diretta al conflitto. Di conseguenza, analisti e investitori devono prestare particolare attenzione a questi indicatori, poiché rappresentano i driver attraverso cui lo shock si trasmette sulla rischiosità aziendale. Inoltre, se il conflitto dovesse intensificarsi provocando un nuovo calo della Borsa Italiana o un ulteriore aumento dei prezzi energetici, le imprese avrebbe chiaro quali sono i fattori più pericolosi per il loro rischio di credito. La conoscenza di tali meccanismi consente di prepararsi meglio, ad esempio riducendo la dipendenza energetica o diversificando la propria esposizione geografica e commerciale, in modo da limitare l'impatto di eventuali nuovi shock.

La tesi è strutturata come segue. Il **Capitolo 1** presenta il contesto macroeconomico e finanziario che ha seguito il conflitto. Dopo una breve ricostruzione dei principali eventi storici che hanno portato all'invasione, si procede con l'esame delle sue ripercussioni a livello globale, in particolare sulle implicazioni per le imprese italiane. Infine, segue una rassegna della letteratura recente sulla rischiosità d'impresa e sulle probabilità di default. Nel **Capitolo 2** viene descritta la metodologia sottostante all'analisi empirica: viene offerta una panoramica dei principali modelli di valutazione del rischio di credito basati sui mercati dei capitali, distinguendo tra quelli in forma ridotta e quelli strutturali, con particolare attenzione all'approccio KMV, alla costruzione della distance to default e alla mappatura empirica verso le EDF.

Il **Capitolo 3** illustra l'applicazione del modello KMV a un campione di società italiane quotate. Dopo aver costruito il dataset, definito le variabili input utilizzate e le ipotesi sottostanti, ed eseguito dei controlli di qualità sul campione, vengono presentati i risultati empirici delle imprese italiane selezionate. Successivamente, vengono confrontate le

variazioni delle EDF medie tra il pre e post-guerra e delle relative volatilità, focalizzandosi sulle differenze settoriali e aziendali. Dopodiché, si procede col valutare la significatività statistica delle stesse. Infine, attraverso un'analisi di regressione, sono state individuate alcune variabili in grado di incidere sulla variazione delle EDF.

1 Contesto geopolitico e impatto economico finanziario

1.1 L'origine del conflitto Russia-Ucraina

In questo paragrafo verrà fornita una sintesi storica dei principali eventi accaduti tra il periodo post-sovietico e l'invasione ucraina del febbraio 2022. In questo modo è possibile individuare le dinamiche interne e istituzionali che hanno portato al conflitto.

Le tensioni tra i due paesi risalgono agli inizi degli anni '90 quando l'Ucraina ottenne la sua indipendenza (24 agosto 1991). Al termine della guerra fredda, con la firma degli accordi *Strategic Arms Reduction Treaty (START) I e II* tra Stati Uniti e Russia (1991-1993) e il protocollo di Lisbona del 1992, gli arsenali nucleari russi presenti nei territori dell'Ucraina, Kazakistan e Bielorussia vennero riportati in patria. In particolare, quello ucraino era uno dei siti più importanti al mondo.

Nel 1994 la Federazione Russa firmò l'accordo di cooperazione con UE (ratificato nel 1997) con il quale accettò il processo di adesione alla NATO e all'UE dei paesi appartenenti al patto di Varsavia. Ucraina, Bielorussia, Moldavia e le repubbliche caucasiche furono escluse in quanto la Russia voleva mantenere tali paesi all'interno del proprio perimetro di sicurezza, mantenendo allo stesso tempo rapporti cooperativi con l'Occidente¹.

Tra il 2004 e il 2010, il primo ministro ucraino, Yulia Tymoshenko, attuò, invano, una serie di riforme orientate all'integrazione europea, ostacolate da Mosca.

Negli anni successivi la collaborazione tra Stati Uniti, Russia e Nato continua – firma del nuovo accordo NEW START (2010) e rafforzamento dei rapporti militari Russia-NATO. Nel 2008, durante il vertice di Bucarest, venne negato l'ingresso dell'Ucraina e della Georgia nella NATO.

Parallelamente in Russia prese corpo una narrazione identitaria di tutela delle comunità linguistiche russe e dei valori tradizionali, sostenuta da Putin con l'appoggio della Chiesa ortodossa, che legittimò l'azione esterna di protezione dei confini e di tutela della sicurezza².

Storicamente, l'Ucraina vive un contrasto interno tra orientamenti filorussi, favorevoli a legami stretti con Mosca, e filooccidentali, propensi ad un avvicinamento a UE e NATO.

¹ Villani, A. (2023). Alle origini del conflitto russo-ucraino: la politica estera della Federazione Russa (1991-2014). *Ordine internazionale e diritti umani*, 2023(4), 906-916.

² Riccioli, A. (2024). La guerra russo-ucraina come guerra identitaria. *DPCE ONLINE*, 63(SP.1), 711-726.

Quando Viktor Janukovič venne eletto come presidente della Repubblica (febbraio 2010), le forze filorusse acquisirono il predominio e, dopo la sospensione della firma del trattato di associazione politica ed economica con l'UE (2013), si innescarono i gravi disordini interni dell'*Euromaidan*, culminati con la caduta di Janukovič e con l'insediamento di un governo ad interim orientato all'Occidente. La reazione russa fu immediata: sostegno pubblico ai movimenti filorussi nell'Est ucraino, costituzione delle repubbliche popolari di Doneck e Lugansk, e annessione della Crimea. Dopo la firma del trattato che sanciva l'ingresso della Crimea – snodo strategico per l'accesso al Mar Nero e al Mediterraneo – nella Federazione (16 marzo 2014), il rafforzamento delle forze militari russe nella regione del Mar Nero rappresentò il primo atto concreto dell'attuale conflitto. Per Kiev e la grande maggioranza degli Stati si trattò, infatti, di un'aggressione e occupazione illegittima³.

Dopo la presa della Crimea, la crisi si spostò nel Donbass (Doneck e Lugansk). Nonostante la Russia negò ufficialmente di essere parte del conflitto, fornì un sostegno concreto ai separatisti. Nel frattempo, l'esercito ucraino, sostenuto dall'Occidente, avviò operazioni militari per non perdere il controllo delle province. Il conflitto che ne seguì causò migliaia di vittime e una grave crisi umanitaria.

Malgrado i tentativi diplomatici avviati con il primo accordo di Minsk e proseguiti con il successivo Minsk 2, le ostilità non cessarono. I rapporti tra Stati Uniti e Russia si deteriorarono: la cooperazione precedente si interruppe e NATO e Occidente iniziarono a supportare le aspirazioni ucraine di integrazione⁴.

Dal 2015 in poi la guerra nel Donbass si congelò in un conflitto a bassa intensità ma incessante. Secondo l'OHCHR, il bilancio complessivo è di 14.200-14.400 deceduti e 37.000-39.000 feriti fra civili e combattenti, tra il 2014 e il 2021⁵.

Alla vigilia del 2022 il contenzioso rimaneva aperto: mentre l'Ucraina continuava a rivendicare la sovranità nei territori del Donbass e a chiedere il ritiro delle forze filorusse, la Russia manteneva la sua influenza nelle regioni separatiste, teneva alta la pressione

³ United Nations. (2014). *Territorial integrity of Ukraine* (Resolution A/RES/68/262). United Nations General Assembly.

⁴ Organization for Security and Co-operation in Europe (OSCE). (2014). *Protocol on the results of consultations of the Trilateral Contact Group, signed in Minsk, 5 September 2014*. Vienna: OSCE.

⁵ Office of the High Commissioner for Human Rights (OHCHR) & United Nations Human Rights Monitoring Mission in Ukraine (HRMMU). (2022). *Conflict-related civilian casualties in Ukraine*. Geneva: United Nations.

militare e accusava l'Ucraina di opprimere le comunità russofone. Tra la primavera e l'autunno del 2021 il conflitto iniziò a riespandersi: decine di migliaia di soldati russi furono schierati a ridosso dei confini ucraini.

Contestualmente la crisi entrò in una fase più acuta. Mosca presentò un pacchetto di richieste di sicurezza, esigendo, tra l'altro, il divieto permanente all'adesione dell'Ucraina alla NATO e la rinuncia di ogni attività militare dell'Alleanza Atlantica nell'Europa orientale e nel territorio ucraino, richieste che furono respinte.

Nonostante i diversi contatti sul piano diplomatico – tra cui colloqui bilaterali USA-Russia, consiglio NATO-Russia e discussioni in sede OSCE – non si riuscì a trovare un compromesso.

Il 21 febbraio 2022, Putin riconobbe l'indipendenza delle entità separatiste del Donbass, e inviò le truppe russe in tali territori, sancendo la rottura finale degli Accordi di Minsk. Dopo che anche gli ultimi tentativi diplomatici d'emergenza fallirono, alle prime ore dell'alba del 24 febbraio 2022, l'esercito russo effettuò un'invasione su più fronti che diede inizio alla guerra⁶.

Il conflitto armato tra Russia e Ucraina si è trasformato da uno scontro locale nel Donbass a una guerra su larga scala a causa dell'incrocio tra le ambizioni ucraine di autonomia e la volontà russa di ripristinare la propria influenza.

1.2 Ripercussioni macroeconomiche e finanziarie globali

L'invasione russa dell'Ucraina ha innescato un nuovo shock economico globale che ha interrotto la fase di ripresa post-pandemia. Nel primo anno successivo al conflitto, si stima che la crescita del PIL mondiale si riduce di oltre un punto percentuale e l'inflazione globale cresce di circa il 2,5% rispetto all'ipotetico scenario “senza guerra” (baseline). L'impatto è più pesante in Europa, specie nelle economie maggiormente esposte, e più attenuato nelle zone con legami reali e finanziari meno intensi⁷.

⁶ Walker, N. (2023). *Conflict in Ukraine: A timeline (2014 – eve of 2022 invasion)*. House of Commons Library, Research Briefing CBP-9476, 22 August 2023.

⁷ OECD. (2022). *OECD Economic Outlook, Interim Report March 2022: Economic and Social Impacts and Policy Implications of the War in Ukraine*. Paris: OECD Publishing.

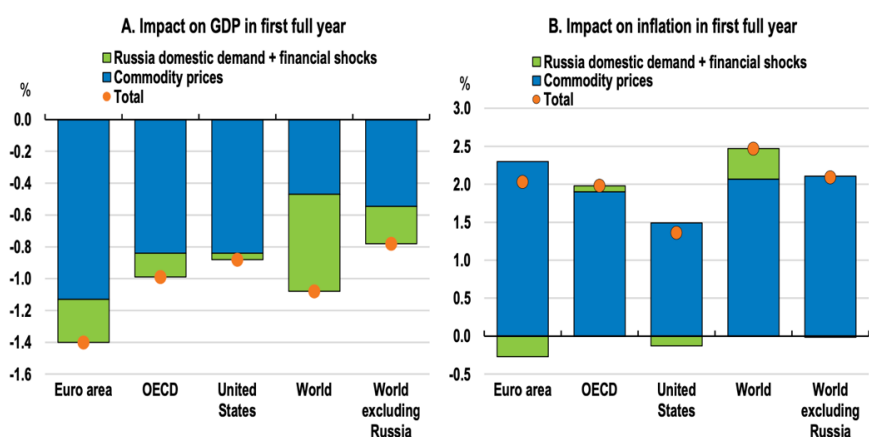


Figura 1.2.1: Impatto globale su crescita e inflazione (differenza dal baseline, primo anno post-conflitto)

Fonte: OECD (2022)

Nello specifico, le perdite più rilevanti sono quelle di Russia e Ucraina, i cui PIL reali hanno subito un calo rispettivamente del 14 e del 53 per cento. La contrazione del PIL reale è risultata modesta per l'UE nel suo complesso (-0,8%), con impatti maggiori nei Paesi dell'est più dipendenti dalle importazioni di gas russo, e limitata per il Giappone (-0,2%). Kazakistan e i paesi della Comunità degli Stati Indipendenti hanno invece registrato un aumento dello 0,3%. Per tutti gli altri paesi non si sono verificate variazioni significative nel PIL reale⁸.

Il forte aumento dei prezzi energetici e delle materie prime e gli shock di offerta provocati dalla guerra, hanno spinto l'inflazione su livelli record: nel marzo del 2022, ad esempio, nell'eurozona si attestava intorno al 7,5%, contro il 5,8% del mese precedente⁹.

Contestualmente, il rischio geopolitico ha segnato uno dei picchi più significativi dagli anni Settanta: la **Figura 1.2.2** mostra il *Caldara-Iacoviello Geopolitical Risk Index (GPR)*, indice che misura l'intensità delle minacce e gli effetti degli eventi geopolitici globali¹⁰.

⁸ Auer, C., Bosello, F., Bressan, G., Delpiazzi, E., Monasterolo, I., Otto, C., Parrado, R., & Reyer, C. P. O. (2025). Cascading socio-economic and financial impacts of the Russia-Ukraine war differ across sectors and regions. *Communications Earth & Environment*, 6, 194.

⁹ Eurostat. (2022). *Euro area annual inflation up to 7,5%. Flash estimate – March 2022*. Newsrelease 37/2022.

¹⁰ Caldara, D., Conlisk, S., Iacoviello, M., & Penn, M. (2022). The effect of the war in Ukraine on global activity and inflation. *FEDS Notes*. Washington, DC: Board of Governors of the Federal Reserve System, 27 May 2022.

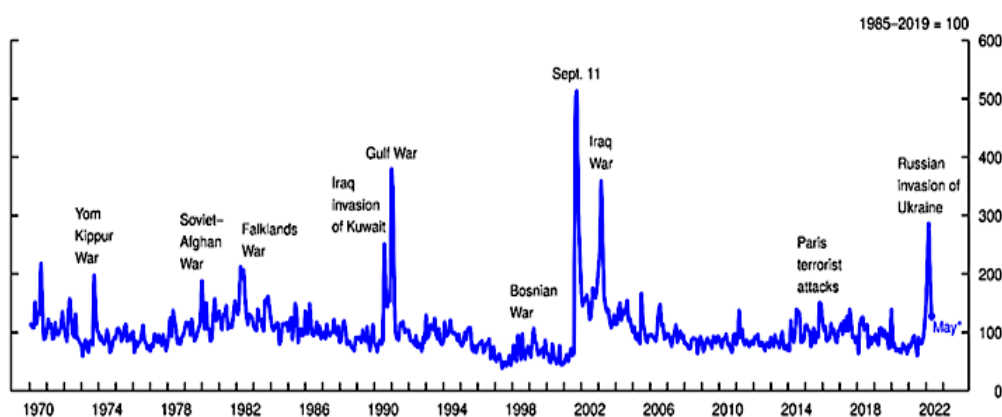


Figura 1.2.2: Andamento del GPR 1970-2022

Fonte: Caldara D., Conlisk S., Iacoviello M. & Penn M. (2022)

I grandi rincari delle materie prime hanno colpito in particolar modo le economie più vulnerabili e i paesi dell'Europa orientale, Caucaso, Medio Oriente e Africa del nord, essendo tra i maggiori importatori di energia e grano russo e ucraino. Le variazioni dei prezzi di alcune materie prime agricole ed energetiche a un anno dallo scoppio della guerra sono rappresentate in **Figura 1.2.3**.

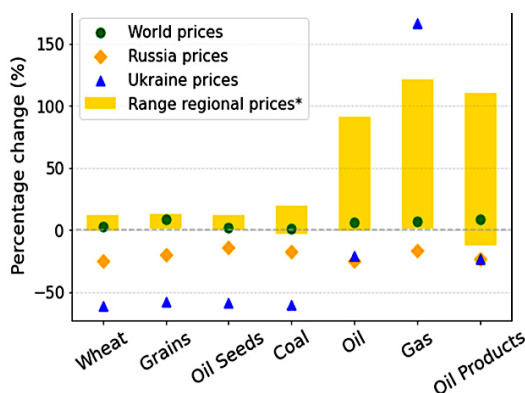


Figura 1.2.3: Variazione dei prezzi delle commodity selezionate a un anno dallo shock

Fonte: Communications Earth & Environment (2025)

Sul fronte della politica monetaria, nel 2022 le banche centrali hanno accelerato la stretta. Nonostante nel primo semestre del 2023 molte autorità monetarie hanno interrotto ulteriori rialzi nominali, si è verificato un nuovo inasprimento della stessa. Questo perché, a fronte del calo delle aspettative di inflazione, i tassi reali sono saliti oltre le stime del tasso naturale. La trasmissione ha causato effetti diretti nei tassi bancari (prestiti, depositi e mutui) e nella crescita del credito e degli investimenti (**Figura 1.2.4**, sezione 2 e 3).

L'andamento dei tassi di interesse reali delle principali economie è sintetizzato nella **Figura 1.2.4**, sezione 1¹¹.

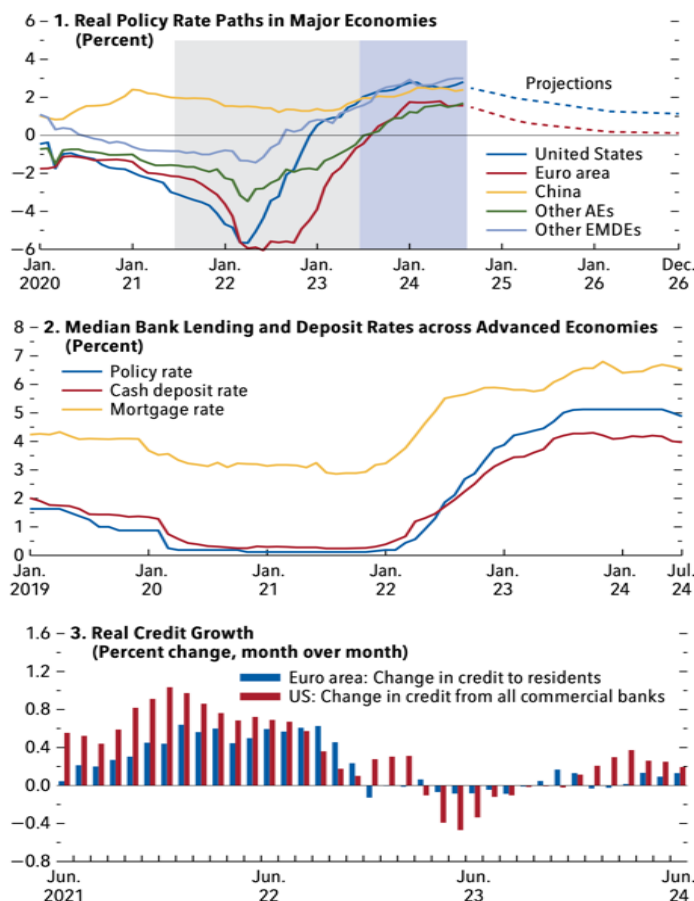


Figura 1.2.4: Trasmissione della politica monetaria – tassi reali, tassi bancari e crescita del credito
Fonte: International Monetary Fund (October 2024)

Nei mercati finanziari, la reazione immediata è stata una riduzione della propensione al rischio, con vendite massicce di asset rischiosi e forte rialzo della volatilità, con oscillazioni particolarmente marcate e persistenti sui tassi. La dinamica successiva è stata altalenante: a fasi di parziale recupero sono seguiti ulteriori picchi tra agosto e settembre 2022¹².

¹¹ International Monetary Fund (IMF). (2024). *World Economic Outlook, October 2024: Policy Pivot, Rising Threats*. Washington, DC: International Monetary Fund.

¹² International Monetary Fund (IMF). (2022). *Global Financial Stability Report, October 2022: Navigating the High-Inflation Environment*. Washington, DC: International Monetary Fund.

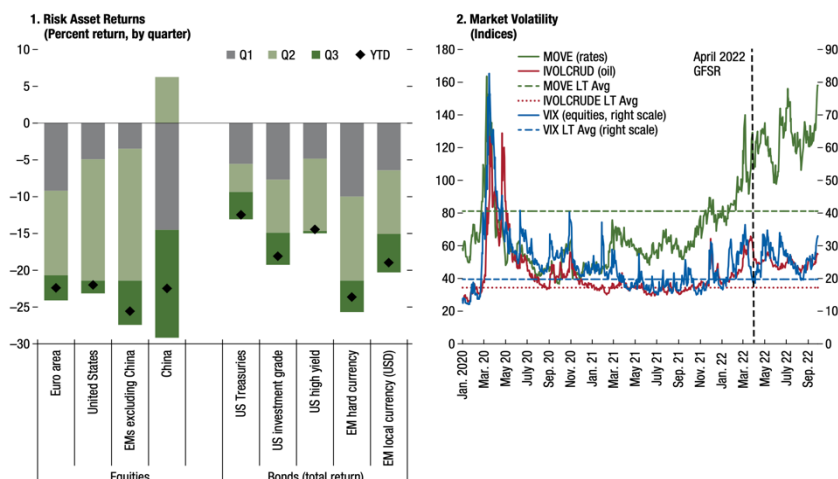


Figura 1.2.5: Performance degli asset rischiosi e volatilità di mercato

Fonte: International Monetary Fund (October 2022)

Il rendimento delle attività rischiose è stato molto basso (**Figura 1.2.5**) e gli spread creditizi si sono ampiamente allargati, soprattutto nel segmento high yield, riflettendo le aspettative del mercato circa un potenziale aumento delle insolvenze (**Figura 1.2.6**)¹³.

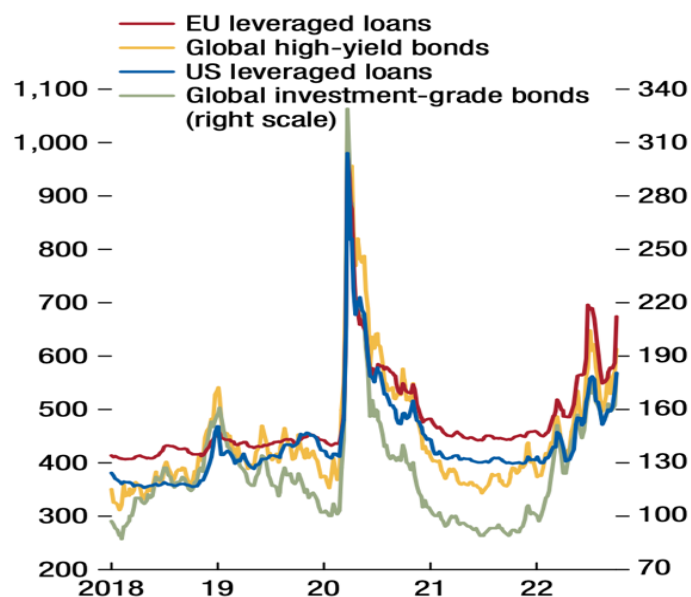


Figura 1.2.6: Spread corporate e leverage loans

Fonte: International Monetary Fund (October 2022)

¹³ International Monetary Fund (IMF). (2022). *Global Financial Stability Report, April 2022: Shockwaves from the War in Ukraine Test the Financial System's Resilience*. Washington, DC: International Monetary Fund.

Complessivamente, rispetto alle altre crisi più recenti, lo shock finanziario legato alla guerra si è rilevato meno intenso. Nel biennio successivo all'invasione, la crisi energetica si è parzialmente attenuata e l'inflazione globale è scesa, anche grazie alla riduzione dei prezzi di gas e petrolio.

1.3 Implicazioni per le imprese italiane

Il principale canale di trasmissione degli effetti del conflitto per le imprese italiane è stato lo shock dei prezzi dell'energia e delle materie prime. In parallelo, l'aumento dei premi per il rischio e dei tassi di interesse a lungo termine in tutta l'area euro e in Italia hanno avuto un impatto diretto sui costi degli input e sulle condizioni finanziarie delle imprese, contribuendo a ridurre i loro margini. Le imprese con minor potere di trasferire i rincari nei prezzi finali e quelle dei settori energivori sono risultate le più colpite¹⁴.

Sul fronte dei mercati, nel 2022 i listini italiani hanno registrato un forte calo: FTSE MIB e FTSE All-Share hanno chiuso rispettivamente al -13,31% e -14,1% rispetto all'anno precedente (**Figura 1.3.1**), con effetti sulla capitalizzazione di mercato di molte imprese¹⁵.



¹⁴ Banca d'Italia. (2022). *Rapporto sulla stabilità finanziaria*, n. 2/2022, novembre 2022. Roma: Banca d'Italia.

¹⁵ CONSOB. (2023). *Bollettino Statistico*, n. 22, giugno 2023. Roma: Commissione Nazionale per le Società e la Borsa.

FTSE ITALIA ALL-SHARE

**Figura 1.3.1: Andamento FTSE MIB e FTSE Italia All-Share***Fonte: Borsa Italiana*

Il contesto di valutazioni represses ha, inoltre, reso meno conveniente alcune operazioni di finanza straordinarie: ad esempio, diverse mid-cap quotate hanno preferito attendere condizioni di mercato più favorevoli per effettuare nuove emissioni di azioni oppure, sul fronte M&A, alcune aziende con fondamentali solidi ma valutazioni crollate sono state bersaglio di OPA, come nel caso di Atlantia o Autogrill. Contestualmente, la capitalizzazione complessiva delle società italiane in rapporto al PIL è scesa dal 33% al 25% rispetto ai livelli dell'anno precedente. Si è anche osservata una maggiore incidenza di OPA finalizzate al delisting: nel 2022 sono state registrate 20 operazioni collegate ad esso e 18 delisting effettivi, interessando circa 28,7 miliardi di euro di capitalizzazione¹⁶. Nel 2023 la Borsa italiana ha poi segnato un robusto recupero (FTSE MIB +28%).

Nonostante il forte shock, nel 2022 non si è verificata una crisi diffusa di solvibilità né un'ondata di default. Ciò anche grazie alle misure di sostegno implementate e alla liquidità accumulata nel passato dalle aziende. Gli indicatori di rischio sul credito bancario sono rimasti su livelli contenuti e i fallimenti si sono ridotti nel IV trimestre del 2022 sia rispetto al trimestre precedente che al 2021¹⁷. Al tempo stesso, gli indicatori prospettici hanno segnalato un peggioramento: spread corporate e premi per il rischio sono aumentati, coerentemente con probabilità di default più alte. Inoltre, seppure con intensità minore rispetto ai picchi del 2020, si stima che la quota di società italiane a rischio insolvenza sia salita tra il 2021 e il 2022. Costruzioni e Servizi sono risultati i comparti più esposti all'aumento del rischio di default. Tra il 2023 e il 2024 si è verificato

¹⁶ CONSOB. (2023). *Relazione per l'anno 2022*. Roma: Commissione Nazionale per le Società e la Borsa.

¹⁷ ISTAT. (2023). *Registrazioni e fallimenti di imprese – IV trimestre 2022*. Roma: Istituto Nazionale di Statistica.

un continuo aumento del tasso di deterioramento del credito. Questo è dovuto all'effetto ritardato del caro-energia e della stretta monetaria sulla solidità delle imprese¹⁸.

Nel 2022 gli spread tra i rendimenti delle obbligazioni societarie rischiose e i tassi risk free si sono ampliati (**Figura 1.3.2**) e i rendimenti richiesti sulle obbligazioni corporate sono aumentati, segnalando un maggior rischio di credito percepito dagli investitori.

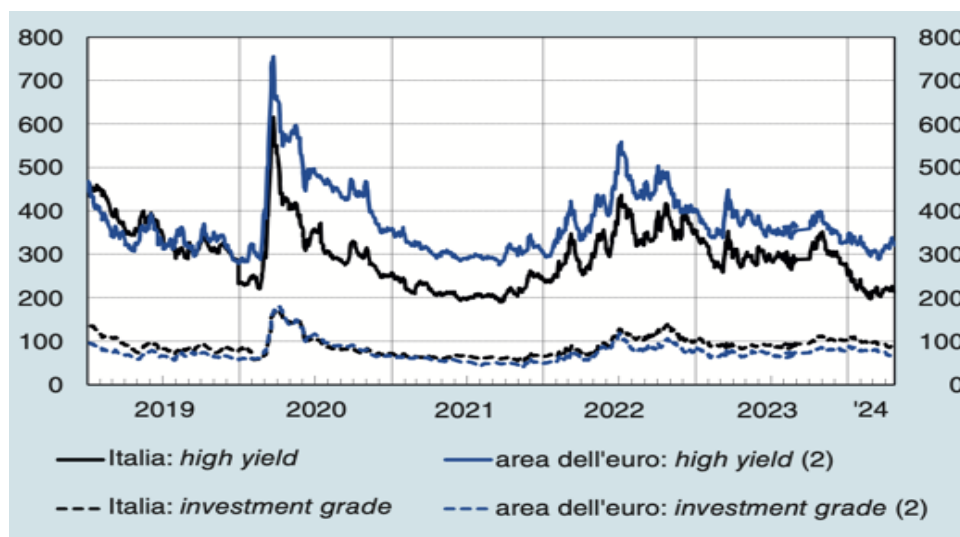


Figura 1.3.2: Andamento degli spread dei titoli societari

Fonte: Banca d'Italia (2024)

L'aumento dei costi di emissione dei nuovi bond ha spinto molte imprese a ridurre la raccolta sul mercato in favore del canale bancario. Nonostante ciò, nel 2023 si è osservata una contrazione dei prestiti bancari: gli intermediari hanno concentrato il credito verso le società meno rischiose. Negli anni successivi, anche se gli spread sulle obbligazioni corporate si sono in parte ridimensionati, le condizioni di finanziamento sono rimaste più onerose rispetto al pre-conflitto¹⁹.

1.4 Evidenze dalla letteratura esistente

Dalla letteratura recente, accademica e istituzionale, emerge che l'invasione dell'Ucraina ha incrementato la rischiosità delle imprese, in particolare la loro probabilità di default. Nel contributo di Bougias, Episcopos e Leledakis (2022), attraverso l'applicazione di un modello strutturale alla Merton su un campione di imprese europee quotate, viene mostrato che, nei giorni immediatamente successivi allo scoppio del conflitto, l'aumento

¹⁸ Banca d'Italia. (2024). *Rapporto sulla stabilità finanziaria*, n. 1/2024, aprile 2024. Roma: Banca d'Italia.

¹⁹ Banca d'Italia. (2023). *Rapporto sulla stabilità finanziaria*, n. 2/2023, novembre 2023. Roma: Banca d'Italia.

dell'incertezza e il calo dei valori patrimoniali hanno ridotto significativamente la *distance to default* delle aziende. Ciò ha portato ad un aumento della probabilità di default e degli spread creditizi. Nello specifico, la PD a un anno sale da una media dello 0,32% al 2,12%, con effetti più marcati per le società con maggiore esposizione di fatturato verso la Russia. Tali aziende – tra le quali Pirelli, con l'8,13% del proprio fatturato in Russia – hanno visto ridursi la loro capitalizzazione di mercato del 9,09%, con effetti sui rendimenti delle attività e del capitale proprio che hanno determinato un innalzamento del rischio di credito²⁰.

Seguendo un approccio alternativo di mercato, Ferriani e Gazzani (Banca d'Italia, QEF n. 729/2022) stimano le PD implicite a partire dagli spread dei credit default swap aziendali, per un campione di società appartenenti all'indice Eurostoxx 600. I risultati mostrano un deciso balzo del rischio di default dall'inizio del conflitto (**Figura 1.4.1**). Inoltre, da un esercizio di stress test, coerente con uno scenario di prezzi energetici sostenuti, risulta che la PD media passa dall'1,85% (luglio 2022) al 2,15% nei tre mesi successivi, e le imprese con una PD maggiore del 3% crescono da 12 (inizio guerra) a 45 (luglio 2022), fino a 71 nello scenario di stress²¹.

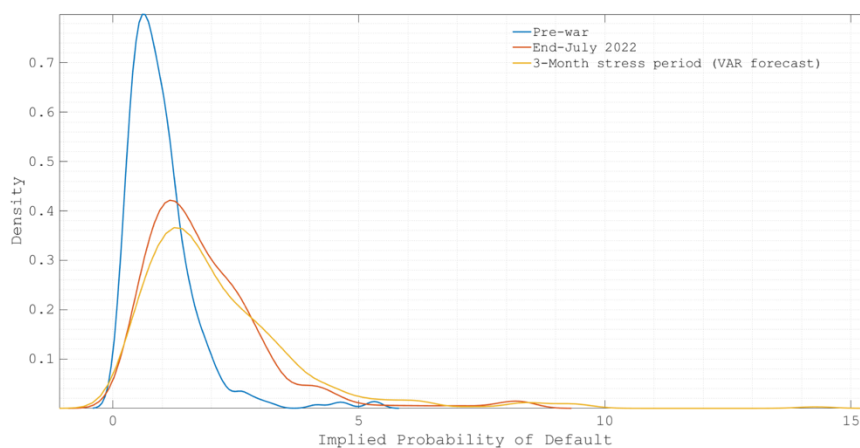


Figura 1.4.1: Densità delle PD implicite medie aziendali all'inizio della guerra, alla fine di luglio 2022 e dopo un periodo di stress di tre mesi

Fonte: Ferriani F. & Gazzani A. (2022)

²⁰ Bougias, A., Episcopos, A., & Leledakis, G. N. (2022). Valuation of European firms during the Russia-Ukraine war. *Economics Letters*, 218, 110750. <https://ssrn.com/abstract=4086982>

²¹ Ferriani, F., & Gazzani, A. (2022). The impact of the war in Ukraine on energy prices: consequences for firms' financial performance. *International Economics*, 174, 221-230.

Evidenze coerenti arrivano anche dall'ECB, financial Stability Review (maggio 2022), che segnala un aumento del rischio di credito, soprattutto per i debitori più vulnerabili e per le società fortemente dipendenti da input energetici²².

Da un'analisi dell'European Investment Bank (EIB, 2022), attraverso simulazioni sui bilanci delle imprese europee, viene mostrato che, sotto l'ipotesi di raddoppio delle bollette energetiche e blocco delle esportazioni verso Russia, Ucraina e Bielorussia, il peggioramento della redditività aziendale che ne consegue determina una riduzione delle riserve di liquidità e del capitale proprio. Le società con margini insufficienti finirebbero in situazioni di insolvenza potenziale e la probabilità di default – misurata come percentuale di aziende con *interest rate coverage ratio* minore di uno – salirebbe dal 10% al 17% nell'anno successivo all'invasione. I settori più colpiti sarebbero quello energivoro, chimico e agroalimentare. Mentre le imprese localizzate nei Paesi più vicini all'Ucraina e ad alta dipendenza dal gas russo subirebbero incrementi di PD superiori alla media UE²³.

Nel complesso, seppur con approcci differenti, la letteratura converge nell'indicare che lo shock bellico ha innalzato le probabilità di default delle imprese. Questa evidenza motiva e inquadra l'analisi empirica sviluppata nel **Capitolo 3** di questa tesi.

²² European Central Bank (ECB). (2022). *Financial Stability Review*, May 2022.

²³ European Investment Bank (EIB). (2022). *How bad is the Ukraine war for the European recovery?* Economics – Thematic Studies, June 2022.

2 Probabilità di default: tecniche di stima basate sui dati del mercato dei capitali

L'approccio basato sui dati del mercato dei capitali consente, partendo dai prezzi degli asset finanziari, di ricavare una serie di ulteriori variabili. Tale metodologia può essere impiegata anche per ricavare la probabilità di insolvenza della controparte e si compone di due principali famiglie di modelli: i *modelli in forma ridotta* e i *modelli strutturali*.

2.1 Modelli in forma ridotta

I modelli in forma ridotta, anche detti *intensity models*, non identificano le dinamiche delle variabili strutturali che determinano il fallimento di un'impresa, ma descrivono il default come un evento esogeno ad esse. L'obiettivo è quello di riuscire ad individuare l'arrivo del default utilizzando dati di mercato. Tra questi modelli, uno dei più noti è quello basato sugli spread delle obbligazioni societarie, secondo cui il rendimento aggiuntivo richiesto su un titolo rischioso rispetto a quello di un asset simile ma privo di rischio di insolvenza, incorpora le aspettative del mercato circa la probabilità di default dell'impresa emittente. Disponendo di una curva per scadenza degli spread tra titoli obbligazionari rischiosi e quelli risk-free, e di una stima del tasso di perdita atteso in caso di insolvenza, è possibile ricavare una stima della probabilità di default attesa per ogni periodo futuro²⁴.

Formalmente, il default è dato dal tempo in cui si verifica il primo salto su di un processo di Poisson $N(t)$ e coincide con una variabile aleatoria chiamata *time to default* " τ ", ovvero²⁵:

$$\tau = \min\{t \geq 0 : N(t) > 0\} \quad (2.1)$$

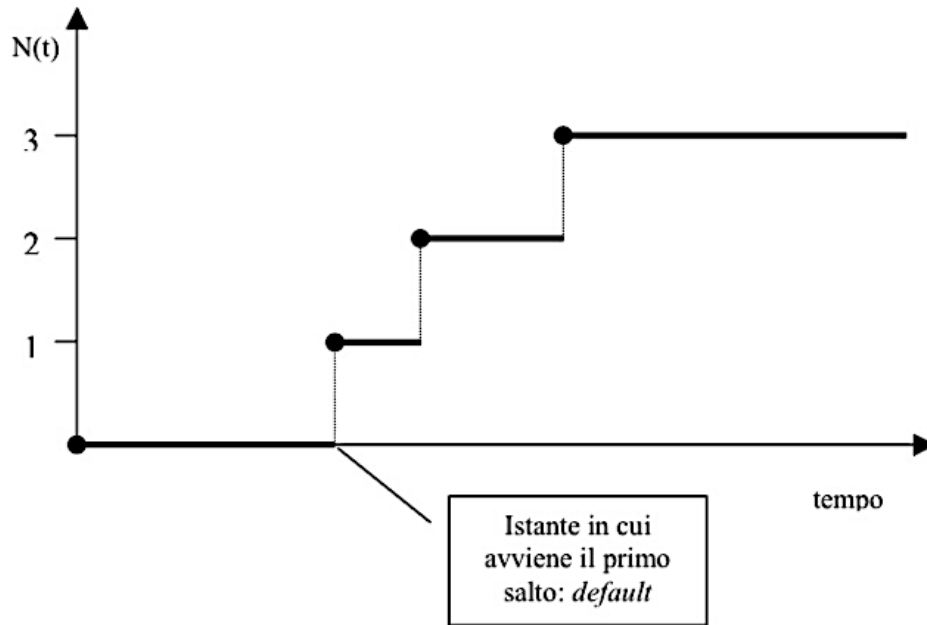
Fondamentale in questo approccio, risulta l'*intensità di default* " λ ": essa è la probabilità che l'emittente risulti insolvente in un intervallo successivo all'osservazione, condizionata al fatto che fino a quel momento il fallimento non sia ancora avvenuto. Matematicamente, per intervalli brevi vale che:

$$P[N(t + \Delta t) - N(t) = 1] = \lambda \Delta t \quad (2.2)$$

mentre invece la probabilità che si verifichino più salti in uno stesso intervallo è trascurabile.

²⁴ Resti, A., & Sironi, A. (2021). *Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*. Milano: Egea.

²⁵ Leone, P., & Boido, C. (2004). *Rischio di credito e credit derivatives. Modelli e strumenti. Rischio di credito e credit derivatives. Modelli e strumenti*. Cedam.

**Figura 2.1.1: Processo a salti di Poisson**

Fonte: Matta, A., *Approcci matematico-statistici alla valutazione del rischio di credito*

Da questa equazione è poi possibile ricavare la funzione di ripartizione $F(t)$ del time to default²⁶:

$$F(t) = P(\tau \leq t) = 1 - e^{-\lambda t} \quad (2.3)$$

con $t \geq 0$.

Ipotizzando un tasso di rendimento privo di rischio r costante e un tasso di perdita atteso in caso di insolvenza pari a 1 (LGD = 100%, ovvero gli investitori perdono l'intero capitale), il prezzo di uno zero coupon rischioso scadente in T , è dato da:

$$D(t, T) = P(\tau > t)B(t, T) = e^{-(r+\lambda)(T-t)} \quad (2.4)$$

Secondo questa impostazione λ indica il differenziale creditizio offerto dal mercato rispetto al titolo privo di rischio, sull'orizzonte temporale considerato. Di conseguenza, lo spread creditizio risulta coincidere con l'intensità di default, per cui $S(t, T) = \lambda$.

Più realisticamente, quando invece si introduce l'ipotesi di un tasso di recupero R positivo (*constant, equivalent o fractional recovery*), il prezzo di un titolo privo di cedola e valore nominale unitario risulta pari a:

²⁶ Andersen, L. (2003). Reduced-form models: curve construction and the pricing of credit swaps, options, and the hybrids. *Credit derivatives: The definitive guide*. Incisive Media Investments.

$$D(t, T) = e^{-[r+(1-R)\lambda](T-t)} \quad (2.5)$$

con $R \in [0,1]$.

Sotto queste ipotesi l'intensità di default sarà data da²⁷:

$$\lambda = -\frac{1}{T-t} \times \ln \left[\frac{D(t, T) - Re^{-r(T-t)}}{(1-R)e^{-r(T-t)}} \right] \quad (2.6)$$

Tale approccio presenta il vantaggio di utilizzare dati di mercato, di conseguenza oggettivi, e di essere un modello “forward-looking”. Al contempo, però, mette in luce alcune limitazioni: l'intero differenziale creditizio viene attribuito interamente al rischio di credito quando, invece, parte di esso riflette semplicemente la minor liquidità delle obbligazioni societarie. Inoltre, l'ipotesi di neutralità al rischio non risulta soddisfatta nella realtà e non è possibile utilizzare questo modello sulle imprese che non emettono titoli obbligazionari quotati²⁸.

2.2 Modelli strutturali

I modelli strutturali, invece, stimano la probabilità di default di un'impresa a partire dalle sue caratteristiche strutturali. Il valore della società rappresenta il punto di partenza di tale tipologia di modelli, per questo vengono anche detti *firm value models*.

2.2.1 Modello di Merton

Nello studio originariamente proposto da Merton nel 1974, fondato sul modello di Black e Scholes, si assume che ogni impresa sia finanziata, oltre che con equity, da un unico debito verso terzi, emesso in forma di zero coupon bond, avente un valore di mercato pari a B e che prevede il rimborso di una determinata somma F alla scadenza T .

La probabilità di default di una società dipende dall'incertezza associata al valore dei suoi attivi rispetto ai pagamenti futuri del debito (spesso definiti con il termine inglese “default boundary”, livello barriera). È possibile suddividere le variazioni del valore di mercato degli asset aziendali V , tra due diversi istanti temporali, in due componenti:

- un elemento certo, chiamato *drift*, che indica il tasso di crescita atteso degli attivi;

²⁷ Schönbucher, P. J. (2003). *Credit derivatives pricing models: models, pricing and implementation*. John Wiley & Sons.

²⁸ Resti, A., & Sironi, A. (2021). *Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*. Milano: Egea.

- è un elemento incerto, chiamato *random term*, che rappresenta la componente incerta legata all'evoluzione del valore degli attivi. È un random walk con volatilità proporzionale alla radice quadrata del tempo.

Il valore dell'attivo varia seguendo un processo che può essere espresso da un moto browniano geometrico nel tempo continuo come segue:

$$\frac{\Delta V}{V} = \mu dt + \sigma_V dz = \mu dt + \sigma_V \varepsilon \sqrt{dt} \quad (2.7)$$

con:

- $\frac{\Delta V}{V}$ = variazione istantanea percentuale del valore di mercato dell'attivo;
- μ = rendimento istantaneo atteso dell'attivo;
- $dz = \varepsilon \sqrt{dt} \sim N(0, dt)$ = processo di Wiener, con $\varepsilon \sim N(0,1)$ e \sqrt{dt} che indica la radice quadrata del tempo;
- σ_V = tasso di variabilità del moto browniano geometrico.

In un moto browniano geometrico il valore dell'attivo al tempo T può risultare superiore o inferiore al livello barriera F , che sta ad indicare i pagamenti promessi sul debito.

I possibili percorsi del valore degli attivi di un'impresa sono rappresentati nella **Figura 2.2.1**, sotto l'ipotesi che seguano una distribuzione log-normale²⁹.

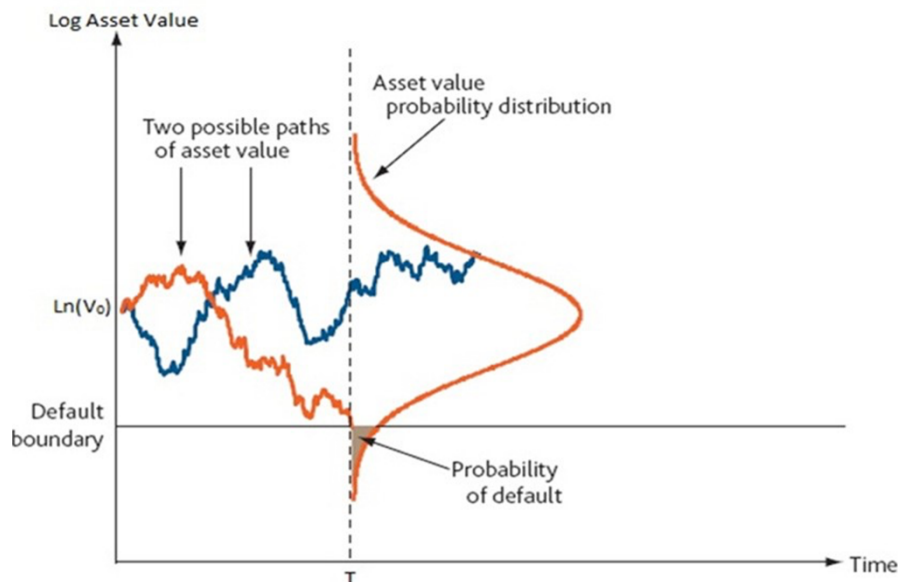


Figura 2.2.1: Probabilità di default nel modello di Merton - evoluzione stocastica dell'attivo

Fonte: Bank of England (2015)

²⁹ Bank of England. (2015). *Modelling Credit Risk*. CCBS Handbook No. 34. London: Centre for Central Banking Studies, Bank of England.

La probabilità di insolvenza è data dalla probabilità che l'attivo risulti inferiore al valore di riscatto del debito (rappresentato dalla linea orizzontale "default boundary") e coincide con l'area più scura della distribuzione normale al di sotto del livello barriera.

L'idea di Merton è che, data l'ipotesi semplificatrice sulla struttura finanziaria, il default si possa verificare esclusivamente alla scadenza del titolo di debito, unico istante in cui avviene il rimborso.

Formalmente, se alla scadenza T il valore dell'impresa, dato dal valore di mercato del suo attivo V_T , risulta inferiore al valore di rimborso del debito F , allora la società è insolvente e gli azionisti, per il principio della responsabilità limitata, perdono l'intero capitale versato. Per questo hanno convenienza a dichiarare l'insolvenza e a lasciare l'azienda nelle mani dei creditori. Viceversa, se il valore dell'impresa fosse maggiore del valore di riscatto del prestito, la società riuscirebbe a rimborsare i creditori e a remunerare gli azionisti con il residuo³⁰.

L'intuizione di Merton è quella secondo cui il payoff degli azionisti della società è analogo a quello di un investitore che ha acquistato un'opzione put costituita sul valore dell'attivo dell'impresa, con strike price pari al valore di rimborso del debito F e scadenza T . Più precisamente è come se i detentori del debito avessero concesso agli azionisti la facoltà di vendere l'attivo aziendale invece di rimborsare il prestito. I payoff degli azionisti e creditori sono rappresentati graficamente nella **Figura 2.2.2**.³¹

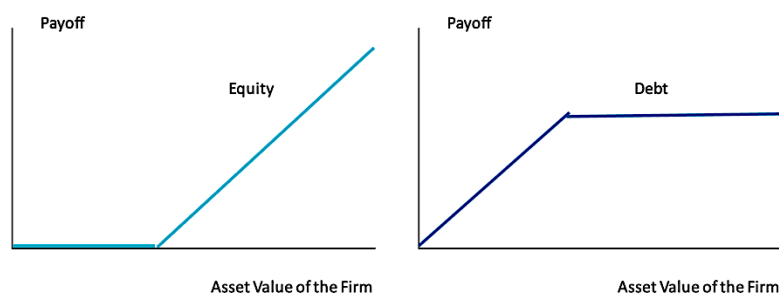


Figura 2.2.2: Payoff di azionisti e creditori nel modello di Merton

Fonte: Chan-Lau, J.A., (2011)

³⁰ Resti, A., & Sironi, A. (2021). *Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*. Milano: Egea.

³¹ Chan-Lau, J. A. (2011). Fat-Tails and Their (Un)happy Endings: Correlation Bias and its Implications for Systemic Risk and Prudential Regulation. IMF Working Paper No. 11/82.

Nello specifico, il payoff degli azionisti è analogo a quello di un'opzione call, e quello dei creditori al payoff di una put.

Se a questo punto i creditori volessero rendere l'operazione priva di rischio di insolvenza, sarebbe sufficiente acquistare un'opzione put analoga a quella implicitamente posseduta dagli azionisti. In questo modo, a prescindere dal valore dell'attivo a scadenza, i creditori otterrebbero un payoff garantito pari al valore di rimborso del debito F ³².

	Payoff al tempo 0	Payoff al tempo T	
		se $V_T < F$	se $V_T > F$
Concessione prestito	$-B_0$	V_T	F
Acquisto put	$-P_0$	$F - V_T$	0
Totale	$-(B_0 + P_0)$	F	F

Tabella 2.2.1: Payoff di un creditore relativo alla concessione di un prestito e all'acquisto di un'opzione put

Fonte: Resti A. & Sironi A., (2021)

Visto che la posizione complessiva dei creditori (prestito rischioso B_0 e opzione put P_0) appena creata risulta esente da rischio di credito, allora, in equilibrio, deve valere che il suo prezzo sia uguale a quello di un titolo zero-coupon che a scadenza T paghi F . Nello specifico, deve valere che:

$$P_0 + B_0 = Fe^{-iT} \quad (2.8)$$

È possibile a questo punto determinare il prezzo dell'opzione P_0 sfruttando il modello di pricing delle opzioni sviluppato da Black e Scholes:

$$P_0 = Fe^{-iT}N(-d_2) - N(-d_1)V_0 \quad (2.9)$$

dove:

- i = tasso di interesse privo di rischio;
- $N(\cdot)$ = funzione di ripartizione normale standard;
- $d_1 = \frac{\ln(V_0/F) + (i + 1/2 \sigma_V^2)T}{\sigma_V \sqrt{T}}$;
- $d_2 = \frac{1/2 \sigma_V^2 T + \ln(L)}{\sigma_V \sqrt{T}} = d_1 - \sigma_V \sqrt{T}$

con $L \equiv Fe^{-iT} / V$ = leva finanziaria della società debitrice.

³² Resti, A., & Sironi, A. (2021). *Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*. Milano: Egea.

Sostituendo il prezzo dell'opzione P_0 (2.9) nella (2.8) e risolvendo per B_0 , si ricava il valore di mercato del prestito:

$$B_0 = Fe^{-iT}[1 - N(-d_2)] + N(-d_1)V_0 = Fe^{-iT}\left[N(d_2) + \frac{1}{L}N(-d_1)\right] \quad (2.10)$$

Ora, il rendimento di equilibrio del prestito non è altro che il tasso di sconto i^* che uguaglia il valore di mercato del prestito B_0 con il valore attuale del rimborso F :

$$Fe^{-i^*T} = B_0 \quad (2.11)$$

risolvendo per i^* si ottiene:

$$i^* = -\frac{\ln(B_0/F)}{T} = -\frac{\ln\left(\frac{Fe^{-iT} - P_0}{F}\right)}{T} \quad (2.12)$$

Infine, sostituendo P_0 della (2.9) è possibile ricavare lo spread di equilibrio d :

$$d = i^* - i = -\frac{1}{T}\ln\left[N(d_2) + \frac{V_0}{Fe^{-iT}}N(-d_1)\right] = -\frac{1}{T}\ln\left[N(d_2) + \frac{N(-d_1)}{L}\right] \quad (2.13)$$

In questo modello la probabilità di default coincide con la probabilità che, alla scadenza del prestito, il valore dell'attivo sia minore a quello di rimborso del debito e, quindi, con la probabilità che gli azionisti esercitino l'opzione put³³:

$$PD = P(V_T < F) = N(-d_2) = 1 - N(d_2) \quad (2.14)$$

Visto che per ottenere la stima della PD si è ipotizzato un rendimento istantaneo atteso dell'attivo μ pari al tasso privo di rischio i , si giunge a probabilità di default sovrastimate, in quanto neutrali al rischio. Si sta assumendo, infatti, che l'investitore non richieda nessun premio aggiuntivo rispetto al rendimento dei titoli risk-free.

Il modello di Merton consente di determinare oggettivamente gli spread e le PD, e di identificare le variabili fondamentali per definire la probabilità di default dell'impresa: la leva finanziaria, che misura il *financial risk*, e la volatilità dell'attivo, che misura il *business risk*. A fronte di tali vantaggi, il modello soffre di alcune rilevanti limitazioni:

- nella realtà le imprese utilizzano una struttura finanziaria molto più complessa di quella assunta dall'autore;
- le ipotesi di normalità dei rendimenti dell'attivo e di costanza dei tassi di interesse privi di rischio sembrano non reali;
- valore di mercato e volatilità dell'attivo, variabili input essenziali del modello, non sono direttamente osservabili sul mercato;

³³ Resti, A., & Sironi, A. (2021). *Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*. Milano: Egea.

- il modello di Black e Scholes utilizzato per derivare il prezzo dell'opzione put implicita, si basa sull'ipotesi di assenza di opportunità di arbitraggio, che sottintende la possibilità di effettuare continue operazioni di arbitraggio sul valore dell'attivo dell'impresa. Tale condizione risulta decisamente irrealistica, data l'impossibilità di negoziare liberamente gli attivi dell'impresa sul mercato;
- l'insolvenza viene trattata come un evento binario: non viene presa in considerazione la possibilità che l'impresa subisca un peggioramento del proprio merito creditizio³⁴.

2.2.2 Evoluzione KMV

Partendo dall'identità $V_0 \equiv E_0 + B_0$, sostituendo $B_0 = Fe^{-iT} - P_0$, si ottiene:

$$V_0 = E_0 + Fe^{-iT} - P_0 \quad (2.15)$$

con P_0 che indica il valore di un'opzione put.

Per il principio della put/call parity delle opzioni europee, E_0 coincide con il valore di un'opzione call sull'attivo dell'impresa, con strike price F e maturity T .

Da tale osservazione, la società californiana KMV propone un modello basato sull'idea secondo cui il valore del capitale azionario E di una società, corrisponde a quello di tale opzione call. Alla scadenza T , infatti, azionisti e possessori di una call lunga sull'attivo aziendale, riceveranno gli stessi flussi di cassa³⁵.

	Payoff al tempo 0	Payoff al tempo T	
		se $V_T < F$	se $V_T > F$
Azionista	$-E_0$	0	$(V_T - F)$
Acquisto di una call	$-C_0$	0	$(V_T - F)$

Tabella 2.2.2: Payoff di un azionista e di un investitore che acquista un'opzione call

Fonte: Resti A. & Sironi A., (2021)

Dai payoff a scadenza delle due posizioni risulta, infatti, che:

- per valori dell'attivo superiori al valore di rimborso del debito, l'azienda riesce a rimborsare i creditori e gli azionisti ricevono $V_T - F$. Tale differenza positiva rappresenta il beneficio degli azionisti, analogo a quello derivante dall'acquisto di un'opzione call;

³⁴ Resti, A., & Sironi, A. (2021). *Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*. Milano: Egea.

³⁵ Resti, A., & Sironi, A. (2021). *Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*. Milano: Egea.

- al contrario, per valori dell'attivo inferiori ad F , l'azienda risulta insolvente, gli azionisti perdono il loro investimento iniziale E_0 e, per il principio della responsabilità limitata, non sono tenuti a versare capitali aggiuntivi per far fronte ai debiti.

Secondo la legge del prezzo unico, le due posizioni, generando medesimi flussi di cassa futuri, devono avere lo stesso prezzo iniziale. Sfruttando la formulazione di Black e Scholes in modo analogo a quanto fatto nel modello di Merton, è possibile ricavare il valore di mercato del capitale azionario:

$$C_0 = E_0 = V_0 N(d_1) - F e^{-iT} N(d_2) \quad (2.16)$$

con C_0 che rappresenta il costo dell'opzione call.

Mentre E_0 , nel caso di un'impresa quotata, coincide con la sua capitalizzazione di mercato, V_0 e σ_V , da cui dipendono d_1 e d_2 , sono valori incogniti, non direttamente osservabili sul mercato. Per stimare tali variabili è necessario, in primo luogo, far ricorso al lemma di Ito, attraverso il quale è possibile mettere in relazione il valore dell'attivo e la volatilità del suo rendimento, utilizzando la seguente espressione:

$$\sigma_E = \frac{V_0}{E_0} N(d_1) \sigma_V \quad (2.17)$$

con σ_E che rappresenta la volatilità del valore di mercato del capitale azionario. Anch'essa, nel caso di aziende quotate, può essere considerata come una grandezza nota. Successivamente, è possibile ricavare il valore univoco di V_0 e σ_V risolvendo, in maniera iterativa, il sistema non lineare ottenuto combinando tra loro l'**equazione 2.16 e 2.17**:

$$\begin{cases} E_0 = V_0 N(d_1) - F e^{-iT} N(d_2) \\ \sigma_E = \frac{V_0}{E_0} N(d_1) \sigma_V \end{cases} \quad (2.18)$$

Ottenute le stime di V_0 e σ_V , la metodologia sviluppata da KMV segue un approccio diverso da quello di Merton, approccio suddiviso in due fasi. In questo modo è inoltre possibile superare due limiti principali del modello precedente, quello relativo all'ipotesi di normalità dei rendimenti dell'attivo e quello di PD neutrali al rischio.

- 1 Dapprima viene calcolata una nuova misura di rischio, chiamata *distance to default* DD. Maggiore è il livello di tale indice e tanto migliore sarà la qualità creditizia dell'impresa. La DD assume la seguente formulazione:

$$DD = \frac{V_0 - DP}{V_0 \sigma_V} \quad (2.19)$$

con $DP = b + \frac{1}{2}l$ che indica il così detto “*default point*”. Quest’ultima quantità rappresenta un’ulteriore innovazione introdotta da KMV: come soglia critica per il default non viene considerato il valore complessivo del debito F , ma tutte le passività a breve b e metà di quelle a medio-lungo termine l ;

2 dopodiché, la DD viene convertita in una probabilità di insolvenza sfruttando una mappatura empirica con i tassi di default storici. A tale scopo, la società statunitense ha predisposto una tabella di frequenza in cui, a partire da un campione di oltre centocinquantamila imprese quotate, in parte terminate in default, ad ogni DD corrisponde una percentuale di imprese fallite. Di seguito, si riporta una sua versione semplificata:

DD (valore approssimato)	(a) n. di società	(b) n. di società insolventi	(c) = (b) / (a) Frequenza di default
1	9000	720	8%
2	15000	450	3%
3	20000	200	1%
4	35000	150	0,4%
5	40000	28	0,07%
6	42000	17	0,04%

Tabella 2.2.3: Tabella di frequenza

Fonte: Resti A. & Sironi A., (2021)

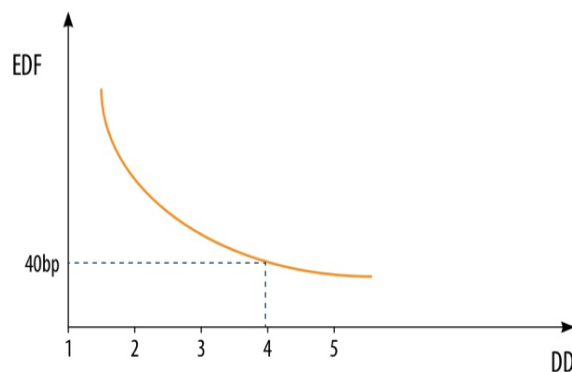


Figura 2.2.4: Mappatura DD - EDF

Fonte: Njeru A. K., (2019)

Ad esempio, per livelli di DD pari a 2 risulta che, delle 15000 società, 450 sono risultate insolventi. Di conseguenza, è possibile affermare che la relativa probabilità di default sia pari a:

$$PD = \frac{450}{15000} \times 100 = 3\%$$

La PD così determinata viene definita dagli autori *Expected Default Frequency EDF*.

Il modello sviluppato da KMV presenta i seguenti vantaggi principali:

- diversamente dall'analisi fornita da agenzie di rating esterne, le EDF si adeguano rapidamente a un'eventuale variazione del merito creditizio di un'impresa. Ciò deriva dal fatto che il modello, utilizzando dati di mercato, genera stime decisamente sensibili e forward looking;
- le EDF associate a una determinata fascia di DD rimangono costanti durante le varie fasi del ciclo economico. Questo perché ad una variazione del merito creditizio dell'impresa, corrisponde un immediato cambiamento della DD. Ciò significa che, mentre la composizione di ciascuna fascia di DD cambia, i relativi tassi empirici di default rimangono inalterati;
- ad ogni impresa viene attribuita una EDF specifica, viceversa da quanto accade per le classi di rating delle agenzie in cui tutte le società appartenenti ad una stessa fascia, condividono la stessa PD.

Tuttavia, il modello risulta inapplicabile alle imprese non quotate e, basandosi sull'ipotesi di efficienza dei mercati azionari, nel momento in cui tale condizione non fosse soddisfatta, si otterrebbero probabilità di default decisamente instabili³⁶.

³⁶ Resti, A., & Sironi, A. (2021). *Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*. Milano: Egea.

3 Applicazione del modello KMV e stima delle EDF delle società italiane quotate

3.1 Definizione del campione

In questo capitolo verrà svolta l'analisi della stima della probabilità di default. Il campione studiato comprende 23 società quotate che compongono il FTSE MIB, l'indice di riferimento costituito dalle quaranta blue-chip a maggior capitalizzazione, flottante e liquidità quotate nei mercati MTA o MIV della Borsa Italiana. Tale indice, coprendo circa l'80% della capitalizzazione complessiva del mercato azionario italiano, rappresenta una sintesi dell'andamento dell'economia nazionale. Tale campione permette di lavorare su emittenti per i quali vi è a disposizione un'ampia quantità di dati di mercato e di bilancio, condizione indispensabile per l'applicazione del modello KMV. Le osservazioni raccolte coprono il periodo che va dal 1° gennaio 2020 al 30 dicembre 2024. Le 23 società scelte sono state raggruppate in sette macrosettori, ottenendo così un campione in grado di rappresentare i principali comparti dell'economia italiana per cogliere eventuali eterogeneità nel rischio di default. L'elenco delle aziende su cui è stata condotta l'analisi e la relativa suddivisione settoriale è la seguente:

- *Energia*: Eni, Snam, Tenaris;
- *Servizi Pubblici*: Enel, Hera, Terna, ERG, INWIT;
- *Banche*: Intesa Sanpaolo, UniCredit, Banco BPM;
- *Automobili*: Stellantis, Pirelli, Ferrari;
- *Prodotti e Servizi per Consumatori*: Leonardo, Moncler, Brunello Cucinelli, Campari;
- *Salute*: DiaSorin, Recordati, Amplifon;
- *Prodotti e Servizi Industriali*: Interpump, STMicroelectronics.

Tale configurazione assicura rappresentatività economica e permette di condurre analisi comparative intra e intersettoriali su una finestra temporale quinquennale.

3.2 Costruzione del dataset delle variabili input per l'applicazione del modello KMV

Dopo aver definito il campione di imprese e l'orizzonte temporale impiegato per la stima delle EDF, lo step successivo consiste nel ricavare le variabili input necessarie per l'implementazione del modello.

Per ciascuna delle 23 società, dal Bloomberg Terminal è stata scaricata la serie storica dei prezzi azionari giornalieri, per il periodo di tempo compreso tra il 1° gennaio 2020 e il 30 dicembre 2024 (cui corrispondono circa 1270 giornate di negoziazione). Per ogni titolo *i*

e per ogni giorno t , è stato calcolato il **valore di mercato dell'equity** come $E_{i,t} = P_{i,t} \times N_{i,y}$, con $P_{i,t}$ che rappresenta la quotazione azionaria nel giorno t e $N_{i,y}$ il numero di azioni in circolazione al termine dell'anno y . Si ipotizza che $N_{i,y}$ rimanga costante durante l'intero anno solare, assunzione adottata per semplicità che elimina la necessità di rettifiche infrannuali in assenza di operazioni straordinarie documentate. In altre parole, il valore di mercato dell'equity lo si ottiene calcolando la capitalizzazione di mercato della società studiata. Tale calcolo è stato effettuato per ogni giornata di negoziazione.

Per stimare la **volatilità dell'equity** ($\sigma_{E,i,t}$), che coincide con la volatilità della capitalizzazione di mercato delle società, si è seguito un procedimento basato sui seguenti passaggi principali:

- partendo dalla serie dei prezzi azionari sono stati calcolati i log rendimenti giornalieri come: $r_{i,t} = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$;
- utilizzando una finestra mobile mensile (circa 22 giorni di negoziazione), è stata calcolata la volatilità giornaliera dei log rendimenti, in modo da riuscire a cogliere dinamiche di breve periodo;
- in ultimo si è proceduto ad annualizzare tale valore moltiplicando la deviazione standard giornaliera per la radice quadrata di 254 ($\sqrt{254}$).

Le serie $E_{i,t}$ e $\sigma_{E,i,t}$ costituiscono gli input indispensabili per la risoluzione, in Python (mediante l'utilizzo della funzione *fsolve*), del sistema non lineare del modello KMV che restituisce il **valore dell'attivo** $V_{i,t}$ e la **volatilità dell'attivo** $\sigma_{V,i,t}$. Nella risoluzione del sistema, anziché utilizzare il debito complessivo come previsto dal modello di Merton, è stato impiegato il **Default Point (DP)**. Per stimare quest'ultimo valore, per ogni società e per ogni esercizio, dai bilanci consolidati ufficiali sono stati ricavati i dati sulle passività finanziarie correnti e non correnti. Tuttavia, per quanto riguarda gli intermediari creditizi (Intesa Sanpaolo, UniCredit e Banco BPM), i loro bilanci non prevedono, a differenza delle altre società, una ripartizione per scadenza delle passività finanziarie. Quest'ultime vengono solamente classificate in una delle seguenti voci contabili "*Debiti verso banche*", "*Debiti verso clientela*" e "*Titoli in circolazione*". Per includere comunque il settore bancario nell'analisi della probabilità di default, è stato necessario effettuare delle ipotesi supplementari prima di calcolare il DP. Tali assunzioni sono le seguenti:

- i "debiti verso clientela" accorpano passività di natura eterogenea come conti correnti e depositi a vista, depositi vincolati, depositi rimborsabili con preavviso,

pronti contro termine passivi e altre esposizioni residuali. Poiché non è riportata la scomposizione per scadenza di ciascuna sottovoce, non è possibile quantificare, con dati ufficiali, quale quota sia attribuibile al breve periodo e quale al lungo. Un ulteriore problema è rappresentato dai depositi a vista che, essendo sul piano giuridico rimborsabili immediatamente, andrebbero classificati integralmente tra le passività correnti. Tuttavia, la letteratura di Asset-Liability Management e le evidenze regolamentari sulla liquidità mostrano che, in condizioni normali di mercato, solo una quota minoritaria dei depositanti richiede effettivamente il rimborso nel breve periodo. Per questo, parte dei depositi a vista, essendo considerati come stabili, dovranno essere inclusi tra le passività non correnti. Per tutti i motivi precedentemente elencati, i debiti verso clientela sono stati suddivisi, per semplicità, nella stessa proporzione tra passività finanziarie correnti e passività finanziarie non correnti. Si è quindi ipotizzato che solo il 50% di tale voce sia potenzialmente esigibile nel breve periodo e il restante 50% nel lungo. Tale scelta, deliberatamente conservativa, porta a sovrastimare il DP e di conseguenza anche la EDF, scongiurando così il rischio di sottostimare la probabilità di insolvenza reale e che la solidità delle banche appaia migliore di quanto effettivamente sia;

- i “Debiti verso banche” e i “titoli in circolazione” sono stati trattati integralmente come passività finanziarie non correnti, data la natura tipicamente medio-lunga di tali fonti di funding. Pur nella consapevolezza che una frazione di tali strumenti possa giungere a scadenza entro i dodici mesi, senza dati puntuali non risulta possibile stimare in modo non casuale la quota a breve termine né attribuire percentuali ipotetiche credibili. Per questo, la ripartizione corrente/non corrente, a differenza dei debiti verso clientela, non è stata applicata e si è adottata l'ipotesi semplificativa di completa appartenenza al passivo di lungo periodo.

Nell'**Appendice A.3.1** le EDF degli intermediari creditizi sono state calcolate nuovamente utilizzando differenti assunzioni circa la classificazione per scadenza delle poste del loro passivo.

Per coerenza con la frequenza annuale dei dati di bilancio, il DP viene stimato al termine di ogni esercizio e mantenuto costante per tutte le osservazioni di quel relativo periodo.

Una volta determinati $V_{i,t}$, $\sigma_{V_{i,t}}$ e il Default Point, è stata calcolata la **Distance to Default (DD)** giornaliera. Per ricavare la stima della probabilità di insolvenza, la DD è stata successivamente convertita in **Expected Default Frequency (EDF)** tramite una mappatura empirica basata su osservazione storiche di default aziendali. A ciascuna DD viene quindi associata la corrispondente EDF. Tale conversione è stata effettuata utilizzando la relazione empirica riportata nella **Tabella 2.3** del Capitolo 2.

In ultimo, per la risoluzione del sistema del modello KMV, sono state fatte le seguenti ulteriori assunzioni:

- è stato definito un orizzonte temporale di un anno ($T = 1$). Tale scelta è stata effettuata perché: i) la curva di mapping che lega la DD alla EDF è calibrata su default osservati a dodici mesi. In questo modo viene garantita coerenza tra la stima di $V_{i,t}$, $\sigma_{V_{i,t}}$, calcolo della DD e trasformazione in EDF; ii) i dati di bilancio necessari per la determinazione della DD sono disponibili con frequenza annuale; e iii) rende possibile confrontare le EDF con le probabilità di default pubblicate da provider esterni, dati di mercato, indicatori regolamentari di rischio di insolvenza a un anno e banche dati ufficiali;
- è stato utilizzato un tasso di interesse privo di rischio fissato al 2% ($r_f = 2\%$) e mantenuto costante per l'intero orizzonte temporale oggetto di studio. Questo perché: i) il 2% annuo è un valore intermedio compatibile con il rendimento del Bund tedesco a 10 anni (che rappresenta il benchmark risk-free dell'area euro) nel periodo post crisi pandemica; ii) mantiene coerenza con la frequenza dei dati di bilancio. Visto che il modello utilizza variabili contabili disponibili una sola volta all'anno e un orizzonte temporale $T = 1$, utilizzare un diverso tasso per ogni singolo anno avrebbe aggiunto rumore senza nessun beneficio informativo; e iii) studi empirici sul modello KMV mostrano che la DD è molto più sensibile alla volatilità dell'attivo che a variazioni del tasso di interesse privo di rischio.

3.3 Controlli di qualità e trattamento dati anomali

Per garantire robustezza e affidabilità dei risultati, i dati giornalieri delle EDF aziendali sono stati sottoposti ad un processo di pulizia e controllo di qualità articolato come segue:

- per ogni serie storica è stato effettuato un processo di *winsorizzazione* agli estremi del 1° e 99° percentile. Ogni valore al di sotto o al di sopra delle soglie critiche è stato sostituito con quello del corrispondente percentile di riferimento. In questo

modo è possibile ridurre l’impatto degli outlier senza perdere completamente l’informazione sottostante;

- terminata la fase precedente, per individuare eventuali valori anomali residui, è stata applicata la tecnica del *Median Absolute Deviation (MAD)*. Partendo dal valore mediano di ogni serie winsorizzata delle EDF giornaliere, è stata calcolata la mediana degli scarti assoluti tra ogni osservazione e il valore mediano stesso, ottenendo così proprio il MAD. Successivamente, per ogni valore giornaliero winsorizzato, si è proceduto con la stima di un *Robust Z-score* “ Z^* ” calcolato nel seguente modo:

$$Z_i^* = \frac{0,6745 \times (x_i - \tilde{x})}{MAD} \quad (3.1)$$

Dove:

- x_i = valore winsorizzato dell’EDF nell’ i -esimo giorno;
- \tilde{x} = mediana della serie winsorizzata delle EDF giornaliere;
- 0,6745 = fattore di scala che, nel caso di distribuzione normale dei dati, rende il MAD comparabile alla deviazione standard.

Le osservazioni il cui Z-score risulta, in valore assoluto, superiore a 4, vengono considerate come anomale e sostituite dal valore mediano calcolato su una finestra mobile mensile (circa 22 osservazioni) centrata sull’outlier stesso. L’utilizzo del fattore di conversione 0,6745 rappresenta una mera convenzione statistica, non implica l’assunzione che la serie delle EDF giornaliere sia normale. Anche in presenza di distribuzioni non perfettamente normali, il Robust Z-score mantiene la sua utilità in quanto il MAD è poco sensibile agli outlier e non richiede normalità³⁷.

Questo approccio attenua l’impatto dei valori anomali senza, al contempo, alterare la normale variabilità delle EDF, preservando le informazioni utili contenute nelle oscillazioni di breve periodo.

³⁷ Leys, C., Ley, C., Klein, O., Bernard, P., & Licata, L. (2013). Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median. *Journal of Experimental Social Psychology*, 49(4), 764-766.

3.4 Implementazione del modello KMV e stima della Probabilità di Default

A questo punto, disponendo di tutti i dati input fondamentali, è possibile stimare le EDF del campione di aziende selezionate, raggruppate per settori. L'analisi delle Expected Default Frequencies evidenzia importanti dinamiche in relazione agli eventi globali avvenuti nel periodo compreso tra il primo gennaio 2020 e il 30 dicembre 2024.

Di seguito verrà mostrato il tracciato giornaliero delle EDF di sette macrosettori del FTSE MIB, consentendo di visualizzare l'effetto dell'invasione russa (24/02/2022) sul rischio di insolvenza delle società italiane quotate.

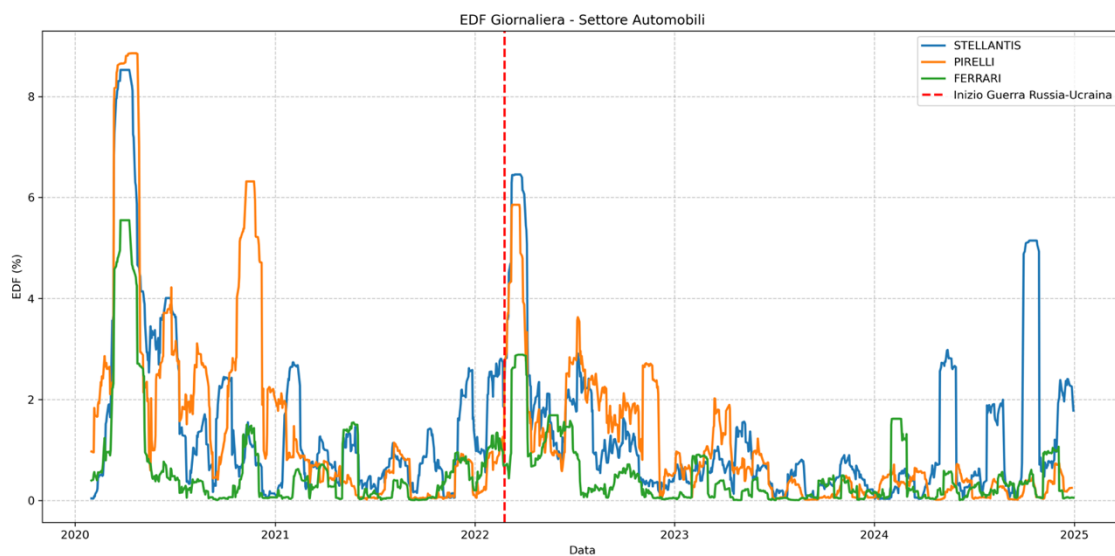


Figura 3.4.1: Andamento EDF giornaliera settore Automobili

Fonte: elaborazione personale dell'autore

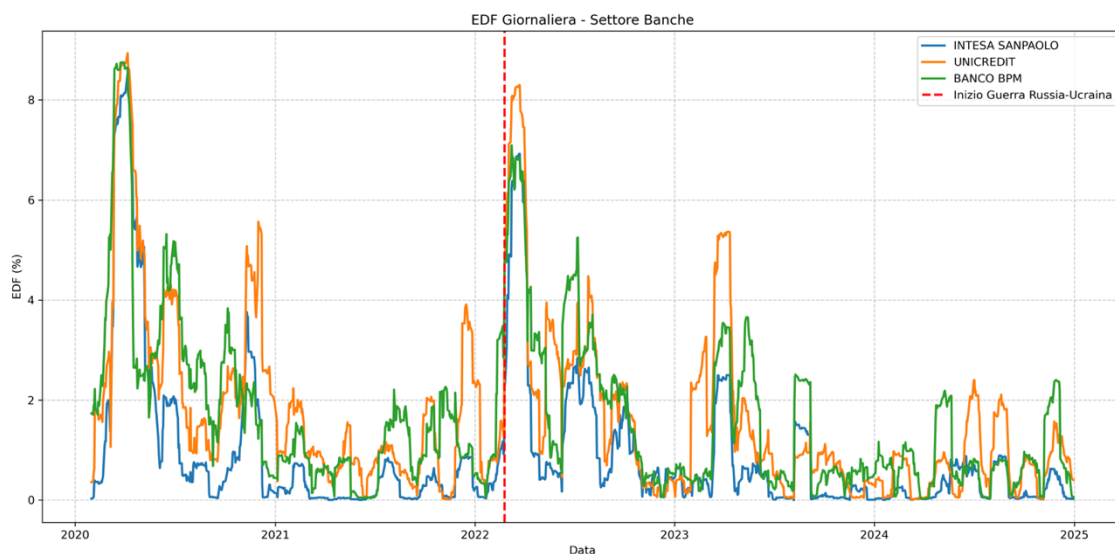


Figura 3.4.2: Andamento EDF giornaliera settore Banche

Fonte: elaborazione personale dell'autore

3.4 IMPLEMENTAZIONE DEL MODELLO KMV E STIMA DELLA PROBABILITÀ DI DEFAULT

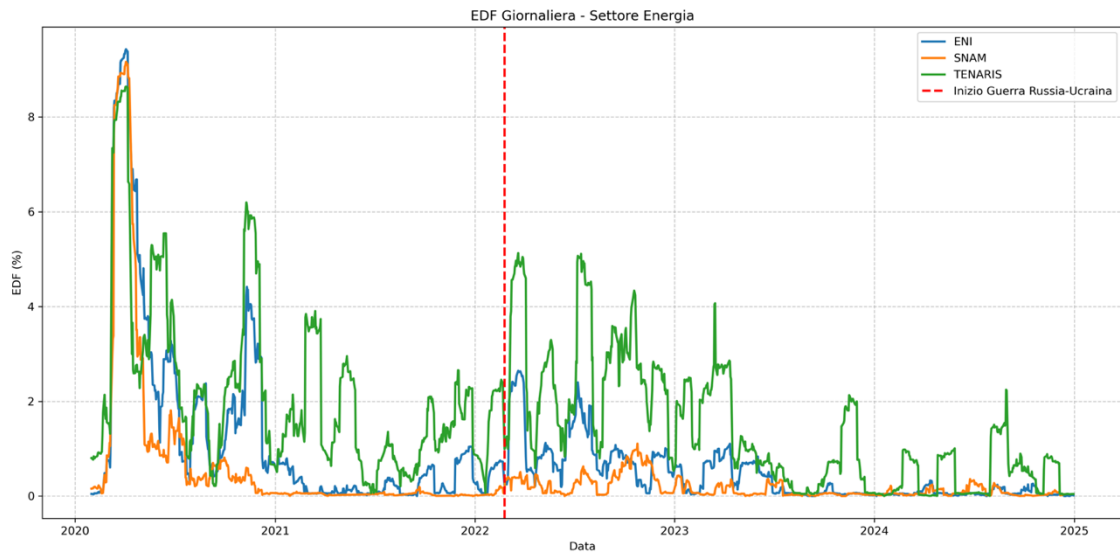


Figura 3.4.3: Andamento EDF giornaliera settore Energia
Fonte: elaborazione personale dell'autore

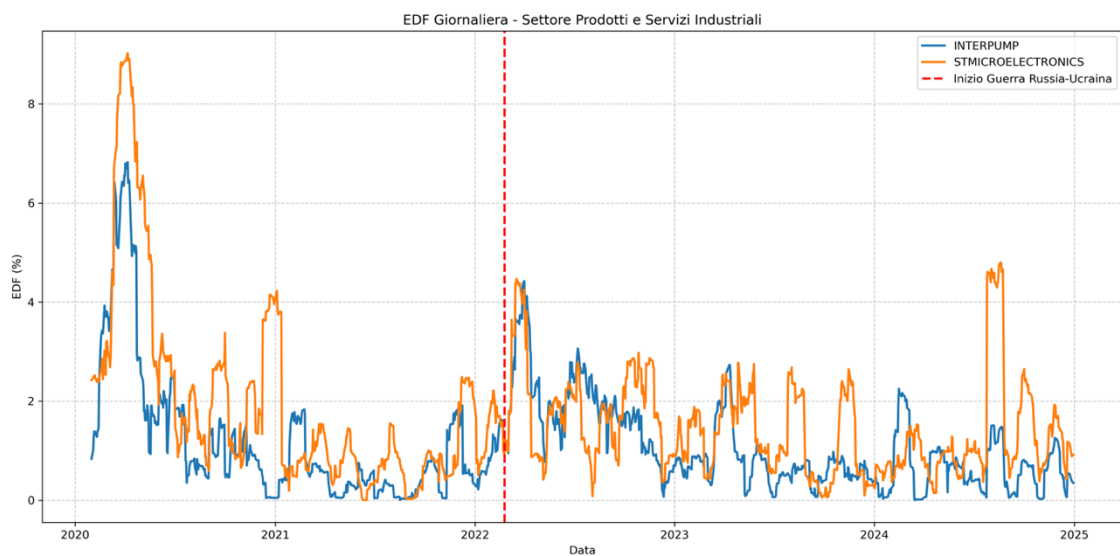


Figura 3.4.4: Andamento EDF giornaliera settore Prodotti e Servizi Industriali
Fonte: elaborazione personale dell'autore

3.4 IMPLEMENTAZIONE DEL MODELLO KMV E STIMA DELLA PROBABILITÀ DI DEFAULT

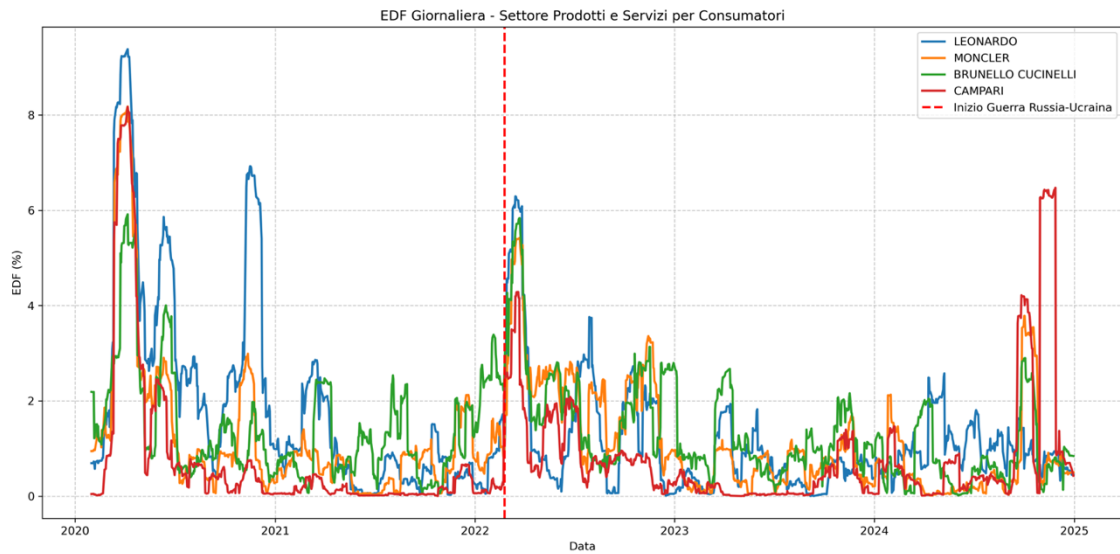


Figura 3.4.5: Andamento EDF giornaliera settore Prodotti e Servizi per Consumatori
Fonte: elaborazione personale dell'autore

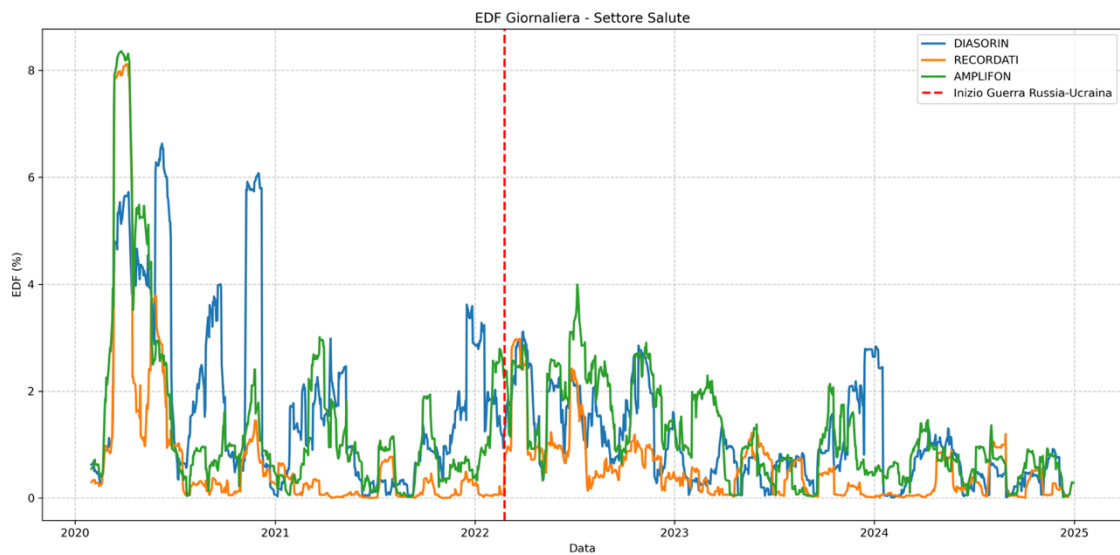


Figura 3.4.6: Andamento EDF giornaliera settore Salute
Fonte: elaborazione personale dell'autore

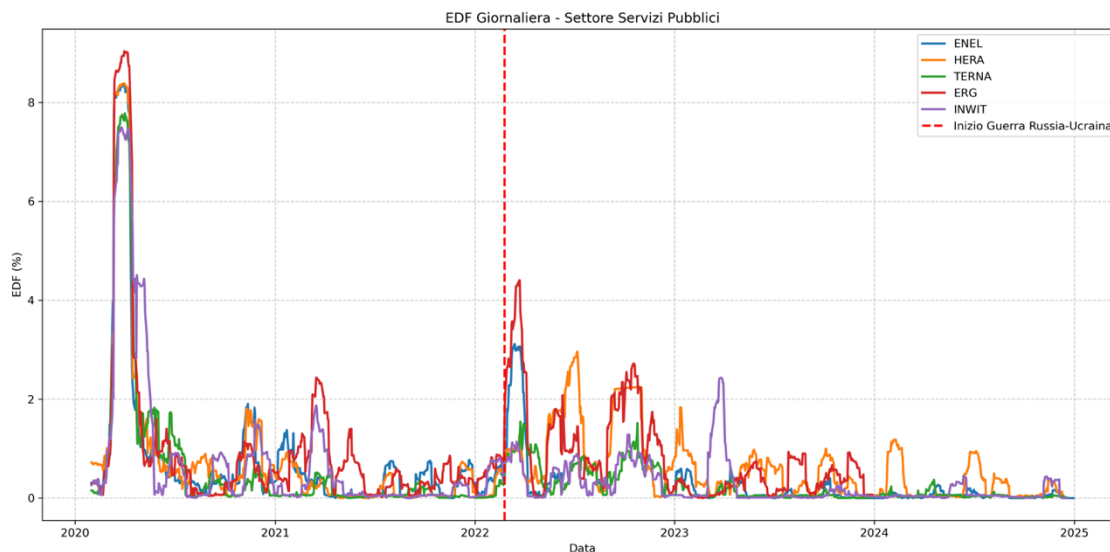


Figura 3.4.7: Andamento EDF giornaliera settore Servizi Pubblici

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Dall'analisi dei grafici è possibile osservare un comportamento omogeneo fra tutti i settori: in corrispondenza dell'evento bellico si assiste, infatti, ad un deciso aumento delle EDF, seguito da un trend di graduale assorbimento, pur restando su livelli medi superiori a quelli pre-conflitto.

Tutti i settori sperimentano due discontinuità principali: l'esplosione della pandemia (marzo-aprile 2020) e, meno intensa ma ben visibile, la fase post invasione dell'Ucraina. Il picco bellico, pur essendo inferiore a quello pandemico, è comune a quasi tutte le serie, dimostrando la natura sistemica dell'evento geopolitico. I risultati mettono in luce come il conflitto abbia causato un effetto di contagio finanziario generalizzato, sebbene di portata minore rispetto alla crisi sanitaria.

Osservando le serie storiche giornaliere delle EDF, emerge che i settori immediatamente più colpiti dallo scoppio del conflitto risultano essere quello automobilistico, bancario e dei prodotti e servizi per i consumatori. In particolare, UniCredit, Stellantis, Leonardo, Intesa Sanpaolo e Banco BPM sono state le aziende che hanno subito picchi più elevati. Al contrario, INWIT, Hera e Snam hanno registrato variazioni più contenute, mostrando una minore reattività agli eventi legati alla guerra.

In sintesi, la crisi geopolitica ha innalzato il rischio di credito di quasi tutto il listino oggetto d'esame, seppur con intensità eterogenee. Inoltre, lo shock bellico ha avuto un impatto più contenuto e di breve durata rispetto a quello del Covid, che risulta essere più severo e uniforme.

3.5 Confronto delle EDF pre e post-guerra e significatività statistica: evidenze empiriche settoriali e aziendali

Lo studio dettagliato delle EDF giornaliere permette di valutare l'effetto di shock sistemici - in particolare la guerra Russia-Ucraina – sul rischio di credito delle principali aziende quotate italiane. Per ogni società, partendo dalle EDF giornaliere, sono state calcolate le principali statistiche descrittive nel periodo pre e post-invasione. L'anno solare 2021 è stato scelto come periodo di riferimento pre-guerra, evitando di includervi anche il 2020 in modo da non alterare il confronto con i picchi anomali legati alla pandemia. Il periodo post-guerra, invece, è stato analizzato considerando diverse finestre temporali: primo trimestre (Q1), primo semestre (H1), primo anno (Y1), e l'intero arco successivo allo scoppio del conflitto (ALL).

3.5.1 Analisi della variazione percentuale media delle EDF nei diversi orizzonti temporali post-guerra

Per analizzare l'evoluzione del rischio di credito, sono state analizzate le variazioni medie giornaliere delle probabilità di default nei vari orizzonti temporali successivi all'evento. L'analisi è stata condotta sia a livello settoriale che aziendale, in modo da cogliere sia incrementi diffusi, riconducibili ad un impatto macroeconomico generale, sia differenze attribuibili ai diversi livelli di esposizione al rischio geopolitico.

Per ogni finestra temporale successiva all'evento, il *Delta EDF* è stato calcolato come variazione percentuale media rispetto al valore medio del 2021. La formula impiegata è la seguente:

$$\Delta EDF_i(\%) = \frac{\overline{EDF}_{i,t} - \overline{EDF}_{i,2021}}{\overline{EDF}_{i,2021}} \times 100 \quad (3.2)$$

Dove:

- $\overline{EDF}_{i,t}$ = EDF media giornaliera della i -esima azienda nel t -esimo periodo post-guerra considerato ($t = Q1; H1; Y1, ALL$);
- $\overline{EDF}_{i,2021}$ = EDF media giornaliera della i -esima azienda nel periodo pre-guerra (2021).

Dopo aver definito il Delta EDF, verranno esaminati in sequenza i diversi intervalli temporali del periodo post-guerra, partendo dal primo trimestre per poi estendersi a finestre più ampie.

Analizzando il primo trimestre successivo allo scoppio del conflitto (Q1), le EDF medie di ciascuna azienda registrano un incremento marcato rispetto ai corrispondenti valori medi osservati nel 2021.

In particolare, il settore bancario è stato il più colpito, registrando un incremento medio della EDF del 611,2%. Seguono i settori dei prodotti e servizi per consumatori (+514,4%) e quello automobilistico (+371%). Al contrario, l'impatto è stato più contenuto per i prodotti e servizi industriali (+241,4%) e per il settore sanitario (+282,6%). I risultati a livello settoriale sono riportati nella **Figura 3.5.1**.

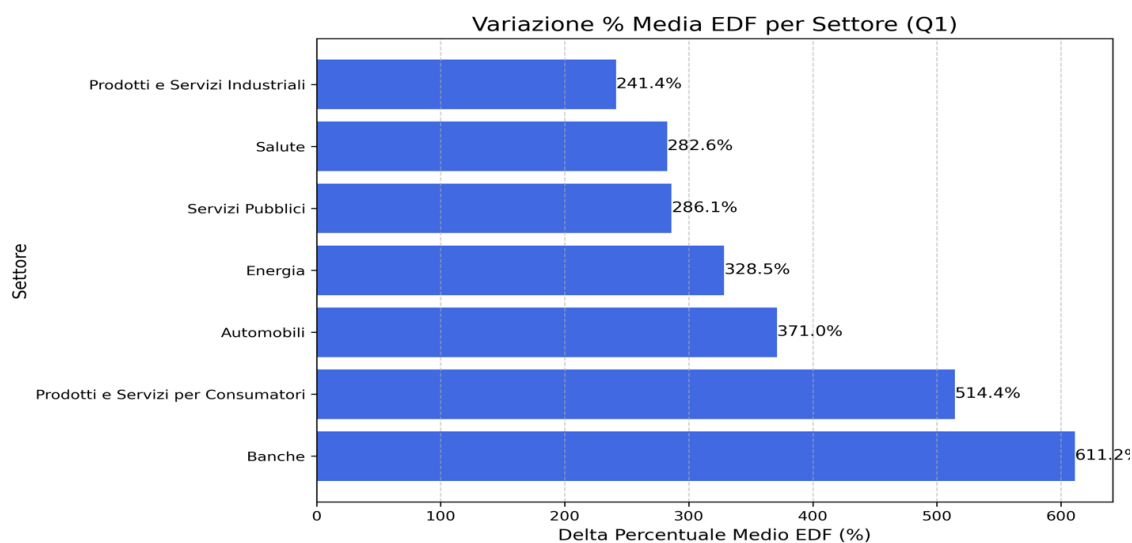


Figura 3.5.1: Variazione percentuale media delle EDF giornaliere per settore nel primo trimestre post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Per quanto riguarda invece le singole imprese, i maggiori incrementi percentuali del delta EDF si registrano per Campari (+1176%), Intesa Sanpaolo (+1104%) e Recordati (+640%). Viceversa, le variazioni più contenute riguardano DiaSorin (+89,7%), Tenaris (+104%) e INWIT (+111,7%). La distribuzione dei risultati è sintetizzata nella **Figura 3.5.2**.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

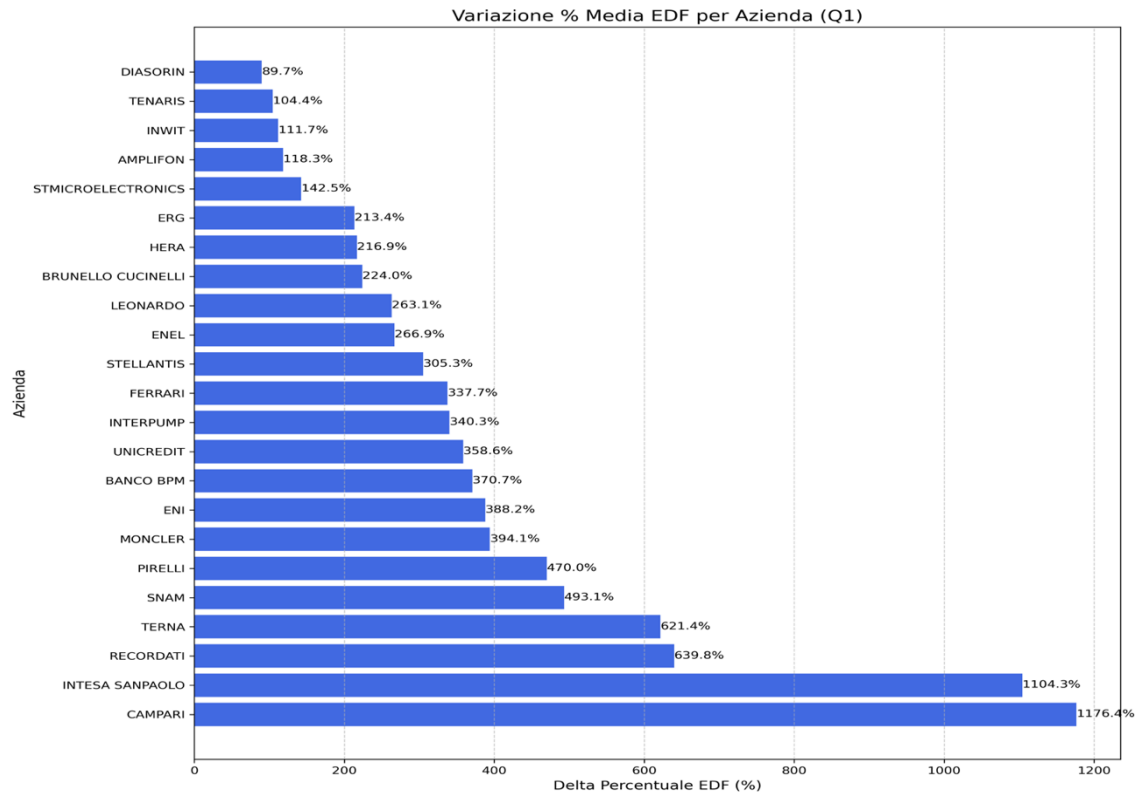


Figura 3.5.2: Variazione percentuale media delle EDF giornaliere per azienda nel primo trimestre post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Oltre all'analisi delle variazioni percentuali, è stato condotto un confronto diretto tra la EDF media del periodo pre-guerra e quella del primo trimestre immediatamente successivo all'invasione, per ciascun settore del campione. In questo modo è possibile valutare anche l'entità assoluta della probabilità di default di ogni comparto. L'esito dei confronti è illustrato nelle successive figure.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

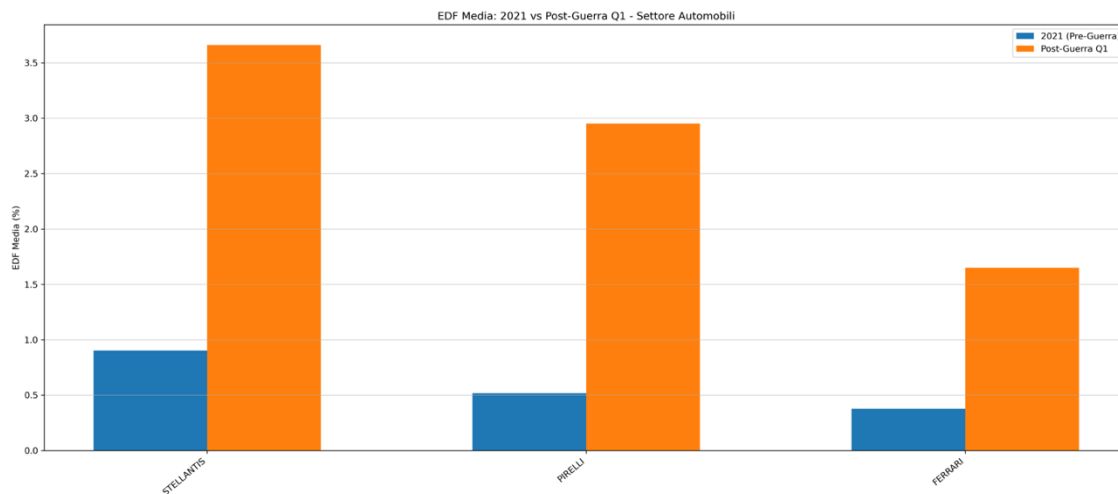


Figura 3.5.3: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Automobili (Q1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

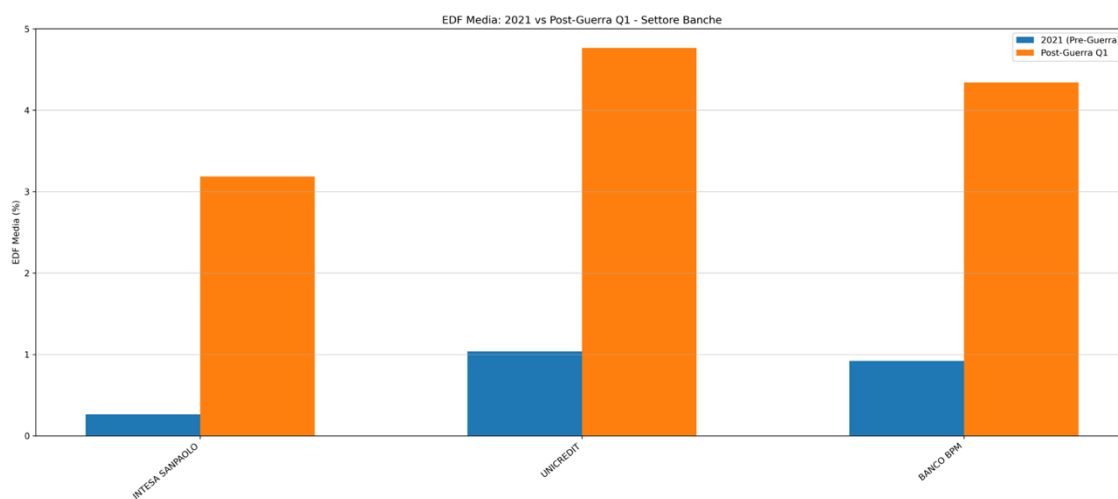


Figura 3.5.4: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Banche (Q1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

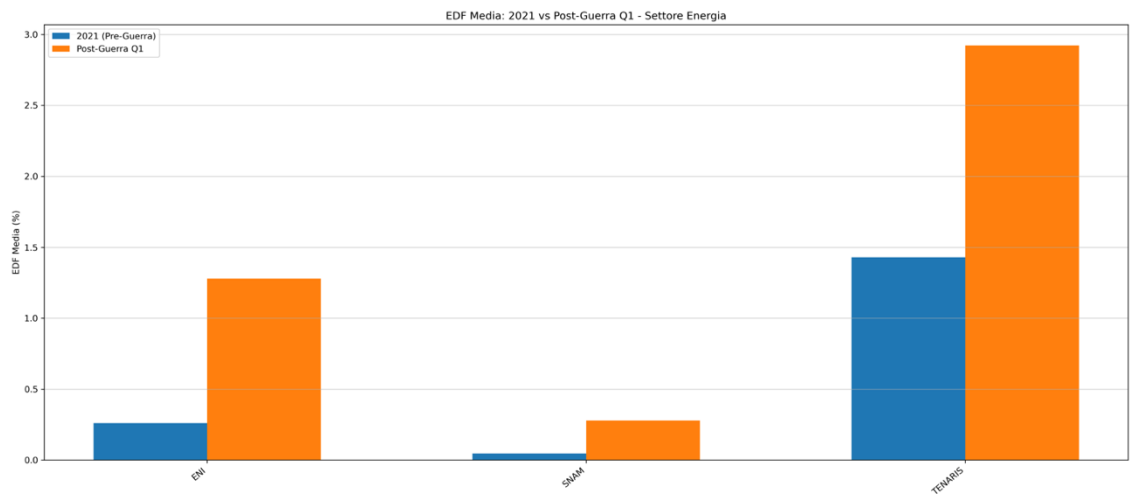


Figura 3.5.5: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Energia (Q1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

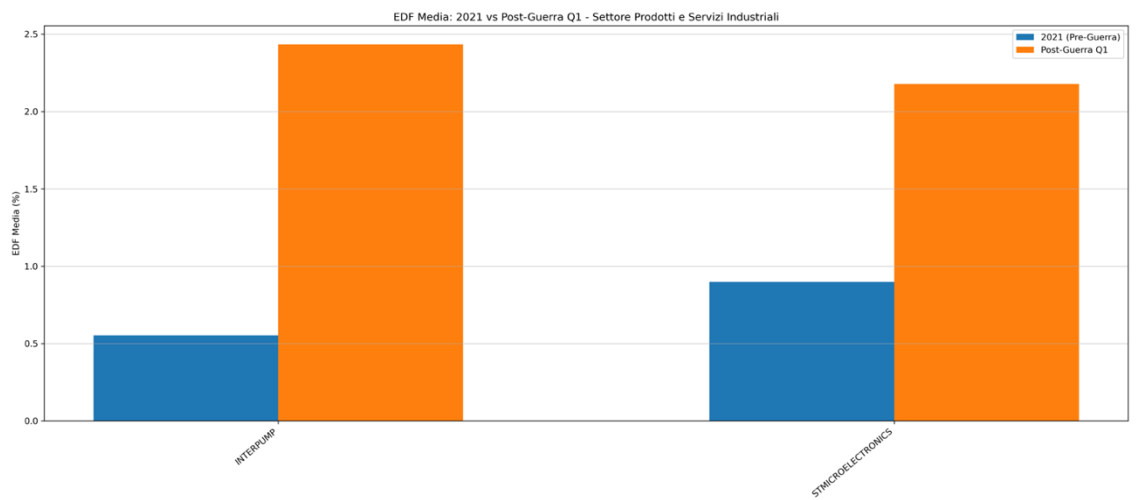


Figura 3.5.6: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Prodotti e Servizi Industriali (Q1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

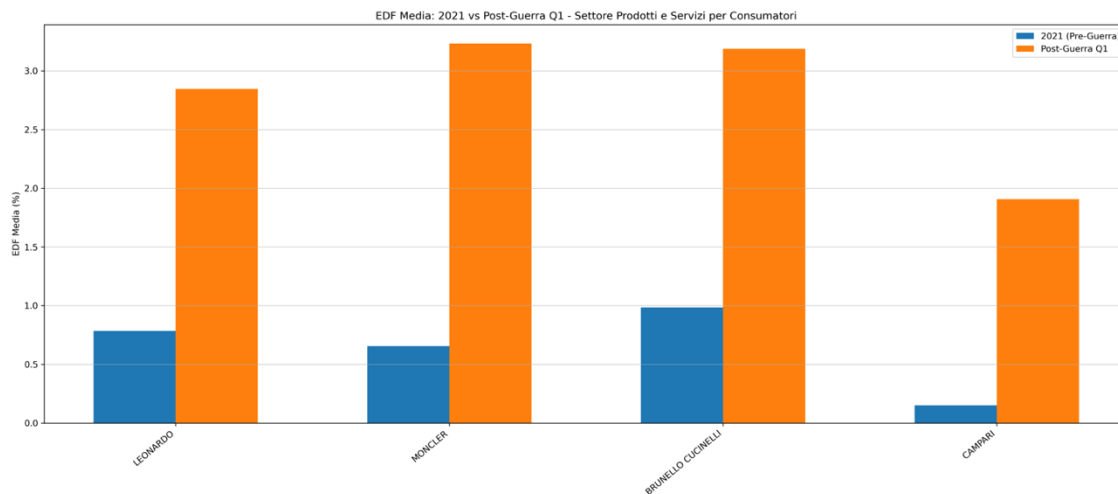


Figura 3.5.7: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Prodotti e Servizi per Consumatori (Q1)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

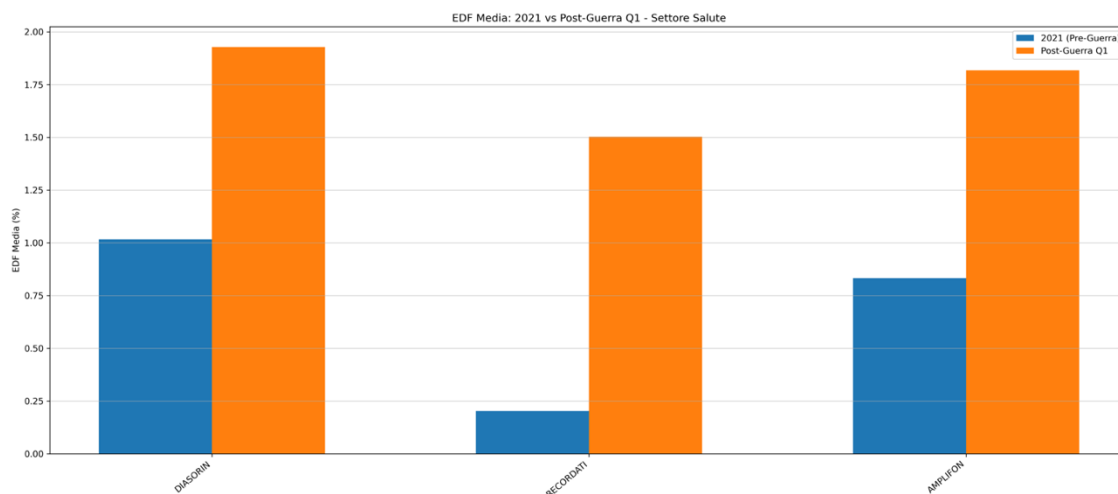


Figura 3.5.8: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Salute (Q1)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

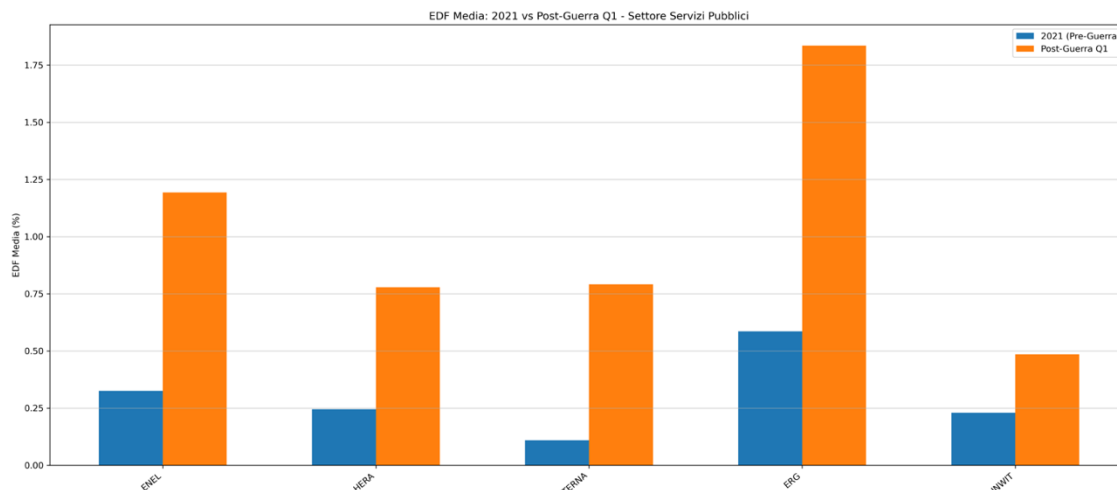


Figura 3.5.9: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Servizi Pubblici (Q1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

Considerando il primo semestre successivo all'invasione (H1), si osserva come il quadro complessivo rimanga sostanzialmente invariato: tutte le aziende e i settori presentano EDF medie superiori ai livelli del 2021. Tuttavia, il rischio di insolvenza medio risulta inferiore rispetto al picco registrato nel primo trimestre, segnalando un lento assorbimento dello shock iniziale.

A livello settoriale, il comparto bancario mantiene la variazione media più elevata (+464,5%), seguito dai Prodotti e Servizi per Consumatori. Il settore dei Prodotti e Servizi Industriali continua a essere quello meno impattato.

A livello aziendale, le imprese per cui si registrano i maggiori incrementi del delta EDF rimangono sostanzialmente le stesse di quelle già osservate nel primo trimestre. Tuttavia, a livello generale, l'intensità degli aumenti risulta più contenuta.

Le evidenze quantitative relative al primo semestre, distinte per settore e singola società, sono sintetizzate nelle figure seguenti.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

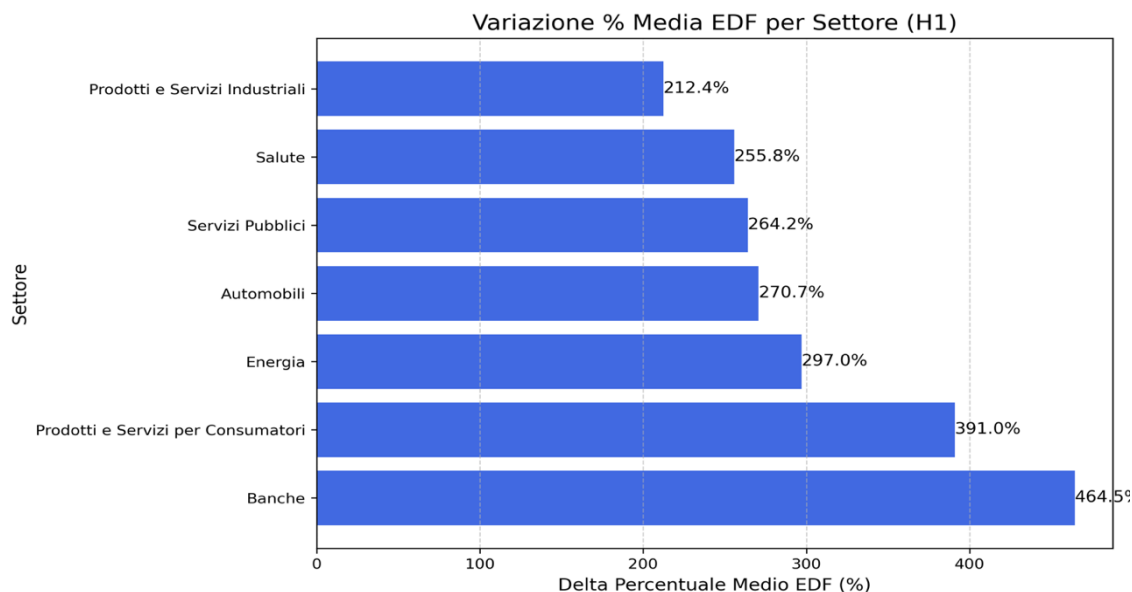


Figura 3.5.10: Variazione percentuale media delle EDF giornaliere per settore nel primo semestre post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

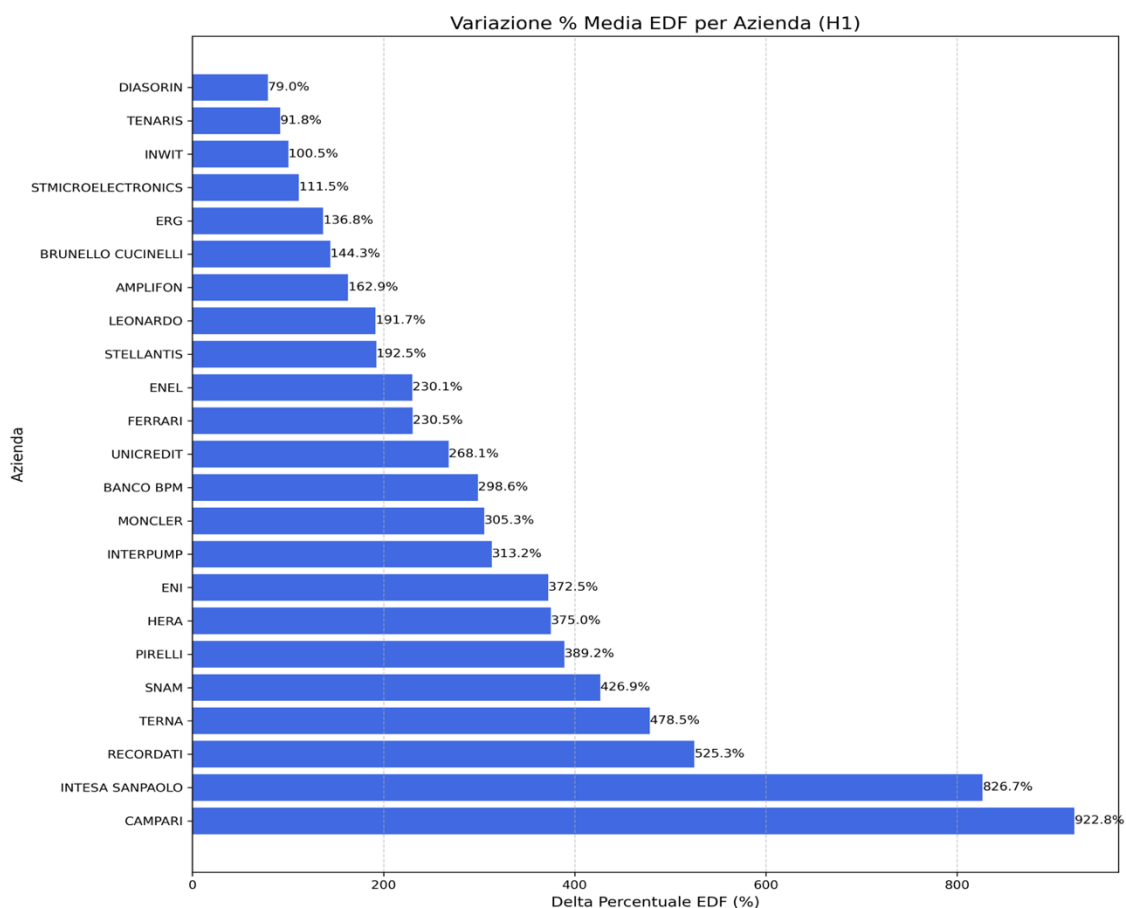


Figura 3.5.11: Variazione percentuale media delle EDF giornaliere per azienda nel primo semestre post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Nel primo anno successivo allo scoppio del conflitto (Y1), la variazione media della probabilità di default continua a diminuire rispetto a quella osservata nei periodi precedenti, confermando una progressiva attenuazione degli effetti più acuti dei primi mesi. Nonostante una grande molteplicità di aziende e settori registrano aumenti dimezzati rispetto al primo trimestre, permane, complessivamente, un differenziale positivo rispetto al pre-guerra.

Osservando i settori, l'Energia diventa il comparto con la variazione media più elevata (+300,7%), superando il bancario (+250%). La sintesi grafica dei risultati settoriali è riportata nella **Figura 3.5.12**.

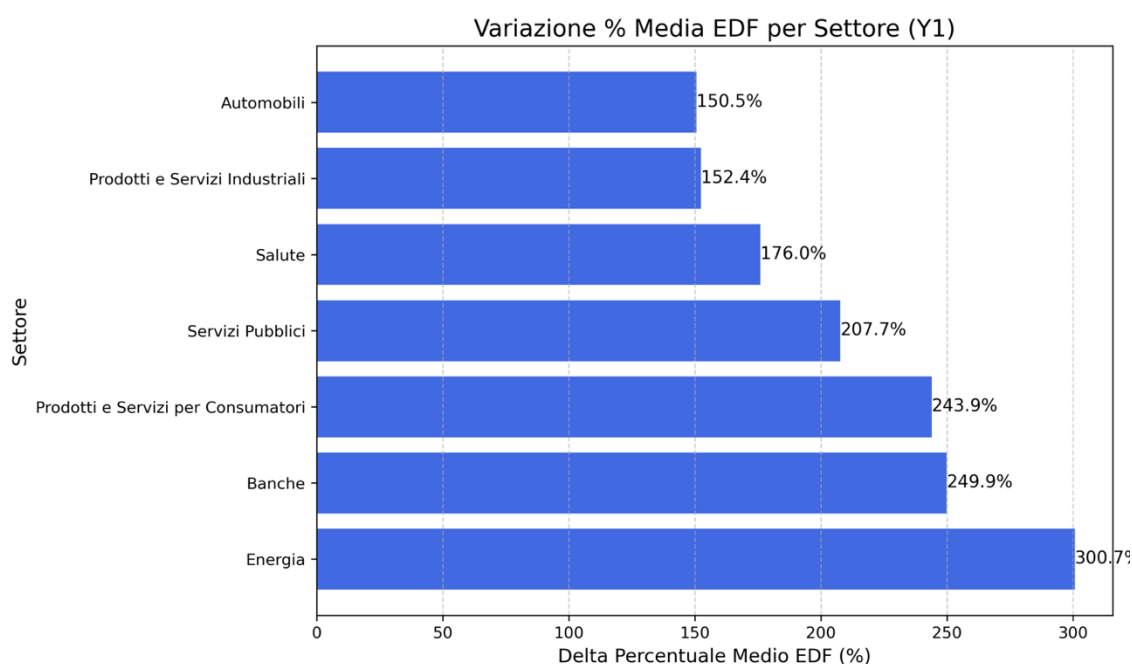


Figura 3.5.12: Variazione percentuale media delle EDF giornaliere per settore nel primo anno post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Dal punto di vista aziendale, Campari, Intesa Sanpaolo, Recordati e Terna si confermano tra le più esposte. In particolare, Snam, il cui delta risulta essere il maggiore in assoluto (+587%), si distingue come uno dei rari casi in cui la variazione è aumentata rispetto ai periodi iniziali. I principali esiti a livello societario sono illustrati nella **Figura 3.5.13**.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

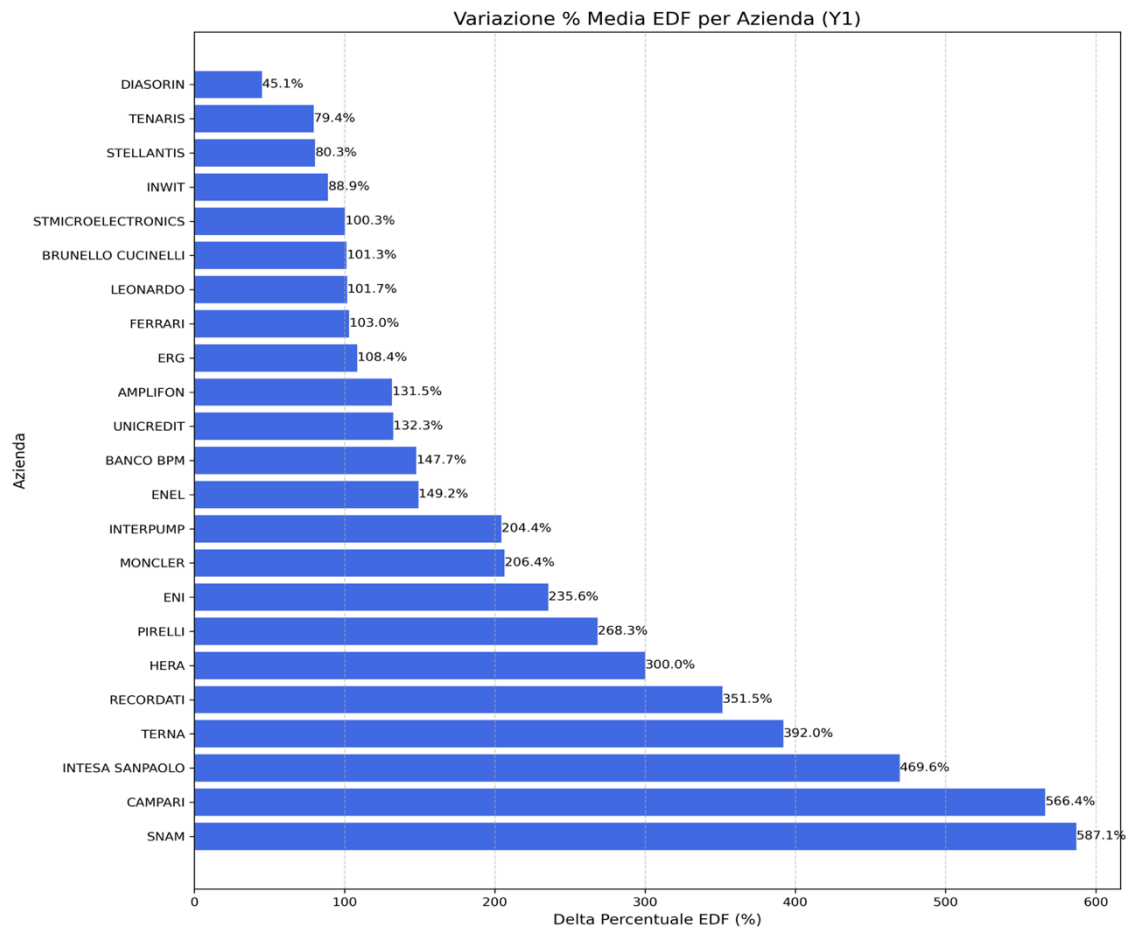


Figura 3.5.13: Variazione percentuale media delle EDF giornaliere per azienda nel primo anno post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Prendendo in considerazione l'intero periodo post-guerra (ALL), emerge che la variazione iniziale delle EDF, pur drasticamente ridimensionata, non si annulla completamente in alcun settore o impresa, ad eccezione di Enel, Tenaris e DiaSorin le cui differenze risultano negative. I dati numerici, presentati separatamente per settori e aziende, sono esposti nelle figure sottostanti.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

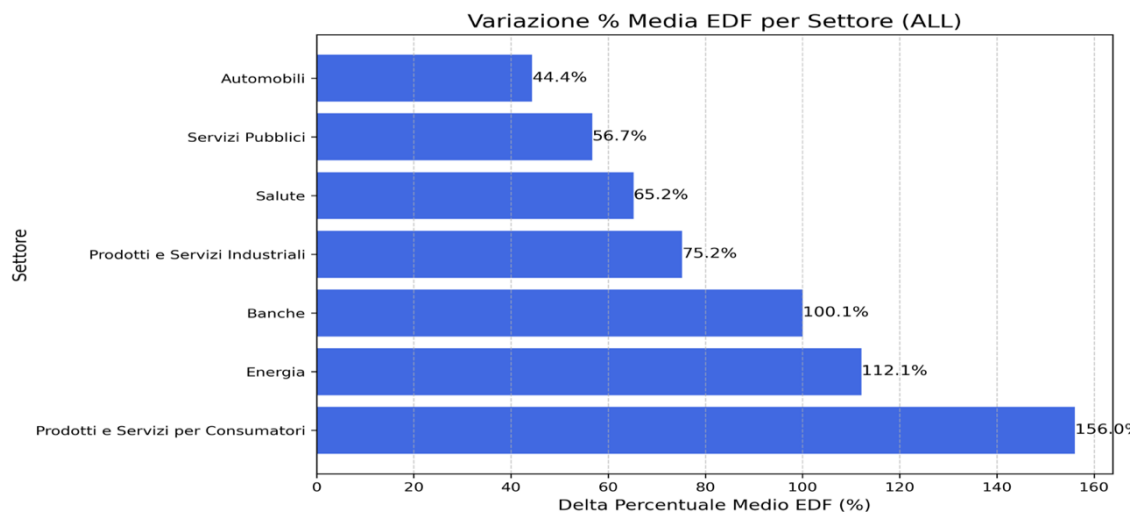


Figura 3.5.14: Variazione percentuale media delle EDF giornaliere per settore nell'intero periodo post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

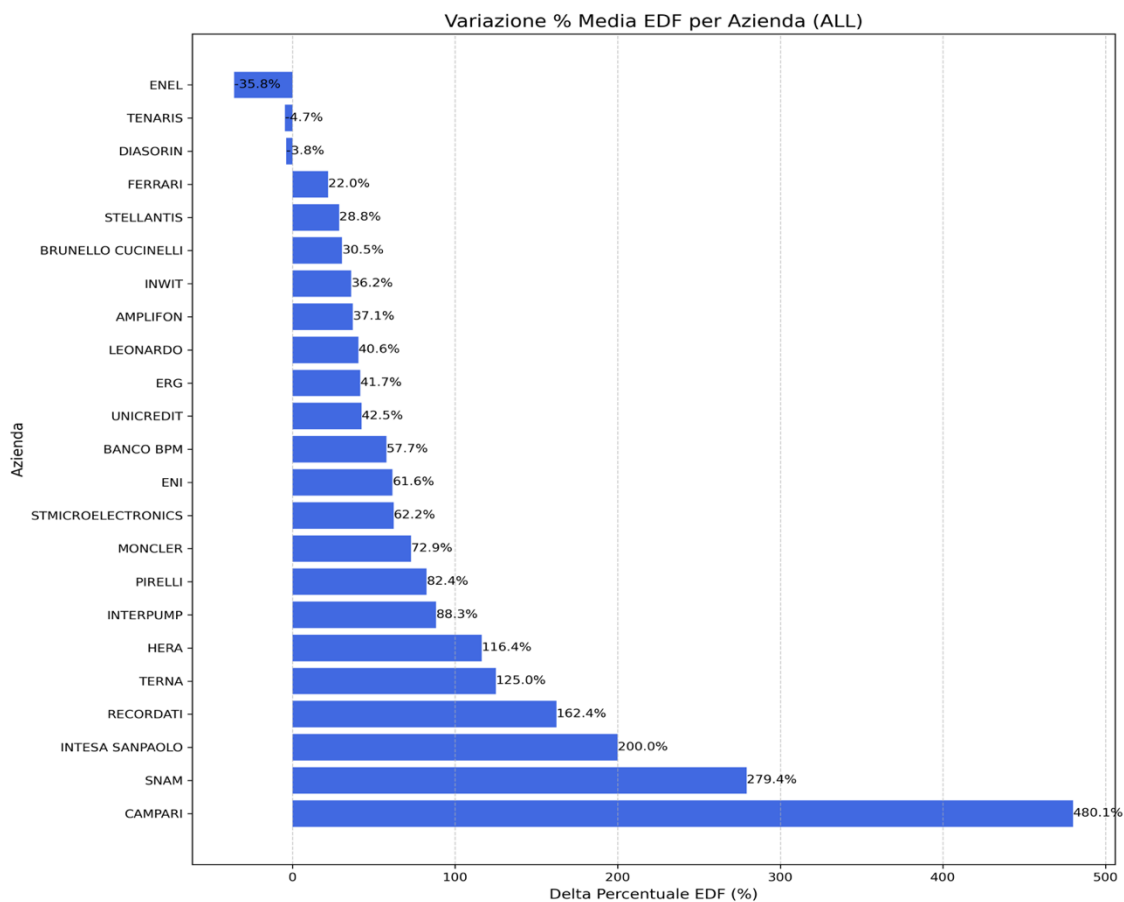


Figura 3.5.15: Variazione percentuale media delle EDF giornaliere per azienda nell'intero periodo post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

L'analisi dell'andamento complessivo delle EDF conferma la presenza di un forte shock immediato, che si riduce progressivamente con l'ampliarsi dell'orizzonte temporale post-evento, senza però annullarsi del tutto.

Per fornire una valutazione esaustiva, il confronto diretto tra i livelli medi di EDF pre e post-guerra è stato riportato in **Appendice A.3.2**.

3.5.2 Evoluzione della volatilità dell'EDF: analisi con diverse metodologie di calcolo³⁸

Mentre le variazioni medie delle EDF descrivono quanto la crisi abbia modificato il livello del rischio di default, l'analisi della volatilità consente di misurarne l'incertezza associata. A tal fine è stato calcolato il *delta percentuale della volatilità*, che misura il cambiamento, in termini percentuali, della variabilità delle EDF nel tempo. Questo indicatore permette di confrontare aziende e settori indipendentemente dal livello di volatilità iniziale, mettendo in luce chi ha subito gli shock più significativi.

Nel calcolo, per ciascun orizzonte temporale post-guerra (Q1, H1, Y1, ALL), la volatilità è stata confrontata con quella del periodo di riferimento pre-guerra (2021). Tale impostazione consente di cogliere sia l'impatto immediato dell'evento, sia la successiva evoluzione della volatilità nel tempo. È tuttavia opportuno segnalare che la diversa ampiezza delle finestre temporali può influire sulla stima della deviazione standard: intervalli più brevi risultano, infatti, potenzialmente più sensibili a shock temporanei e a valori anomali e, per motivi di numerosità campionaria, potrebbero presentare una maggiore variabilità statistica.

Formalmente, per l'impresa i e il periodo post-guerra t , il delta percentuale medio della volatilità è dato da:

$$\Delta\sigma_{i,t}(\%) = \frac{\sigma_{i,t} - \sigma_{i,2021}}{\sigma_{i,2021}} \times 100 \quad (3.3)$$

Dove:

1. $\sigma_{i,t}$ = deviazione standard delle EDF giornaliere della i -esima azienda nel t -esimo periodo post-guerra considerato ($t = Q1; H1; Y1, ALL$);
2. $\sigma_{i,2021}$ = deviazione standard delle EDF giornaliere della i -esima azienda nel periodo pre-guerra (2021).

³⁸ Andersen, T.G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., & Labys, P. (2003). Modeling and forecasting realized volatility. *Econometrica*, 71(2), 579-625

Un valore positivo del $\Delta\sigma_{i,t}(\%)$ sta ad indicare che la volatilità dell'EDF è aumentata rispetto al periodo pre-conflitto. Al contrario, un valore negativo riflette una riduzione della volatilità rispetto al 2021.

Risultati a livello aziendale

Confrontando le diverse finestre temporali successive allo scoppio della guerra, emerge che l'incremento della volatilità è stato più intenso nell'immediato post-guerra (Q1), per poi attenuarsi gradualmente nei periodi successivi. Ciononostante, anche nel lungo periodo la media delle variazioni rimane ampiamente positiva, evidenziando un impatto persistente dello shock geopolitico sulla stabilità delle EDF delle principali imprese italiane.

Nel primo trimestre post-guerra (Q1) si osserva un incremento particolarmente marcato della volatilità per gran parte delle aziende. L'aumento massimo riguarda Intesa Sanpaolo, con un +814% rispetto al 2021, mentre il valore minimo si registra per DiaSorin, che mostra una lieve riduzione pari a -2,3%. Nel complesso, la media dell'intero campione nel Q1 è pari a +211,5%, segnalando come l'inizio del conflitto abbia provocato un forte incremento dell'instabilità nel brevissimo termine. I valori appena descritti sono rappresentati nella **Figura 3.5.16**.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

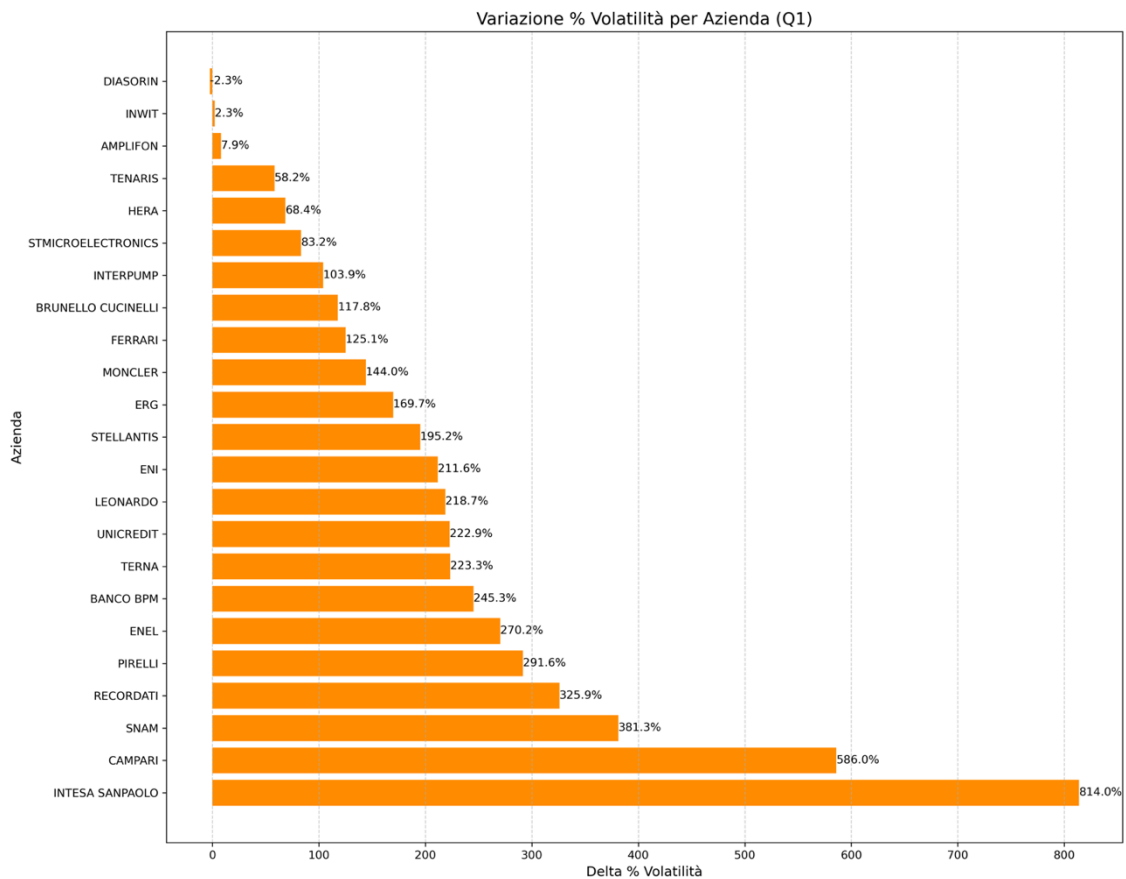


Figura 3.5.16: Delta percentuale medio della volatilità dell'EDF per azienda nel primo trimestre post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Nel primo semestre post-guerra (H1) i livelli di volatilità continuano a mantenersi su valori elevati: la media complessiva del campione è pari al +182,8%. Ciò indica che la fase di forte incertezza non si è esaurita nei mesi successivi. Intesa Sanpaolo si conferma l'impresa con l'incremento più marcato (+624,7%), mentre Diasorin quella con la variazione più contenuta (-22%). La distribuzione dei risultati è esplicitata nella **Figura 3.5.17**.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

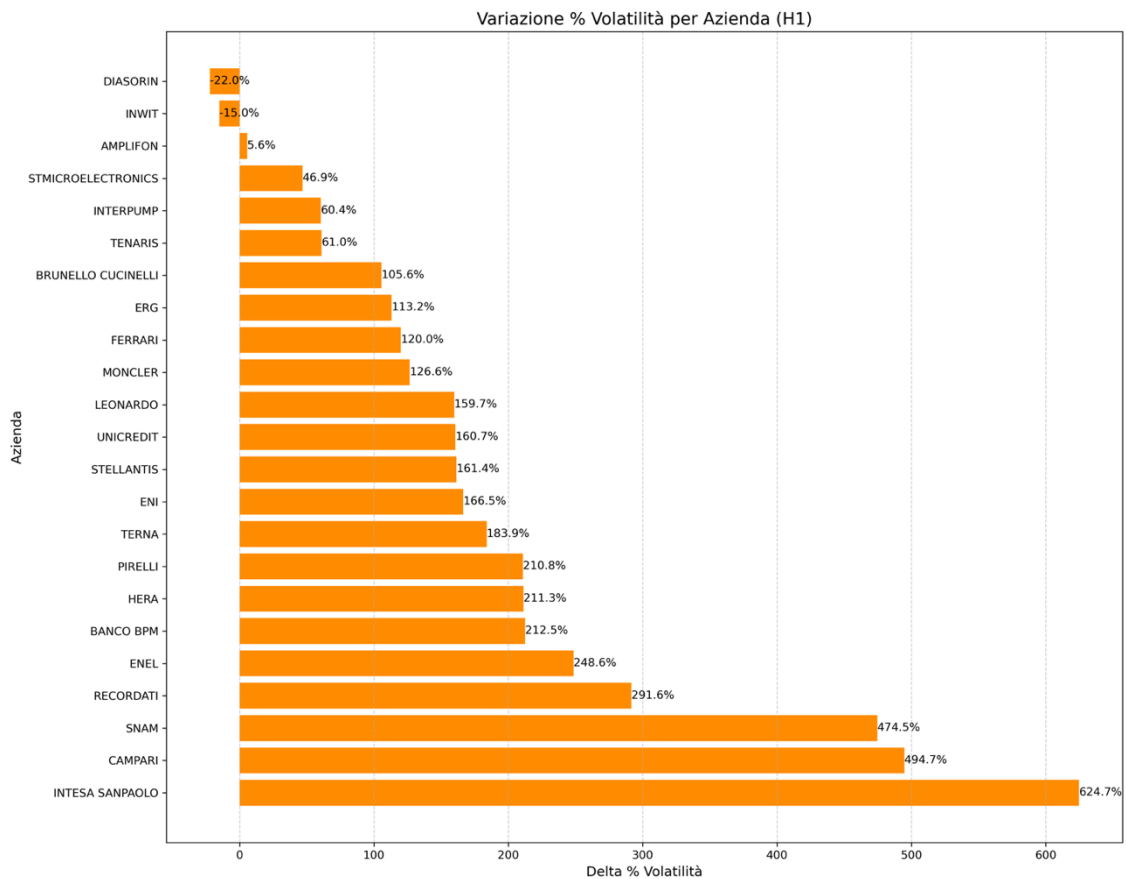


Figura 3.5.17: Delta percentuale medio della volatilità dell'EDF per azienda nel primo semestre post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Nel primo anno post-guerra (Y1) la media del campione si attesta su livelli simili a quelli del primo semestre (+178,1%), confermando come la volatilità rimanga elevata anche in una prospettiva di periodo medio. In tale finestra temporale, Snam mostra l'incremento più consistente (+832,3%), mentre INWIT registra la variazione più contenuta (-10,3%).

I dati dettagliati sono elencati nella **Figura 3.5.18**.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

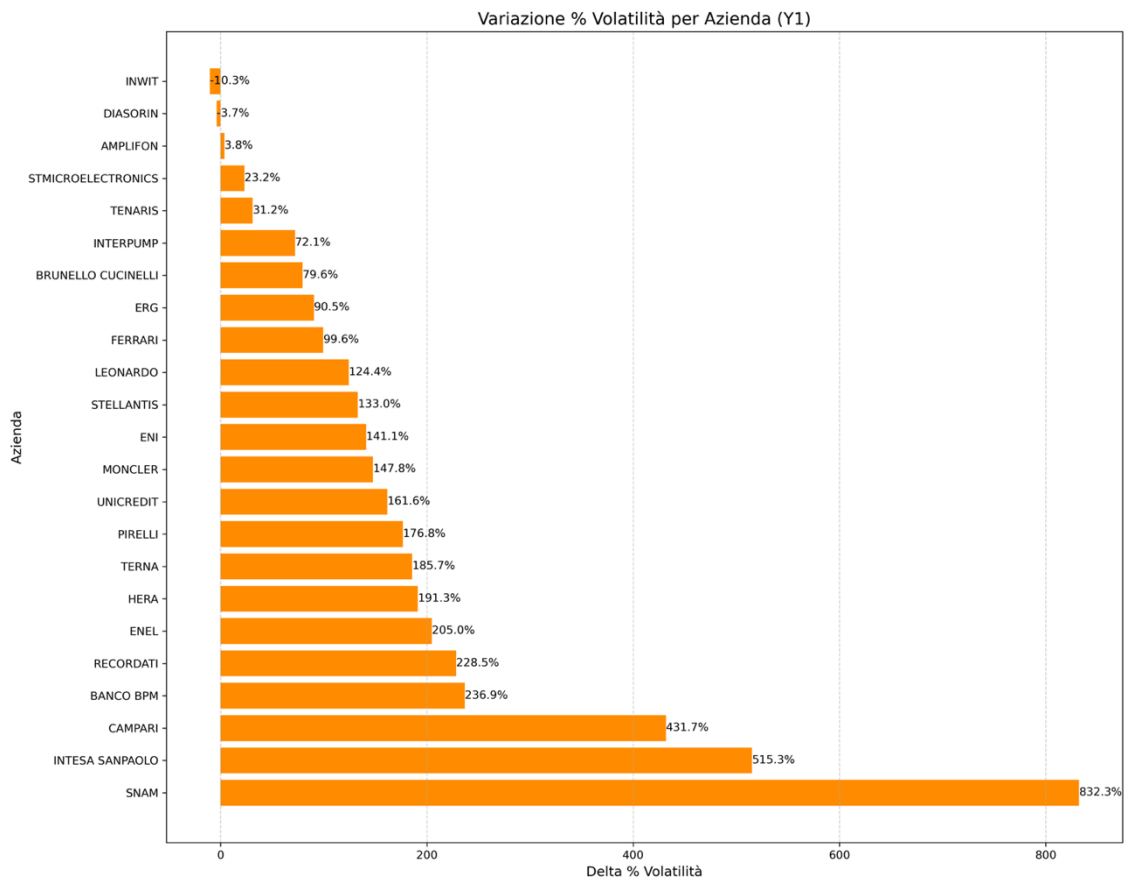


Figura 3.5.18: Delta percentuale medio della volatilità dell'EDF per azienda nel primo anno post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Infine, considerando l'intero periodo post-guerra, la media complessiva delle variazioni percentuali della volatilità risulta pari a un +143,5%. L'incremento massimo è associato a Campari (+668,6%), mentre il valore minimo appartiene ancora a DiaSorin (-5%). Questo conferma che, pur in presenza di un progressivo ridimensionamento rispetto ai picchi iniziali, la volatilità rimane su livelli significativamente superiori rispetto al pre-guerra anche nel lungo periodo. I risultati relativi all'intero orizzonte temporale sono illustrati nella **Figura 3.5.19**.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

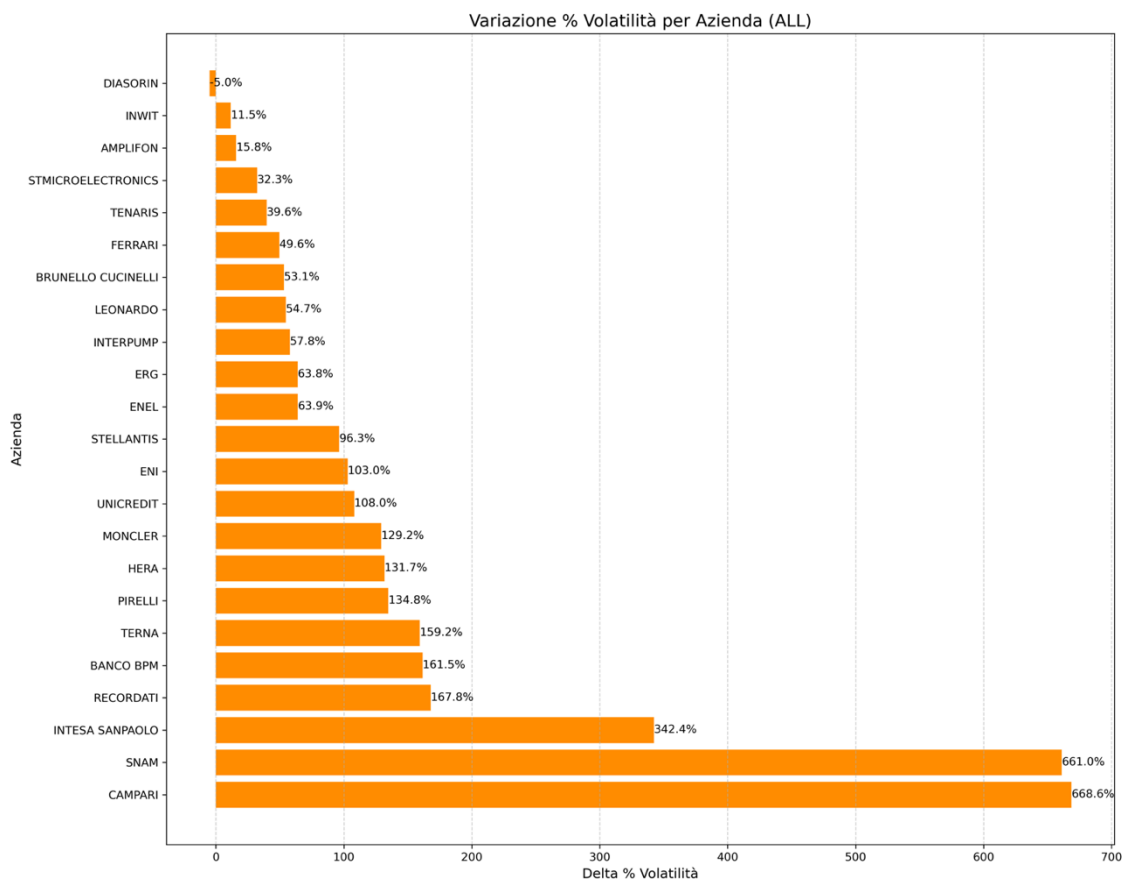


Figura 3.5.19: Delta percentuale medio della volatilità dell'EDF per azienda nell'intero periodo post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Risultati a livello settoriale

Dal confronto settoriale risulta che l'effetto della guerra sulla volatilità è stato più marcato nell'immediato, in particolare per banche, energia e consumi, con una successiva ma graduale riduzione nei periodi successivi. Tutti i comparti analizzati, tuttavia, presentano un delta percentuale positivo anche sull'intero orizzonte post-guerra, a conferma di un impatto diffuso e persistente sulla probabilità di default dei principali settori dell'economia italiana.

Nel primo trimestre post-guerra (Q1) si osserva un forte incremento della volatilità in tutti i comparti. L'impatto più intenso riguarda il settore bancario (+427,4%), seguito da quello dei prodotti e servizi per consumatori (+266,6%) e da quello energetico (+217%). I risultati dettagliati sono riportati nella **Figura 3.5.20**.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

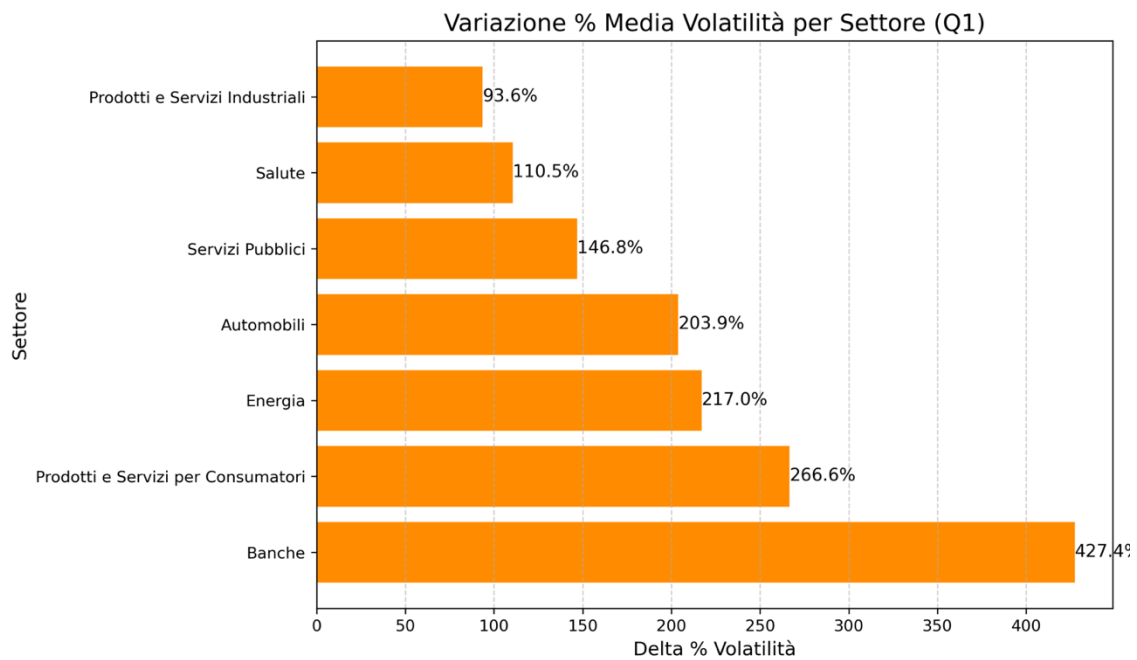


Figura 3.5.20: Delta percentuale medio della volatilità dell'EDF per settore nel primo trimestre post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Passando al primo semestre (H1), il comparto bancario mantiene la prima posizione (+332,6%). Energia e prodotti e servizi per consumatori continuano a evidenziare variazioni molto elevate. La sintesi numerica relativa a tale intervallo è illustrata nella **Figura 3.5.21**.

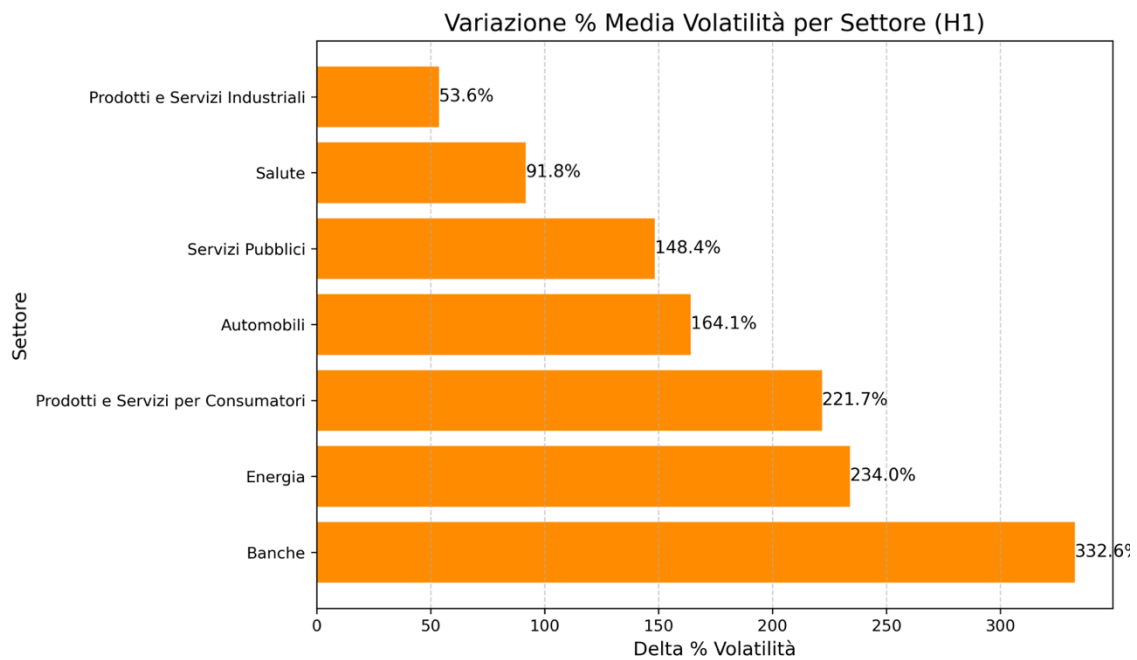


Figura 3.5.21: Delta percentuale medio della volatilità dell'EDF per settore nel primo semestre post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Nel primo anno post-guerra (Y1) si osserva un'ulteriore riduzione in quasi tutti i settori rispetto ai livelli del primo semestre. L'unica eccezione è rappresentata dal comparto energetico, che registra un incremento della volatilità superiore (+334,9), superando così le banche (+304,6%) e portandosi al primo posto. I valori medi per ciascun settore sono riportati nella **Figura 3.5.22**.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

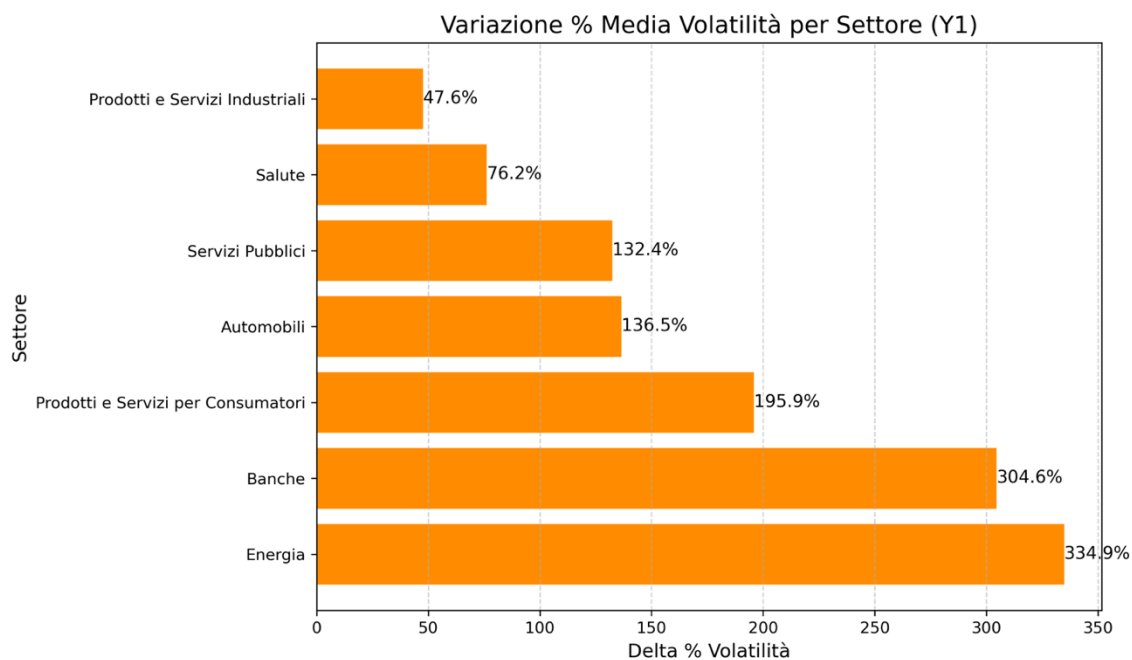


Figura 3.5.22: Delta percentuale medio della volatilità dell'EDF per settore nel primo anno post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Infine, considerando l'intero periodo post-guerra (ALL), la volatilità risulta aumentata in modo generalizzato. Il primato spetta al settore energetico (267,9%), seguito dai prodotti e servizi per consumatori (+226,4%) e dal comparto bancario (+204%). La **Figura 3.5.23** riassume i risultati complessivi.

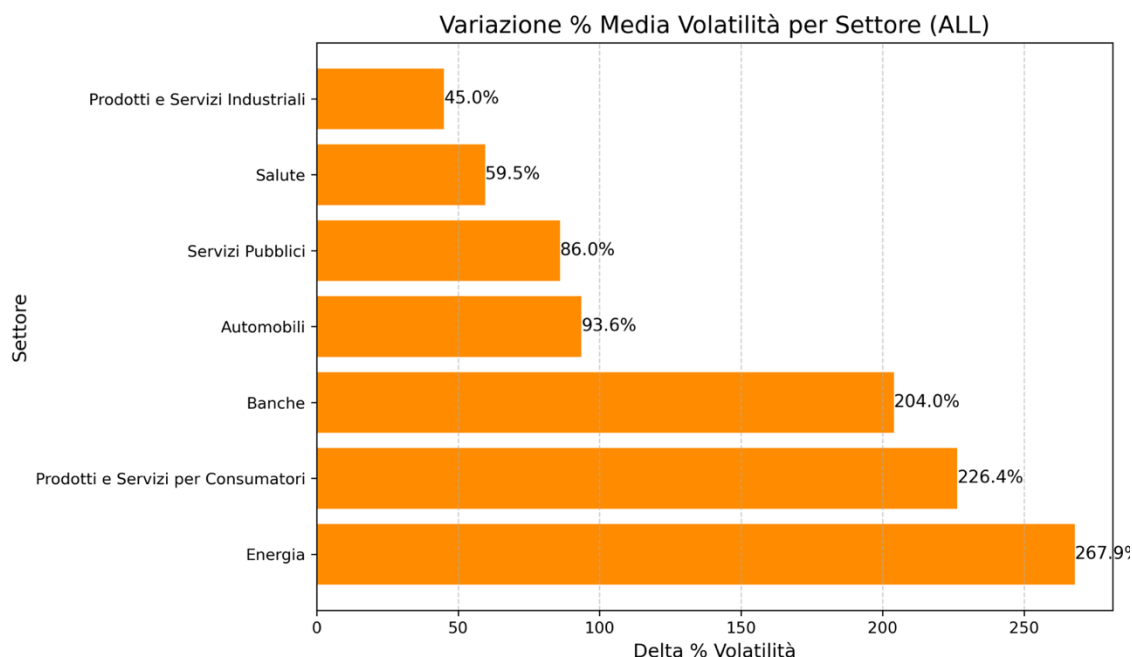


Figura 3.5.23: Delta percentuale medio della volatilità dell'EDF per settore nell'intero periodo post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

È importante sottolineare che la misura del delta percentuale della volatilità riflette la deviazione standard dell'intero periodo analizzato. Ciò significa che i picchi registrati dopo l'inizio del conflitto continuano a influenzare le stime anche nei mesi successivi. Di conseguenza, sebbene la volatilità tenda a ridursi col tempo, gli estremi iniziali, non uscendo dal campione, mantengono elevati i valori medi. Inoltre, finestre temporali più brevi possono risultare più sensibili a shock isolati, mentre quelle più lunghe rischiano di inglobare effetti ulteriori non direttamente riconducibili al conflitto.

Per ovviare a questi limiti, risulta utile integrare l'analisi con il *delta percentuale della rolling volatility*. Utilizzando una finestra mobile mensile (circa 22 giorni di negoziazione), la deviazione standard viene aggiornata costantemente, eliminando progressivamente i giorni di maggiore turbolenza dal campione e riflettendo meglio le condizioni correnti. Inoltre, la rolling volatility, genera una sequenza temporale continua che consente di seguire l'evoluzione della volatilità nel tempo, invece di sintetizzarla in un unico valore medio.

Confrontando la media della rolling volatility del periodo pre-guerra (2021) con quella dei vari istanti temporali successivi (Q1, H1, Y1, ALL), è possibile ottenere il delta percentuale medio della rolling volatility. La formula utilizzata è la seguente:

$$\Delta\sigma_{i,t}^{roll}(\%) = \frac{\sigma_i^{roll} - \sigma_{i,2021}^{roll}}{\sigma_{i,2021}^{roll}} \times 100 \quad (3.4)$$

Dove:

1. $\sigma_{i,t}^{roll}$ = media della rolling volatility delle EDF giornaliere della i -esima azienda nel t -esimo periodo post-guerra considerato ($t = Q1; H1; Y1, ALL$);
2. $\sigma_{i,2021}^{roll}$ = media della rolling volatility delle EDF giornaliere della i -esima azienda nel periodo pre-guerra (2021).

Disporre di entrambe le misure (delta percentuale della volatilità e delta percentuale della rolling volatility) consente di distinguere tra shock temporanei e incrementi persistenti della variabilità.

I risultati empirici del calcolo della rolling volatility, espressi in termini di variazione percentuale media per ciascun settore e finestra temporale post-guerra, sono riportati nella **Tabella 3.5.1**.

Settore	Periodo post-guerra	Delta Percentuale Medio RollingVol
Prodotti e Servizi per Consumatori	Q1	482,59
Banche	Q1	477,17
Energia	Q1	318,63
Automobili	Q1	284,03
Servizi Pubblici	Q1	205,38
Salute	Q1	166,46
Prodotti e Servizi Industriali	Q1	136,56
Prodotti e Servizi per Consumatori	H1	330,45
Banche	H1	308,83
Energia	H1	276,70
Servizi Pubblici	H1	271,57
Automobili	H1	168,06
Salute	H1	136,75
Prodotti e Servizi Industriali	H1	78,40
Energia	Y1	275,91
Servizi Pubblici	Y1	264,02
Prodotti e Servizi per Consumatori	Y1	195,01
Banche	Y1	168,60

Automobili	Y1	80,70
Salute	Y1	71,13
Prodotti e Servizi Industriali	Y1	36,89
Prodotti e Servizi per Consumatori	ALL	160,34
Energia	ALL	124,98
Servizi Pubblici	ALL	85,11
Banche	ALL	82,81
Prodotti e Servizi Industriali	ALL	27,34
Automobili	ALL	27,03
Salute	ALL	21,74

Tabella 3.5.1: Delta percentuale medio della rolling volatility dell'EDF per settore e periodo post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Dal confronto tra le due diverse metodologie, si evince che la rolling volatility enfatizza l'impatto dello shock nel brevissimo periodo, ma ne segnala un ridimensionamento più rapido sul medio-lungo termine. Al contrario, il calcolo statico restituisce picchi iniziali più contenuti, ma conserva livelli persistentemente elevati anche dopo diversi trimestri. Il metodo rolling permette quindi di cogliere in modo più dinamico non solo l'esplosione e il progressivo riassorbimento della volatilità, riducendo così il rischio di sovrastimare l'impatto della guerra su orizzonti temporali più ampi, ma anche l'eventuale insorgere di nuovi episodi di instabilità nel corso del tempo. Il metodo statico, pur fornendo una fotografia complessiva chiara e immediata, tende invece a produrre stime gonfiate e meno attribuibili all'evento originario.

Entrando nello specifico, il confronto tra le due metriche mette in luce tre aspetti principali:

1. la diversa intensità iniziale dello shock: nel primo trimestre la rolling volatility amplifica l'effetto immediato. Il settore dei prodotti e servizi per consumatori passa da +267% (metodo statico) a +483% (rolling); il bancario e l'energetico rispettivamente da +427% a +477% e da +217% a +319%. Ciò accade perché la finestra mobile, nel primo mese di turbolenza, incorpora quasi per intero i picchi di fine febbraio-marzo, mentre il calcolo statico diluisce lo shock sull'intero trimestre. Nel primo semestre, pur con valori ridotti, la dinamica rimane analoga;
2. La velocità di rientro: in generale, a dodici mesi dall'inizio del conflitto, le due diverse misure divergono in senso opposto. Ad esempio, il settore energetico scende a +276% con la rolling volatility, ma rimane a +335% con il metodo

statico; le banche passano da un +169% (rolling) a un +305% (statico). Questo si verifica perché, nella volatilità rolling, i giorni con i picchi estremi del 2022 escono progressivamente dal campione, mentre nel metodo statico continuano a pesare sulla deviazione standard dell'intero anno. Tuttavia, non tutti i settori seguono questa dinamica: i servizi pubblici, infatti, presentano una rolling volatility a un anno (+264%) circa doppia rispetto a quella statica (+132%), segnalando la presenza di eventi intermedi che hanno generato nuova turbolenza e che il metodo rolling ha catturato immediatamente;

3. La persistenza di lungo periodo: la differenza tra le due metodologie si amplia ulteriormente sull'intero orizzonte post-guerra. L'energia mostra un incremento del +125% con il metodo rolling, contro il +268% dello statico; le banche passano da +204% (statico) a +83% (rolling) e i prodotti e servizi per consumatori da +226 a +160%. In media, il delta percentuale rolling (+76%) risulta quasi dimezzato rispetto a quello statico (140%). Questo perché la finestra mobile "dimentica" progressivamente i picchi iniziali, restituendo stime più basse nel lungo periodo.

Per rendere più evidenti le differenze tra i due approcci, nelle figure seguenti verranno sovrapposte la volatilità cumulativa, calcolata come deviazione standard progressiva dall'inizio del campione, e la rolling volatility, calcolata con finestra mobile mensile, per una serie di imprese.

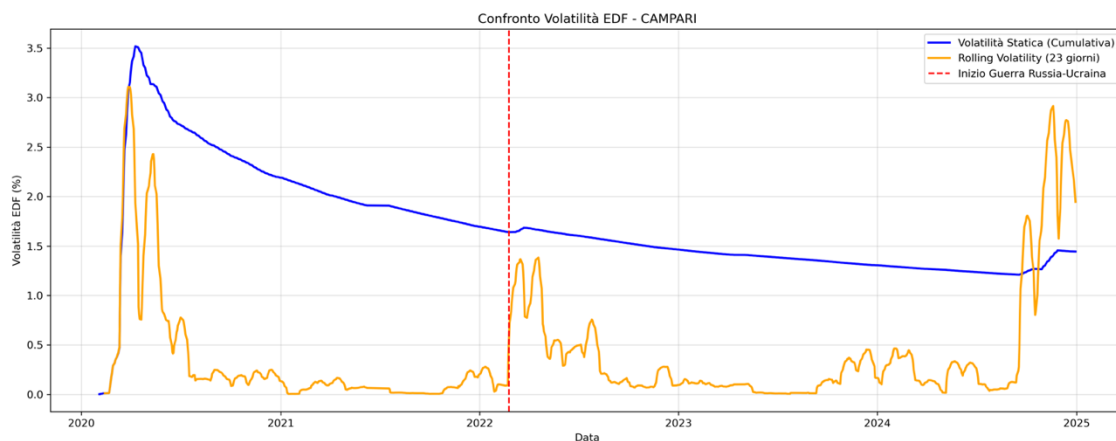


Figura 3.5.24: Confronto tra volatilità cumulata e rolling volatility dell'EDF azienda Campari

Fonte: elaborazione personale dell'autore

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

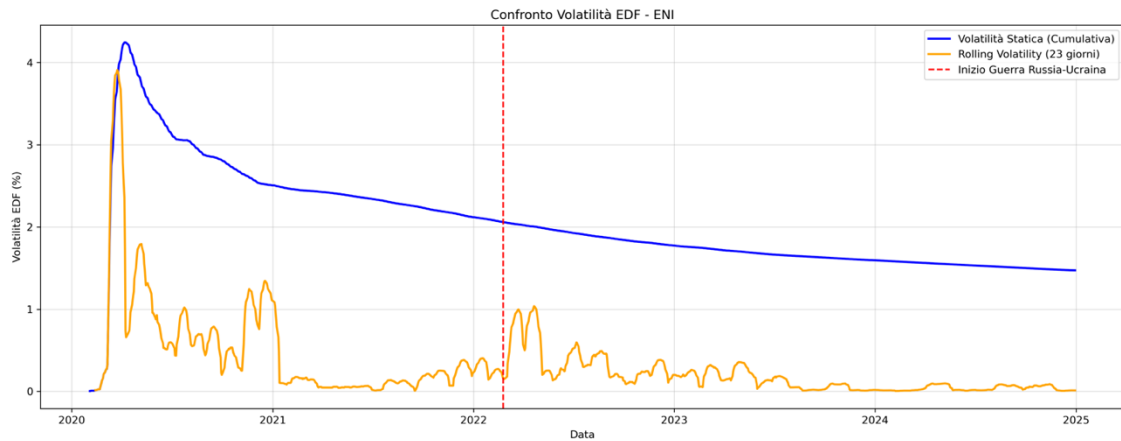


Figura 3.5.25: Confronto tra volatilità cumulata e rolling volatility dell'EDF azienda Eni
Fonte: elaborazione personale dell'autore

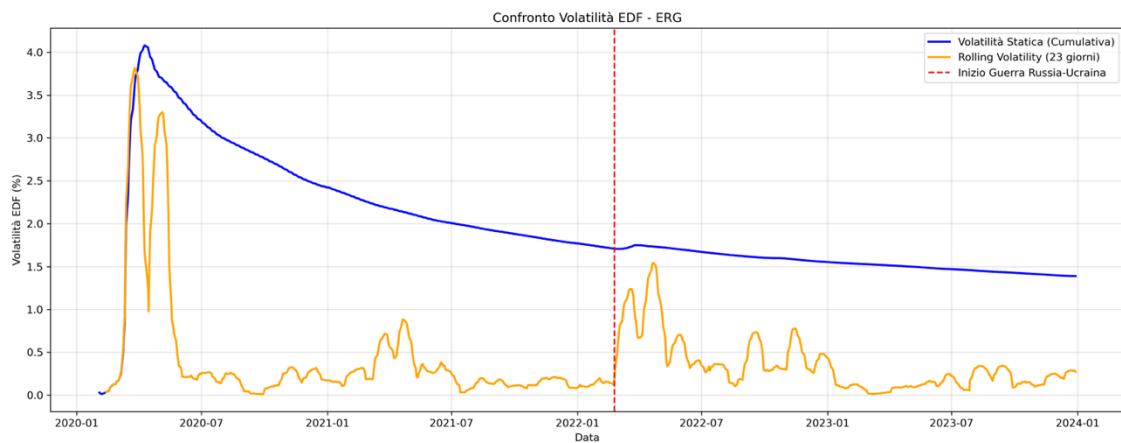


Figura 3.5.26: Confronto tra volatilità cumulata e rolling volatility dell'EDF azienda ERG
Fonte: elaborazione personale dell'autore

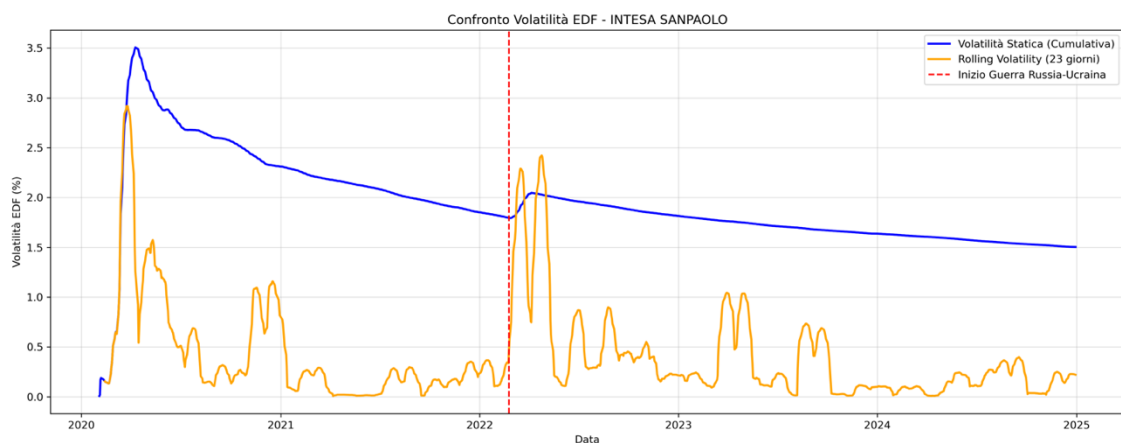


Figura 3.5.27: Confronto tra volatilità cumulata e rolling volatility dell'EDF azienda Intesa Sanpaolo
Fonte: elaborazione personale dell'autore

Volatilità statica (blu)

La volatilità statica (cumulativa) rappresenta la deviazione standard delle EDF giornaliere calcolata progressivamente dall'inizio del campione fino a ciascun giorno considerato. È “cumulativa” in quanto ingloba tutti i valori osservati fino a quel momento. Tale misura risulta molto elevata nella fase iniziale (2020), per poi ridursi gradualmente: l'aggiunta di nuovi dati diluisce l'impatto delle oscillazioni iniziali, rendendo la curva sempre meno sensibile a shock recenti e più piatta nel tempo. Per questo motivo la volatilità cumulata tende a smussare gli effetti improvvisi e non evidenzia discontinuità particolarmente brusche in corrispondenza dell'evento bellico.

Volatilità rolling (arancione)

La rolling volatility, calcolata su finestre mobili mensili (circa 22 giorni di negoziazione), permette di cogliere in tempo reale le oscillazioni della variabilità delle EDF. Riflettendo prontamente gli shock improvvisi, costituisce una misura più sensibile e dinamica rispetto alla cumulata. Dalle figure emerge chiaramente come, subito dopo lo scoppio della guerra, la rolling volatility registri picchi improvvisi, evidenziando l'innalzamento dell'incertezza. Tuttavia, tali picchi tendono a ridursi man mano che i giorni più turbolenti escono dalla finestra mobile.

Confronto tra le due misure

Dal confronto tra le due serie emerge che la volatilità statica tende a sottostimare la rapidità e l'intensità degli shock improvvisi, mentre la rolling volatility consente di individuare chiaramente i periodi più turbolenti. Ciò è coerente con le aspettative teoriche: la rolling è infatti molto più reattiva, mentre la cumulata risulta meno dinamica e più adatta a descrivere la tendenza di lungo periodo. Mentre la rolling volatility è utile per identificare e quantificare fasi di turbolenza repentina, la statica fornisce un quadro più stabile dell'evoluzione complessiva.

Nel complesso, i risultati mostrano che il conflitto ha generato un forte aumento della volatilità, con un successivo riassorbimento parziale. La volatilità rimane comunque più elevata rispetto al periodo pre-guerra.

3.5.3 Analisi della significatività statistica delle variazioni delle EDF

Per determinare se le variazioni delle EDF successive all'invasione russa siano effettivamente significative, è stato effettuato il *t-test di Welch* sulle probabilità di default giornaliere delle società e dei settori oggetto d'esame.

Il confronto è stato condotto tra la media delle EDF giornaliere nel periodo pre-guerra (2021) e quella di ciascun istante temporale post-guerra (Q1, H1, Y1, ALL). In questo modo è possibile verificare se le variazioni osservate siano attribuibili a un effetto reale oppure al semplice caso.

È stato scelto il t-test di Welch in quanto non richiede l'ipotesi di uguaglianza delle varianze tra i due campioni. Tale condizione è particolarmente rilevante in questo contesto: poiché la crisi geopolitica ha modificato sensibilmente la volatilità delle EDF, risulta poco plausibile assumere varianze omogenee tra pre e post-guerra. Il test risulta quindi più conservativo, robusto e appropriato all'analisi di questo tipo di dati.

Definito un livello di significatività al 5%, le osservazioni risultano statisticamente significative se il p-value è inferiore a 0,05. In caso contrario, invece, non si hanno evidenze per escludere che la dvariazione sia dovuta al caso.

Nella **Tabella 3.5.2** viene riportato l'esito dei 92 confronti tra la EDF media pre-guerra del 2021 e quella dei diversi istanti post-guerra, per 23 aziende e 4 finestre temporali (Q1, H1, Y1, ALL).

Settore	Azienda	Periodo post-guerra	p-value	p < 0.05
Energia	ENI	Q1	1,918E-13	✓
Energia	ENI	H1	1,201E-29	✓
Energia	ENI	Y1	7,144E-35	✓
Energia	ENI	ALL	2,657E-09	✓
Energia	SNAM	Q1	8,145E-21	✓
Energia	SNAM	H1	7,251E-28	✓
Energia	SNAM	Y1	4,659E-44	✓
Energia	SNAM	ALL	1,286E-47	✓
Energia	TENARIS	Q1	7,965E-11	✓
Energia	TENARIS	H1	5,416E-16	✓
Energia	TENARIS	Y1	2,209E-28	✓
Energia	TENARIS	ALL	0,3784391	
Servizi Pubblici	ENEL	Q1	5,545E-07	✓

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

Servizi Pubblici	ENEL	H1	3,847E-07	✓
Servizi Pubblici	ENEL	Y1	1,693E-06	✓
Servizi Pubblici	ENEL	ALL	0,0001352	✓
Servizi Pubblici	HERA	Q1	4,588E-14	✓
Servizi Pubblici	HERA	H1	9,791E-25	✓
Servizi Pubblici	HERA	Y1	3,257E-34	✓
Servizi Pubblici	HERA	ALL	1,645E-22	✓
Servizi Pubblici	TERNA	Q1	1,928E-19	✓
Servizi Pubblici	TERNA	H1	8,925E-33	✓
Servizi Pubblici	TERNA	Y1	1,358E-49	✓
Servizi Pubblici	TERNA	ALL	7,389E-18	✓
Servizi Pubblici	ERG	Q1	1,158E-08	✓
Servizi Pubblici	ERG	H1	1,867E-11	✓
Servizi Pubblici	ERG	Y1	2,035E-16	✓
Servizi Pubblici	ERG	ALL	6,903E-06	✓
Servizi Pubblici	INWIT	Q1	3,24E-05	✓
Servizi Pubblici	INWIT	H1	9,257E-09	✓
Servizi Pubblici	INWIT	Y1	1,657E-09	✓
Servizi Pubblici	INWIT	ALL	0,0067126	✓
Banche	INTESA SANPAOLO	Q1	8,654E-13	✓
Banche	INTESA SANPAOLO	H1	1,266E-22	✓
Banche	INTESA SANPAOLO	Y1	6,752E-25	✓
Banche	INTESA SANPAOLO	ALL	3,239E-25	✓
Banche	UNICREDIT	Q1	1,295E-16	✓
Banche	UNICREDIT	H1	2,4E-29	✓
Banche	UNICREDIT	Y1	6,35E-20	✓
Banche	UNICREDIT	ALL	4,961E-08	✓
Banche	BANCO BPM	Q1	1,66E-20	✓
Banche	BANCO BPM	H1	1,912E-35	✓
Banche	BANCO BPM	Y1	9,004E-24	✓
Banche	BANCO BPM	ALL	1,233E-15	✓
Automobili	STELLANTIS	Q1	2,565E-15	✓
Automobili	STELLANTIS	H1	9,288E-19	✓
Automobili	STELLANTIS	Y1	2,303E-10	✓
Automobili	STELLANTIS	ALL	0,0001233	✓
Automobili	PIRELLI	Q1	9,772E-15	✓

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

Automobili	PIRELLI	H1	7,743E-30	✓
Automobili	PIRELLI	Y1	1,326E-41	✓
Automobili	PIRELLI	ALL	1,176E-15	✓
Automobili	FERRARI	Q1	1,912E-16	✓
Automobili	FERRARI	H1	1,035E-19	✓
Automobili	FERRARI	Y1	1,613E-11	✓
Automobili	FERRARI	ALL	0,0143179	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	LEONARDO	Q1	9,865E-10	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	LEONARDO	H1	2,658E-15	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	LEONARDO	Y1	1,054E-12	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	LEONARDO	ALL	1,448E-07	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	MONCLER	Q1	3,348E-25	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	MONCLER	H1	8,09E-42	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	MONCLER	Y1	4,981E-45	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	MONCLER	ALL	2,841E-19	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	BRUNELLO CUCINELLI	Q1	1,885E-17	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	BRUNELLO CUCINELLI	H1	1,773E-20	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	BRUNELLO CUCINELLI	Y1	1,958E-26	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	BRUNELLO CUCINELLI	ALL	2,163E-07	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	CAMPARI	Q1	8,78E-18	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	CAMPARI	H1	8,745E-31	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	CAMPARI	Y1	2,343E-37	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	CAMPARI	ALL	2,836E-42	✓
Salute	DIASORIN	Q1	2,37E-12	✓
Salute	DIASORIN	H1	2,494E-22	✓
Salute	DIASORIN	Y1	2,035E-10	✓
Salute	DIASORIN	ALL	0,5106925	
Salute	RECORDATI	Q1	1,547E-16	✓
Salute	RECORDATI	H1	6,423E-28	✓
Salute	RECORDATI	Y1	1,64E-40	✓
Salute	RECORDATI	ALL	7,388E-35	✓
Salute	AMPLIFON	Q1	2,395E-14	✓
Salute	AMPLIFON	H1	1,024E-41	✓
Salute	AMPLIFON	Y1	1,844E-51	✓
Salute	AMPLIFON	ALL	2,276E-08	✓
Prodotti e Servizi Industriali	INTERPUMP	Q1	1,342E-20	✓

Prodotti e Servizi Industriali	INTERPUMP	H1	6,04E-49	✓
Prodotti e Servizi Industriali	INTERPUMP	Y1	5,606E-50	✓
Prodotti e Servizi Industriali	INTERPUMP	ALL	6,297E-25	✓
Prodotti e Servizi Industriali	STMICROELECTRONICS	Q1	9,186E-10	✓
Prodotti e Servizi Industriali	STMICROELECTRONICS	H1	1,072E-16	✓
Prodotti e Servizi Industriali	STMICROELECTRONICS	Y1	1,194E-29	✓
Prodotti e Servizi Industriali	STMICROELECTRONICS	ALL	2,162E-19	✓

Tabella 3.5.2: Risultati del test di significatività sulla differenza tra EDF media pre e post-guerra per azienda nei diversi periodi

Fonte: elaborazione personale dell'autore

I risultati mostrano che il 97,8% dei confronti (90 su 92) presenta un p-value $< 0,05$. Pertanto, risultano statisticamente significativi. Soltanto due società, Tenaris e DiaSorin, nella finestra ALL, non mostrano differenze significative rispetto al 2021. In generale, nelle finestre temporali più ravvicinate (Q1, H1, Y1) la variazione dell'EDF è sempre significativa. Nell'intero periodo post-guerra (ALL) la significatività rimane elevata (91% dei casi), ma con alcune eccezioni.

Su 92 confronti, 89 evidenziano un aumento significativo delle EDF post-guerra, mentre soltanto Enel (ALL) mostra una diminuzione significativa.

Il t-test di Welch conferma che l'esplosione del conflitto ha causato una variazione positiva della media delle EDF in maniera quasi universale. L'effetto risulta sempre significativo e massimo nelle finestre più ravvicinate.

Per rendere la lettura dei risultati più immediata, i p-value sono stati trasformati mediante la funzione logaritmica $-\log_{10}(p)$ e rappresentati graficamente. La soglia di significatività $\alpha = 0,05$ corrisponde al valore costante $-\log_{10}(0,05) = 1,301$, indicato nei grafici da una linea blu tratteggiata. Le variazioni significative appaiono come barre rosse al di sopra della soglia, mentre quelle non significative sono in grigio. Questa rappresentazione consente di visualizzare non solo le differenze significative, ma anche il grado di robustezza statistica: a barre più elevate corrispondono livelli di significatività maggiori. L'andamento dei p-value viene riportato nelle figure sottostanti.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

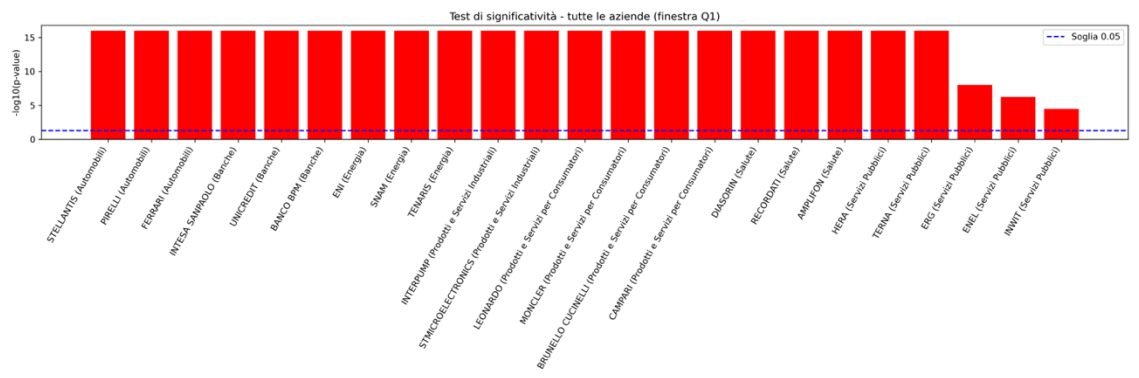


Figura 3.5.28: confronto dei p-value delle variazioni delle EDF con la soglia di significatività per azienda nel primo trimestre post-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

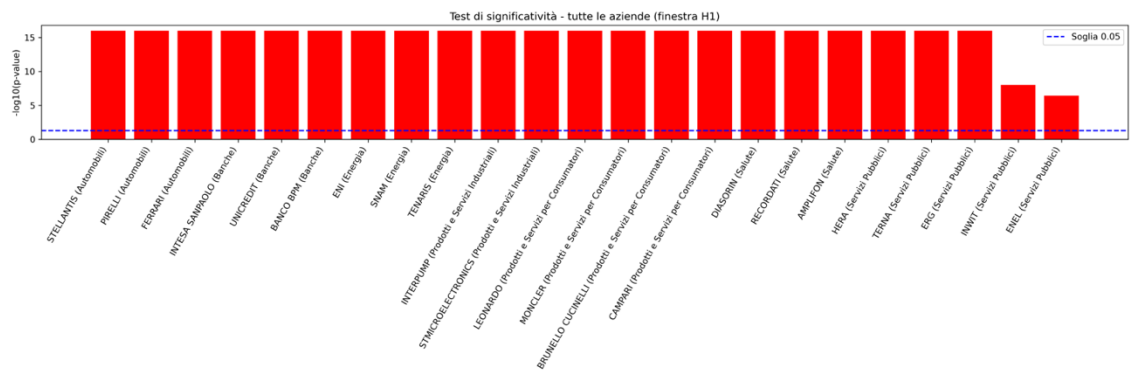


Figura 3.5.29: confronto dei p-value delle variazioni delle EDF con la soglia di significatività per azienda nel primo semestre post-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

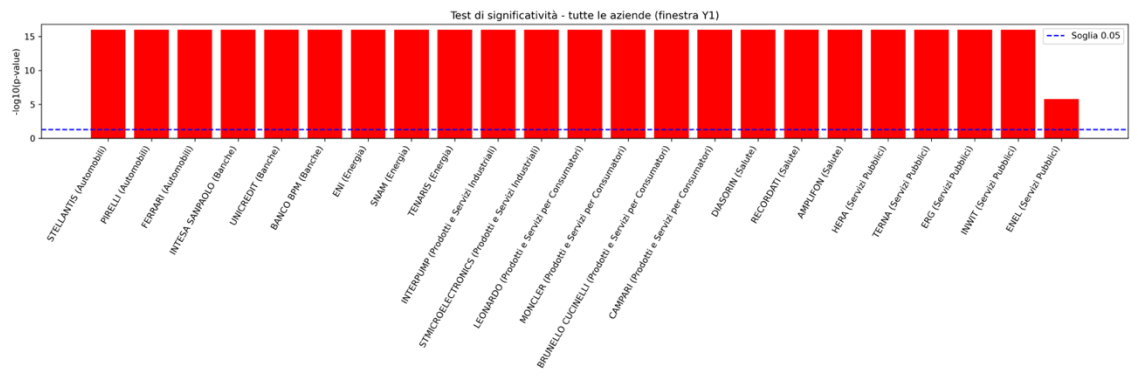


Figura 3.5.30: confronto dei p-value delle variazioni delle EDF con la soglia di significatività per azienda nel primo anno post-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

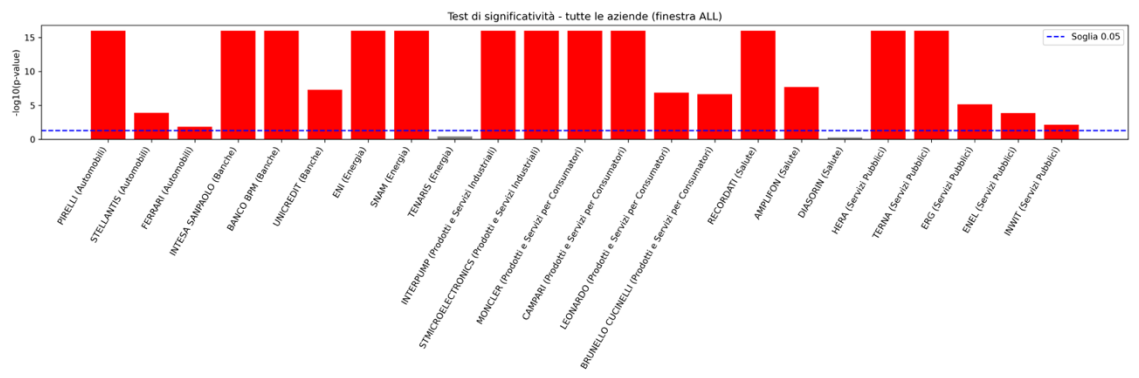


Figura 3.5.31: confronto dei p-value delle variazioni delle EDF con la soglia di significatività per azienda nell'intero periodo post-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

Poiché la trasformazione logaritmica è strettamente monotona, i risultati inferenziali coincidono esattamente con quelli del t-test di Welch.

Per rafforzare la solidità statistica dei risultati, sono stati effettuati test aggiuntivi che tengono conto dell'autocorrelazione e dell'eteroschedasticità, tramite stime di errori standard robusti alla *Newey-West*.³⁹

Inoltre, per ridurre il rischio di falsi positivi dovuti alla numerosità dei confronti, i p-value sono stati ulteriormente corretti con il metodo *False Discovery Rate (FDR)* di Benjamini-Hochberg⁴⁰.

I nuovi esiti sono riportati nella **Tabella 3.5.3**.

Settore	Azienda	Periodo post-guerra	Delta Media	p-value NeweyWest	p-value FDR	p FDR < 0,05
Energia	ENI	Q1	1,016660069	3,08935E-05	5,07537E-05	✓
Energia	SNAM	Q1	0,232432835	9,15257E-15	2,10509E-13	✓
Energia	TENARIS	Q1	1,492638084	0,000635267	0,00081173	✓
Servizi Pubblici	ENEL	Q1	0,867858064	0,018102242	0,018925071	✓
Servizi Pubblici	HERA	Q1	0,532440902	1,41013E-05	2,70274E-05	✓

³⁹ Newey, W. K., & West, K. D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55(3), 703-708.

⁴⁰ Benjamini, Y., & Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 57(1), 289-300.

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

Servizi Pubblici	TERNA	Q1	0,681770 29	8,81095E-09	4,05304E -08	✓
Servizi Pubblici	ERG	Q1	1,249604 655	0,005821522	0,006375 952	✓
Servizi Pubblici	INWIT	Q1	0,256243 729	0,061420437	0,061420 437	
Banche	INTESA SANPAOLO	Q1	2,919608 909	0,000141409	0,000203 275	✓
Banche	UNICREDIT	Q1	3,724455 194	2,29935E-06	5,28851E -06	✓
Banche	BANCO BPM	Q1	3,418312 302	4,2436E-09	2,66504E -08	✓
Automobili	STELLANTIS	Q1	2,758157 046	9,12337E-06	1,90761E -05	✓
Automobili	PIRELLI	Q1	2,433896 718	1,77848E-05	3,14654E -05	✓
Automobili	FERRARI	Q1	1,273068 728	1,09626E-06	2,80156E -06	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	LEONARDO	Q1	2,062808 131	0,002097695	0,002430 106	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	MONCLER	Q1	2,578839 167	2,45441E-13	2,82257E -12	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	BRUNELLO CUCINELLI	Q1	2,205044 5	9,84528E-07	2,80156E -06	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	CAMPARI	Q1	1,757595 412	2,29311E-07	8,79026E -07	✓
Salute	DIASORIN	Q1	0,912076 184	0,000414383	0,000560 636	✓
Salute	RECORDATI	Q1	1,299595 984	6,66896E-07	2,19123E -06	✓
Salute	AMPLIFON	Q1	0,985092 62	3,93091E-05	6,0274E- 05	✓
Prodotti e Servizi Industriali	INTERPUMP	Q1	1,880586 113	4,63486E-09	2,66504E -08	✓
Prodotti e Servizi Industriali	STMICROELECT RONICS	Q1	1,280189 883	0,002113136	0,002430 106	✓
Energia	ENI	H1	0,975456 185	1,15799E-10	3,32921E -10	✓
Energia	SNAM	H1	0,201237 135	3,10545E-11	1,19042E -10	✓
Energia	TENARIS	H1	1,313061 88	7,91463E-05	9,58087E -05	✓

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

Servizi Pubblici	ENEL	H1	0,748075 681	0,018954298	0,018954 298	✓
Servizi Pubblici	HERA	H1	0,920292 435	8,15132E-08	1,56234E -07	✓
Servizi Pubblici	TERNA	H1	0,525062 879	1,05981E-11	4,87512E -11	✓
Servizi Pubblici	ERG	H1	0,801210 053	0,002117283	0,002318 929	✓
Servizi Pubblici	INWIT	H1	0,230361 064	0,010769794	0,011259 33	✓
Banche	INTESA SANPAOLO	H1	2,185676 153	4,65213E-07	8,23068E -07	✓
Banche	UNICREDIT	H1	2,785024 976	1,19222E-09	2,49282E -09	✓
Banche	BANCO BPM	H1	2,753719 349	4,41544E-13	2,53888E -12	✓
Automobili	STELLANTIS	H1	1,738709 182	1,5862E-05	2,14604E -05	✓
Automobili	PIRELLI	H1	2,015655 891	6,30889E-10	1,61227E -09	✓
Automobili	FERRARI	H1	0,868941 35	5,61169E-06	8,06681E -06	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	LEONARDO	H1	1,502941 504	0,000174314	0,000200 461	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	MONCLER	H1	1,997464 358	1,57889E-16	1,81572E -15	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	BRUNELLO CUCINELLI	H1	1,420545 725	4,64744E-06	7,12607E -06	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	CAMPARI	H1	1,378742 77	4,13349E-11	1,35815E -10	✓
Salute	DIASORIN	H1	0,803723 172	3,4416E-06	5,65405E -06	✓
Salute	RECORDATI	H1	1,066952 257	7,64528E-10	1,75841E -09	✓
Salute	AMPLIFON	H1	1,356540 389	2,92458E-13	2,24218E -12	✓
Prodotti e Servizi Industriali	INTERPUMP	H1	1,731038 771	6,10344E-20	1,40379E -18	✓
Prodotti e Servizi Industriali	STMICROELECT RONICS	H1	1,001851 505	6,92045E-05	8,8428E- 05	✓
Energia	ENI	Y1	0,617071 763	2,33912E-09	5,37997E -09	✓

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

Energia	SNAM	Y1	0,276772 65	1,78454E-13	1,78639E -12	✓
Energia	TENARIS	Y1	1,135063 927	2,41483E-07	4,62843E -07	✓
Servizi Pubblici	ENEL	Y1	0,484974 004	0,034268419	0,034268 419	✓
Servizi Pubblici	HERA	Y1	0,736350 779	2,18829E-09	5,37997E -09	✓
Servizi Pubblici	TERNA	Y1	0,430114 8	2,85209E-14	6,55981E -13	✓
Servizi Pubblici	ERG	Y1	0,634472 063	0,000287588	0,000389 089	✓
Servizi Pubblici	INWIT	Y1	0,203904 297	0,009118456	0,009532 932	✓
Banche	INTESA SANPAOLO	Y1	1,241558 135	1,99596E-06	3,27908E -06	✓
Banche	UNICREDIT	Y1	1,374282 744	4,12341E-05	5,9274E- 05	✓
Banche	BANCO BPM	Y1	1,362366 423	4,41948E-06	6,77653E -06	✓
Automobili	STELLANTIS	Y1	0,725498 061	0,006258556	0,006854 609	✓
Automobili	PIRELLI	Y1	1,389629 92	3,43914E-11	1,13E-10	✓
Automobili	FERRARI	Y1	0,388164 087	0,003238441	0,003920 219	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	LEONARDO	Y1	0,797225 545	0,001873103	0,002393 409	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	MONCLER	Y1	1,350487 503	3,14263E-12	1,44561E -11	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	BRUNELLO CUCINELLI	Y1	0,997368 787	1,00301E-06	1,77455E -06	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	CAMPARI	Y1	0,846181 522	2,62789E-10	7,55517E -10	✓
Salute	DIASORIN	Y1	0,458479 698	0,004966659	0,005711 658	✓
Salute	RECORDATI	Y1	0,713863 828	2,37108E-11	9,08915E -11	✓
Salute	AMPLIFON	Y1	1,095005 764	3,10676E-13	1,78639E -12	✓
Prodotti e Servizi Industriali	INTERPUMP	Y1	1,129682 23	3,07342E-13	1,78639E -12	✓

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

Prodotti e Servizi Industriali	STMICROELECTRONICS	Y1	0,90127655	1,13863E-07	2,38077E-07	✓
Energia	ENI	ALL	0,161276961	0,010449739	0,020028667	✓
Energia	SNAM	ALL	0,131723128	2,30673E-11	5,30547E-10	✓
Energia	TENARIS	ALL	- 0,066979103	0,706071756	0,738165926	
Servizi Pubblici	ENEL	ALL	- 0,116329132	0,105914476	0,12821226	
Servizi Pubblici	HERA	ALL	0,285633616	2,28543E-05	8,76081E-05	✓
Servizi Pubblici	TERNA	ALL	0,137196441	0,000183118	0,000467968	✓
Servizi Pubblici	ERG	ALL	0,243923009	0,056809514	0,076859931	
Servizi Pubblici	INWIT	ALL	0,082971235	0,252883289	0,290815783	
Banche	INTESA SANPAOLO	ALL	0,528681615	8,05706E-06	3,70625E-05	✓
Banche	UNICREDIT	ALL	0,440981559	0,020023901	0,032896409	✓
Banche	BANCO BPM	ALL	0,5324452	0,000597559	0,001287471	✓
Automobili	STELLANTIS	ALL	0,259971169	0,100988898	0,12821226	
Automobili	PIRELLI	ALL	0,426685013	0,000615747	0,001287471	✓
Automobili	FERRARI	ALL	0,082838312	0,291849389	0,319644569	
Prodotti e Servizi per Consumatori	LEONARDO	ALL	0,318003174	0,024983994	0,035914492	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	MONCLER	ALL	0,477167836	0,000107558	0,000309228	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	BRUNELLO CUCINELLI	ALL	0,300636531	0,023743729	0,035914492	✓
Prodotti e Servizi per Consumatori	CAMPARI	ALL	0,717355624	6,47064E-10	7,44124E-09	✓

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

Salute	DIASORIN	ALL	- 0,038537 83	0,776082633	0,776082 633	
Salute	RECORDATI	ALL	0,329764 072	4,2811E-08	3,28217E -07	✓
Salute	AMPLIFON	ALL	0,309188 454	0,016026964	0,028355 398	✓
Prodotti e Servizi Industriali	INTERPUMP	ALL	0,487722 815	4,91309E-06	2,82503E -05	✓
Prodotti e Servizi Industriali	STMICROELECTRONICS	ALL	0,558735 587	3,5561E-05	0,000116 843	✓

Tabella 3.5.3: Risultati del test di significatività con correzioni Newey-West e Benjamini-Hochberg sulla differenza tra EDF media pre e post-guerra per azienda nei diversi periodi
Fonte: elaborazione personale dell'autore

Anche in questo caso, per una migliore visualizzazione, nelle successive figure vengono rappresentati graficamente i p-value robusti ottenuti tramite la trasformazione $-\log_{10}(p)$.

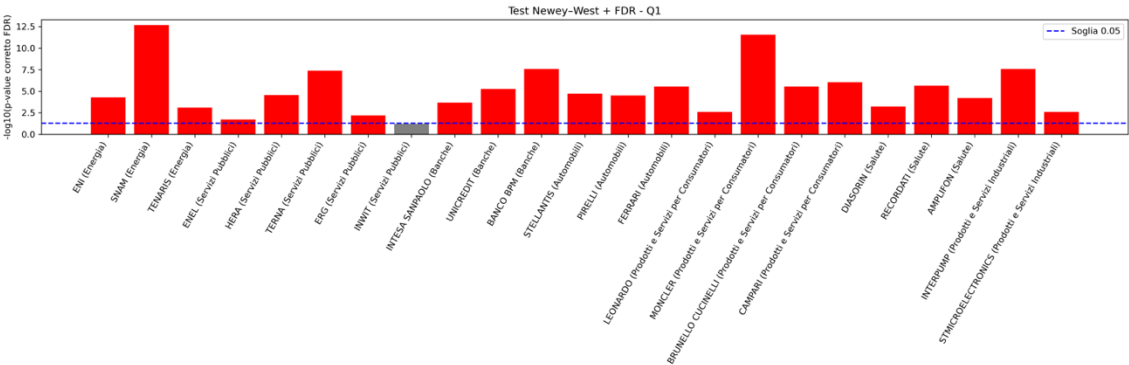


Figura 3.5.32: confronto dei p-value corretti delle variazioni delle EDF con la soglia di significatività per azienda nel primo trimestre post-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

3.5 CONFRONTO DELLE EDF PRE E POST-GUERRA E SIGNIFICATIVITÀ STATISTICA: EVIDENZE EMPIRICHE SETTORIALI E AZIENDALI

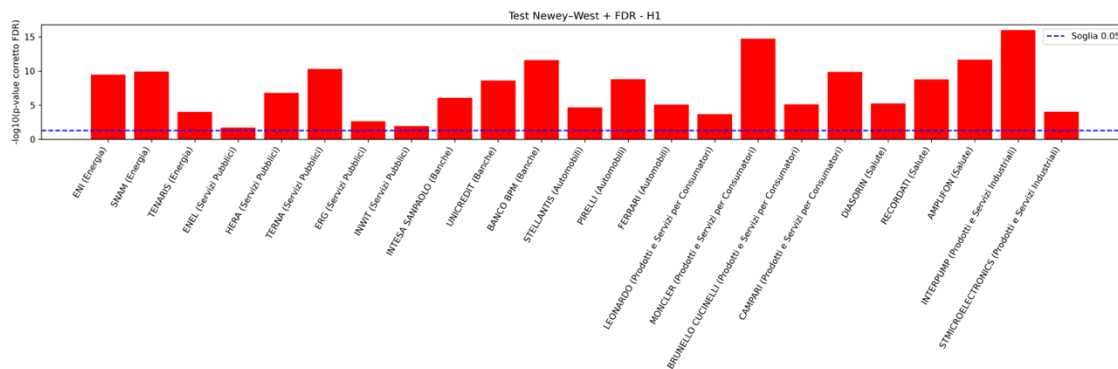


Figura 3.5.33: confronto dei p-value corretti delle variazioni delle EDF con la soglia di significatività per azienda nel primo semestre post-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

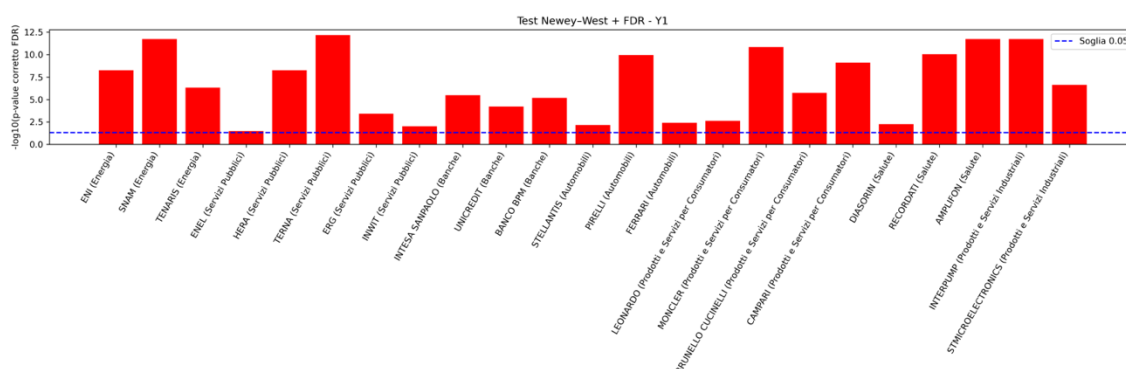


Figura 3.5.34: confronto dei p-value corretti delle variazioni delle EDF con la soglia di significatività per azienda nel primo anno post-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

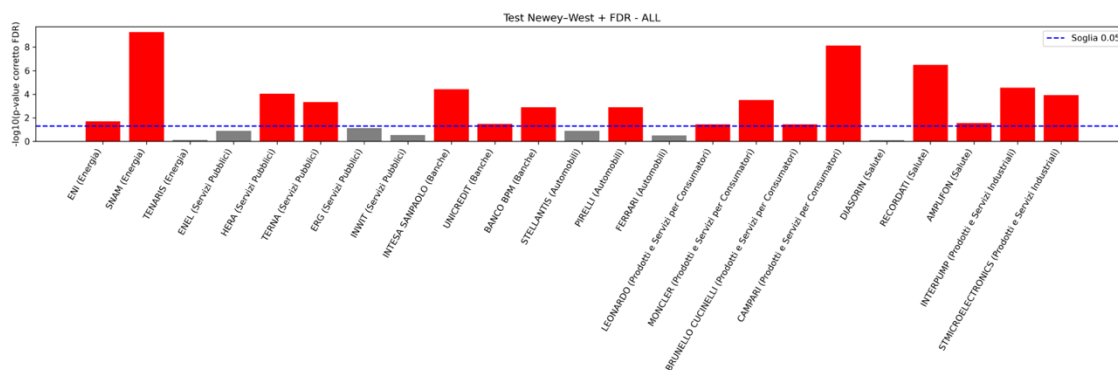


Figura 3.5.35: confronto dei p-value corretti delle variazioni delle EDF con la soglia di significatività per azienda nell'intero periodo post-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

Come si può notare, emerge un abbassamento delle barre rosse rispetto ai test iniziali, riflesso dei p-value più elevati ottenuti con errori standard robusti. Degli otto confronti complessivamente non significativi, sette riguardano la finestra ALL e soltanto una il primo trimestre post-guerra. Ciò suggerisce che l'effetto iniziale dell'evento sulla probabilità di insolvenza tenda a ridursi nel lungo periodo.

In ogni caso, anche con criteri statistici più severi, la significatività delle variazioni rimane ampiamente confermata.

3.6 Determinazione dei fattori più rilevanti nella variazione dell'EDF: evidenza dai modelli di regressione

In questo paragrafo verrà condotto un esercizio econometrico al fine di identificare alcuni tra i principali fattori in grado di spiegare la variazione della probabilità di default stimata delle aziende del campione nel periodo post-guerra. A tal proposito, sono stati sviluppati due modelli di regressione multipla.

Prima di procedere con l'analisi, viene fornita una descrizione delle variabili impiegate e delle modalità con cui sono state costruite.

3.6.1 Definizione delle variabili

La variabile dipendente Y è definita come la differenza tra la EDF giornaliera di ciascuna impresa nel periodo successivo al conflitto e la EDF media giornaliera della stessa società nel 2021. Formalmente, per ogni azienda i e giorno t successivo al 24 febbraio 2022, la Y è stata calcolata come segue:

$$\Delta EDF_{i,t} = EDF_{i,t} - \overline{EDF}_{i,2021} \quad (3.5)$$

Dove $\overline{EDF}_{i,2021}$ rappresenta la media aritmetica delle osservazioni giornaliere dell'impresa i nel 2021.

Il 2021 è stato scelto come anno di riferimento perché immediatamente precedente al conflitto, mentre il 2020 è stato escluso in quanto fortemente distorto dagli effetti della pandemia da COVID-19. L'utilizzo della media annua consente inoltre di ridurre la variabilità di breve periodo, fornendo un benchmark più stabile per misurare le variazioni attribuibili all'evento bellico.

Per quanto riguarda le variabili indipendenti X , ne sono state definite tre:

1. Indice di volatilità implicita sull'Euro STOXX 50 (VSTOXX).

Misura la volatilità attesa a 30 giorni del mercato azionario europeo, stimata dai prezzi giornalieri delle opzioni sull'Euro STOXX 50 secondo una metodologia simile a quella del VIX statunitense. Valori elevati dell'indice segnalano maggiore incertezza e, di conseguenza, maggior costo del capitale per le imprese. L'inclusione del VSTOXX è motivata dal fatto che esso riflette in tempo reale il rischio sistemico percepito dagli investitori e cattura la componente di volatilità attesa dal mercato, che nel modello KMV rappresenta un driver diretto della EDF.

In altre parole, il VSTOXX funge da proxy esterna della volatilità attesa dell'attivo aziendale (σ_V).

In periodi caratterizzati da crisi o turbolenze di mercato, come quello relativo al conflitto, è atteso che il valore dell'indice salga, con un impatto diretto e positivo sulle EDF⁴¹;

2. Indice Energetico (IE).

Costruito per sintetizzare l'andamento congiunto dei due mercati energetici più rilevanti in Europa durante la crisi: petrolio Brent e gas naturale TTF.

Per il petrolio sono stati utilizzati i prezzi di chiusura giornalieri dei contratti futures sul Brent che, incorporando anche le aspettative di mercato su domanda e offerta, permettono di cogliere gli effetti di shock inattesi.

Per il gas naturale, invece, sono stati utilizzati i prezzi dei contratti futures sul Dutch TTF Natural Gas, principale punto di riferimento europeo.

Le due serie dei prezzi giornalieri sono state standardizzate, sottraendo da ognuna il relativo valore medio e dividendo per la deviazione standard, e successivamente combinate tramite media aritmetica:

$$\text{Indice Energetico} = \frac{\text{GasTTF}_{std,t} + \text{Brent}_{std,t}}{2} \quad (3.6)$$

con:

$$\text{GasTTF}_{std,t} = \frac{\text{GasTTF}_t - \overline{\text{GasTTF}}}{\sigma_{\text{GasTTF}}}; \quad \text{Brent}_{std,t} = \frac{\text{Brent}_t - \overline{\text{Brent}}}{\sigma_{\text{Brent}}} \quad 3.7$$

dove:

- GasTTF_t = prezzo di chiusura giornaliero del contratto future sul Dutch TTF Natural Gas nel t -esimo giorno successivo allo scoppio del conflitto;
- $\overline{\text{GasTTF}}$ = prezzo medio giornaliero del TTF;
- σ_{GasTTF} = deviazione standard dei prezzi giornalieri del TTF;
- Brent_t = prezzo di chiusura giornaliero del contratto future sul Petrolio Brent nel t -esimo giorno successivo allo scoppio del conflitto;
- $\overline{\text{Brent}}$ = prezzo medio giornaliero del Brent;
- σ_{Brent} = deviazione standard dei prezzi giornalieri del Brent.

⁴¹ Gambarelli, L., Muzzioli, S., & De Baets, B. (2025). An OWA analysis of the VSTOXX volatility index. *International Journal of Information Technology & Decision Making*.

In questo modo si ottiene un indicatore composito che riflette l'andamento complessivo del comparto energetico. La scelta di includere l'indice energetico nei modelli deriva dal fatto che i prezzi di petrolio e gas hanno rappresentato uno dei principali canali di trasmissione dello shock bellico. Ci si aspetta quindi una relazione positiva tra l'indice energetico e le EDF: un rialzo dell'indice implica un aumento dei costi di produzione delle imprese e maggiore incertezza. Ciò si traduce in un incremento della probabilità di default stimata;

3. Indice di Esposizione Russia-Ucraina (EXP).

Creato per stimare la sensibilità giornaliera di ciascuna impresa alle notizie e agli sviluppi del conflitto. La costruzione è avvenuta in due passaggi:

- *Mini-indice Russia-Sensitive*: è stato selezionato un campione di imprese particolarmente esposte all'aerea russo-ucraina (per attività commerciali, filiere, settori colpiti da sanzioni/interruzioni e legami diretti con il mercato russo). Successivamente, è stata calcolata la media aritmetica dei log rendimenti giornalieri di tali società. Il risultato è una serie che sintetizza l'andamento medio del gruppo più sensibile alla guerra;
- *Calcolo della correlazione rolling*: per ogni azienda del campione del FTSE MIB è stata calcolata la correlazione rolling - usando una finestra mobile mensile in modo da cogliere oscillazioni di breve periodo - tra i propri rendimenti e quelli del mini-indice Russia-Sensitive. In questo modo si ottiene una misura dinamica che indica quanto l'impresa sia allineata al comportamento del gruppo di società più colpite dagli eventi bellici.

Questa metodologia consente di cogliere in tempo reale gli effetti di nuove notizie, sanzioni o cambiamenti nei flussi commerciali.

In sintesi, le variabili indipendenti sono state selezionate in base a criteri teorici e empirici:

- Il VSTOXX per catturare di rischio di mercato;
- l'Indice Energetico per misurare l'impatto delle fluttuazioni dei mercati energetici;
- l'Indice di Esposizione Russia-Ucraina per identificare la sensibilità delle singole imprese al conflitto.

Non sono state invece incluse variabili strutturali (come leva finanziaria, dimensione o indicatori di redditività), poiché si aggiornano solo annualmente e in un modello giornaliero genererebbero serie quasi costanti, prive di variabilità utile all'identificazione dei coefficienti e potenzialmente causa di multicollinearità. Lo stesso problema si presenta per qualsiasi altra variabile "statica" priva di variazioni interperiodali. Per questo motivo si è deciso di sviluppare i modelli impiegando esclusivamente variabili di mercato, aggiornate quotidianamente e coerenti con l'orizzonte temporale dell'analisi.

3.6.2 Specificazione del modello

L'analisi empirica si basa su due modelli di regressione lineare multipla stimati su dati giornalieri nel periodo 2022-2024. Le stime sono ottenute con il metodo dei *Minimi Quadrati Ordinari (Ordinary Least Squares, OLS)* e *errori standard robusti alla Newey-West*.⁴²

Modello 1 – Regressione con variabili centrate

In questo modello le variabili esplicative sono state centrate rispetto alla media, sottraendo a ciascun valore la propria media campionaria:

$$X^c = X_i - \bar{X}_i \quad (3.8)$$

La centratura:

- da significato economico all'intercetta. La costante del modello rappresenta infatti il valore medio del ΔEDF quando i regressori sono ai loro livelli medi;
- migliora la stabilità numerica senza al contempo modificare i coefficienti di regressione.

Per completezza è stato calcolato il Variance Inflation Factor (VIF) di ogni regressore come controllo ex post della multicollinearità⁴³.

L'equazione del modello è la seguente:

$$\Delta EDF_{i,t} = \beta_0 + \beta_1(VSTOXX_t - \overline{VSTOXX}) + \beta_2(IE_t - \overline{IE}) + \beta_3(EXP_{i,t} - \overline{EXP}) + \varepsilon_{i,t} \quad (3.9)$$

Dove:

- $\Delta EDF_{i,t}$ è la differenza tra l'EDF giornaliera post-guerra e la media del 2021 per l'azienda i durante il giorno t ;

⁴² Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory Econometrics a modern approach*. South-Western cengage learning.

⁴³ O'Brien, R. M. (2007). A caution regarding rules of thumb for variance inflation factors. *Quality & Quantity*, 41(5), 673-690

- $VSTOXX_t$ è il prezzo di chiusura giornaliero dell'Indice di volatilità implicita sull'Euro STOXX 50;
- IE_t è il valore giornaliero dell'Indice Energetico;
- $EXP_{i,t}$ è il valore giornaliero dell'Indice di Esposizione Russia-Ucraina per impresa i ;
- $\varepsilon_{i,t}$ è il termine d'errore.

Con $VSTOXX_t$ e IE_t variabili comuni a tutte le imprese (variano nel tempo ma non per impresa), e $EXP_{i,t}$ specifica per impresa e tempo.

Modello 2 – Regressione per sottoperiodi con variabili centrate

La stessa specificazione del Modello 1 è stimata separatamente su due sottoperiodi:

- *pre-guerra*: 1 gennaio 2022 – 24 febbraio 2022;
- *post-guerra*: 25 febbraio 2022 – 30 dicembre 2024.

Questo consente di verificare cambiamenti nel segno e nell'intensità delle relazioni dopo l'evento bellico. Anche in questo caso, le variabili sono state centrate per coerenza e comparabilità.

La scelta di non includere il 2021 nel sottoperiodo pre-guerra è motivata da due ragioni principali:

- per costruzione $\Delta EDF_{i,t}$ usa la media 2021 come benchmark. Includere dati del 2021 avrebbe portato a valori di Y prossimi allo zero, attenuando il segnale informativo del pre-shock;
- il 2021 è stato caratterizzato da condizioni macroeconomiche peculiari (ripresa post-pandemica), diverse da quelle delle settimane immediatamente precedenti all'invasione, con il rischio di contaminare il confronto diretto tra pre e post evento.

Per contro, il sottoperiodo pre-guerra ha meno osservazioni (corrispondenti a circa otto settimane di dati). Per questo, i risultati ottenuti vanno interpretati alla luce della minor ampiezza campionaria e della relativa maggiore incertezza associata.

La combinazione del modello complessivo (con variabili centrate) e dell'analisi per sottoperiodi consente sia di stimare l'effetto medio dei fattori di interesse sulla variazione dell'EDF, sia di verificare come queste relazioni si siano evolute nel tempo.

3.6.3 Risultati e interpretazione

Modello 1

I risultati della regressione con variabili centrate sono riportati nella **Tabella 3.6.1**.

Variabile	Coefficiente	Errore Std.	t-Stat	p-value
Intercetta	0,2994	0,007	43,879	0
VSTOXX	0,0612	0,002	35,123	0
IE	0,1685	0,012	13,6	0
EXP	0,2497	0,03	8,314	0

R-squared	0,269
R-squared adj.	0,269

Tabella 3.6.1: Risultati del modello di regressione con variabili centrate

Fonte: elaborazione personale dell'autore

L'analisi mostra che le variabili indipendenti selezionate spiegano circa il 27% della variabilità della variazione dell'EDF ($R^2 = 0,269$).

La costante stimata ($\beta_0 = 0,2994$) indica che, quando le variabili esplicative assumono i loro valori medi, l'EDF giornaliera post-guerra risulta superiore di circa 0,3 punti rispetto al livello medio del 2021. Ciò conferma l'esistenza di un incremento generalizzato del rischio di credito dopo lo shock geopolitico.

Tutte le variabili indipendenti presentano coefficienti positivi e altamente significativi, confermando le attese teoriche. In particolare:

- il coefficiente del VSTOXX ($\beta_1 = 0,0612$) evidenzia una relazione diretta tra incertezza di mercato e variazioni dell'EDF: un incremento della volatilità implicita europea si traduce in un aumento della probabilità di default stimata, a parità di tutte le altre condizioni;
- l'Indice Energetico ($\beta_2 = 0,1685$) cattura l'effetto dei rialzi nei prezzi energetici, confermando la vulnerabilità delle società italiane quotate agli shock energetici;
- il coefficiente dell'Indice di Esposizione Russia-Ucraina ($\beta_3 = 0,2497$) indica che le società più esposte al conflitto hanno sperimentato incrementi maggiori del rischio di insolvenza, a parità di altre condizioni.

Nel complesso, i risultati sono coerenti con la letteratura che documenta un impatto del rischio geopolitico sul rischio di credito – attraverso l'ampliamento degli spread e l'aumento della probabilità di default – sia nel mercato corporate che in quello bancario

(Ioannidis, Paltalidis & Zhang, 2025; Imtiaz, Cottrell, Krishnamurti & Zhou, 2024). Ciò conferma che volatilità di mercato (Collin-Dufresne et al., 2001), prezzi energetici e fattori geopolitici rappresentano determinanti significative nelle variazioni di EDF.

Modello 2

L'analisi per sottoperiodi ha evidenziato differenze sostanziali tra i due diversi orizzonti temporali di riferimento.

Le stime della regressione nel periodo antecedente all'invasione sono descritte nella **Tabella 3.6.2**.

Variabile	Coefficiente	Errore Std.	t-Stat	p-value
Intercetta	0,1027	0,032	3,244	0,001
VSTOXX	-0,0079	0,008	-0,974	0,331
IE	1,2639	0,195	6,467	0
EXP	-0,0247	0,074	-0,334	0,738

R-squared	0,104
R-squared adj.	0,1

Tabella 3.6.2: Risultati del modello di regressione per sottoperiodi – periodo pre-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

Il modello presenta un coefficiente di determinazione contenuto ($R^2 = 0,104$) ma significativo.

Il coefficiente dell'Indice Energetico risulta l'unico statisticamente significativo ($\beta_2 = 1,2639$), con un impatto positivo sulla variazione delle EDF. Al contrario, VSTOXX e l'Indice di Esposizione Russia-Ucraina presentano coefficienti statisticamente non rilevanti. Ciò, suggerisce che, prima del conflitto, il rischio geopolitico non era ancora percepito. La componente energetica era invece il principale fattore di rischio.

Nel periodo post-conflitto, la situazione cambia radicalmente. I risultati sono riportati nella **Tabella 3.6.3**.

Variabile	Coefficiente	Errore Std.	t-Stat	p-value
Intercetta	0,3162	0,007	44,797	0
VSTOXX	0,0673	0,002	36,741	0
IE	0,1364	0,013	10,708	0
EXP	0,3032	0,032	9,554	0

R-squared	0,281
R-squared adj.	0,281

Tabella 3.6.3: Risultati del modello di regressione per sottoperiodi – periodo post-guerra
Fonte: elaborazione personale dell'autore

La capacità esplicativa cresce sensibilmente ($R^2 = 0,281$) e tutti i coefficienti tornano ad essere significativi e positivi. Questo evidenzia come, dopo l'invasione, le EDF siano state influenzate simultaneamente dalla volatilità dei mercati, dagli shock energetici e dall'esposizione geopolitica. In particolare, la variabile di esposizione al conflitto, inizialmente non rilevante, assume un ruolo centrale.

Dal confronto tra i due sottoperiodi emerge un rafforzamento delle relazioni tra fattori di mercato e probabilità di default, coerente con la letteratura che documenta un aumento della sensibilità al rischio in presenza di shock geopolitici.

Per garantire la solidità dei risultati, tutti i modelli sono stati ricalcolati utilizzando errori standard di *Newey-West*, consistenti in presenza di autocorrelazione ed eteroschedasticità (*HAC*), tipiche dei dati giornalieri⁴⁴. I risultati aggiornati sono riportati nelle Tabelle seguenti.

Variabile	Coefficiente	Errore std.	t-Stat	p-value
Intercetta	0,2994	0,016	18,701	0
VSTOXX	0,0612	0,005	11,932	0
IE	0,1685	0,032	5,278	0
EXP	0,2497	0,08	3,115	0,002

Tabella 3.6.4: Risultati del modello di regressione con variabili centrate e correzione HAC (Newey-West)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Variabile	Coefficiente	Errore std.	t-Stat	p-value
Intercetta	0,1027	0,065	1,581	0,1138
VSTOXX	-0,0079	0,012	-0,662	0,508
IE	1,2639	0,307	4,12	0
EXP	-0,0247	0,174	-0,142	0,887

Tabella 3.6.5: Risultati del modello di regressione per sottoperiodi e correzione HAC (Newey-West) – periodo pre-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

⁴⁴ Stock, J. H., & Watson, M. W. (2019). *Introduzione all'econometria*. Quinta edizione. Milano: Pearson Italia Spa.

Variabile	Coefficiente	Errore std.	t-Stat	p-value
Intercetta	0,32	0,017	18,598	0
VSTOXX	0,0673	0,006	12,16	0
IE	0,1364	0,033	4,148	0
EXP	0,3032	0,086	3,528	0,0004

Tabella 3.6.6: Risultati del modello di regressione per sottoperiodi e correzione HAC (Newey-West) – periodo post-guerra

Fonte: elaborazione personale dell'autore

I risultati principali vengono confermati: la significatività e il segno dei coefficienti rimangono invariati.

Va comunque sottolineato che la finestra pre-guerra, essendo più breve, riduce la stabilità delle stime relative a quel periodo. Tale limitazione va tenuta presente nell'interpretazione complessiva.

Appendice A.3.1 EDF del settore bancario con diverse assunzioni

Per valutare come le assunzioni adottate nella definizione del default point influenzino le EDF del settore bancario, verranno considerate diverse ipotesi di scomposizione del passivo. Nello specifico sono state introdotte nuove ripartizioni per scadenza dei “debiti verso clientela”, “debiti verso banche” e “titoli in circolazione”, che generano DP alternativi.

- **DP0 (baseline):** 50% dei debiti verso clientela a breve e 50% a lungo;
- **DP1:** 50% dei debiti verso clientela e 50% dei debiti verso banche a breve (residuo a lungo);
- **DP2:** 20% dei debiti verso clientela a breve (80% oltre i 12 mesi);
- **DP3:** 50% dei debiti verso clientela e 50% dei titoli in circolazione a breve (residuo a lungo);
- **DP4:** debiti verso clientela interamente a breve;
- **DP5:** debiti verso clientela interamente a breve più il 50% dei debiti verso banche (il restante 50% a lungo).

I valori dei DP ottenuti sono stati riportati nella **Tabella A.3.1.1**. A parità di altre circostanze, a un DP più elevato corrisponde un'EDF maggiore.

BANCA	DPO	DP1	DP2	DP3	DP4	DP5
INTESA SANPAOLO 2020	420,66425	449,651	357,3095	443,62275	526,2555	555,24225
INTESA SANPAOLO 2021	469,58725	510,90175	400,8514	491,22675	584,147	625,4615
INTESA SANPAOLO 2022	447,29925	481,66975	379,1955	466,319	560,8055	595,176
INTESA SANPAOLO 2023	431,17175	454,48225	365,1044	458,27875	541,284	564,5945
INTESA SANPAOLO 2024	410,67425	422,12275	344,1557	438,2665	521,5385	532,987
UNICREDIT 2020	513,061	556,17925	437,9485	538,692	638,2485	681,36675
UNICREDIT 2021	506,15	546,79275	430,7669	530,1245	631,7885	672,43125
UNICREDIT 2022	491,991	524,862	415,1619	513,04275	620,0395	652,9105
UNICREDIT 2023	453,5025	471,26975	378,8934	475,96375	577,851	595,61825
UNICREDIT 2024	455,0415	472,02125	379,896	477,71875	580,284	597,26375
BANCO BPM 2020	101,44	109,92625	86,0026	105,08025	127,169	135,65525
BANCO BPM 2021	110,2275	121,6505	94,0593	113,49775	137,1745	148,5975
BANCO BPM 2022	104,01425	112,1735	87,7682	107,247	131,091	139,25025
BANCO BPM 2023	97,2255	102,667	81,846	101,948	122,858	128,2995
BANCO BPM 2024	92,4345	94,0305	76,9233	98,27775	118,2865	119,8825

Tabella A.3.1.1: Default point con differenti ipotesi di scomposizione del passivo bancario

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Definito il set di default point, per ciascuna ipotesi si stima l'EDF di ogni banca, mantenendo costanti tutte le altre condizioni. Successivamente, per ciascun intermediario, si presenta un grafico che mostra la variazione della EDF rispetto al baseline (DP0).

Formalmente, per banca b , giorno t e ipotesi di default point $k \in \{0, 1, \dots, 5\}$, con $k = 0$ baseline, l'EDF stimata sotto k è $EDF_{b,t}^{(k)}$ e la variazione è:

$$\Delta EDF_{b,t}^{(k|0)} = EDF_{b,t}^{(k)}(\%) - EDF_{b,t}^{(0)}(\%) \quad (\text{A.3.1})$$

dove:

- $\Delta EDF_{b,t}^{(k|0)}$ = differenza in punti percentuali tra l'EDF sotto l'ipotesi k e l'EDF baseline;
- $EDF_{b,t}^{(k)}$ = EDF percentuale della banca b al tempo t sotto l'ipotesi k .

Nei seguenti grafici sono stati riportati i risultati dell'analisi:

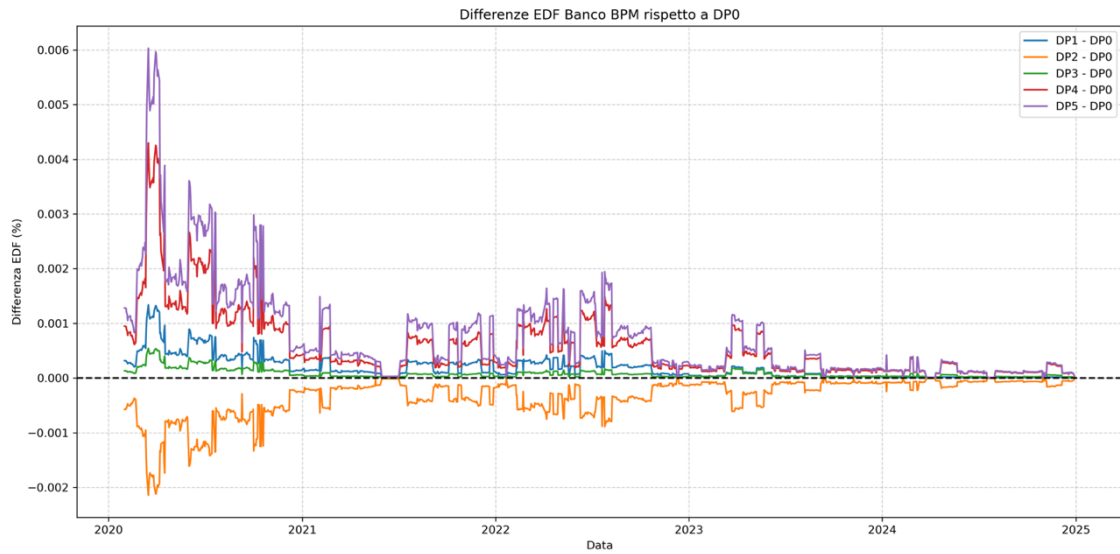


Figura A.3.1.1: Variazioni EDF Banco BPM con diverse ipotesi di DP rispetto al baseline

Fonte: elaborazione personale dell'autore

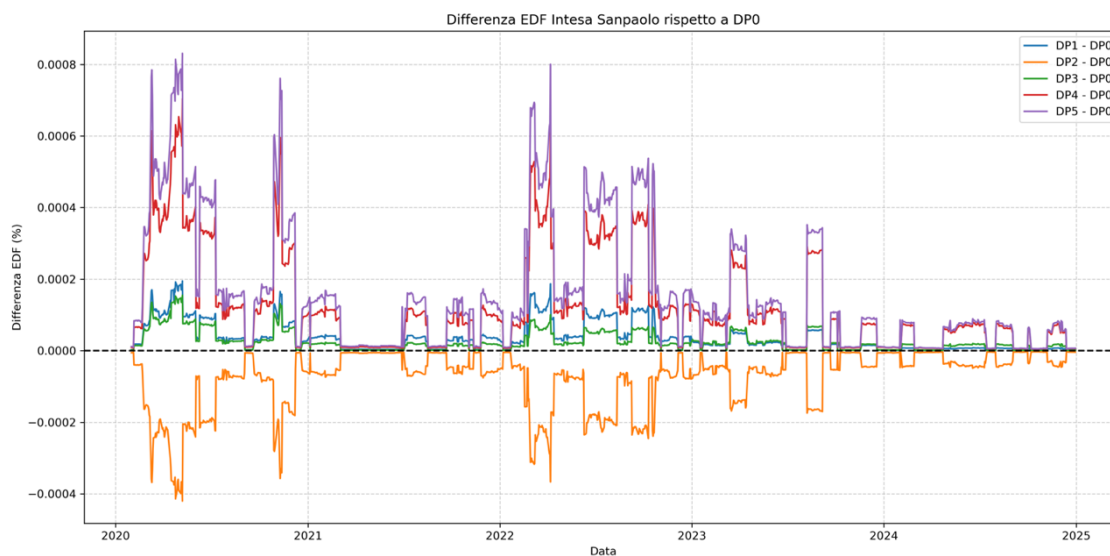


Figura A.3.1.2: Variazioni EDF Intesa Sanpaolo con diverse ipotesi di DP rispetto al baseline

Fonte: elaborazione personale dell'autore

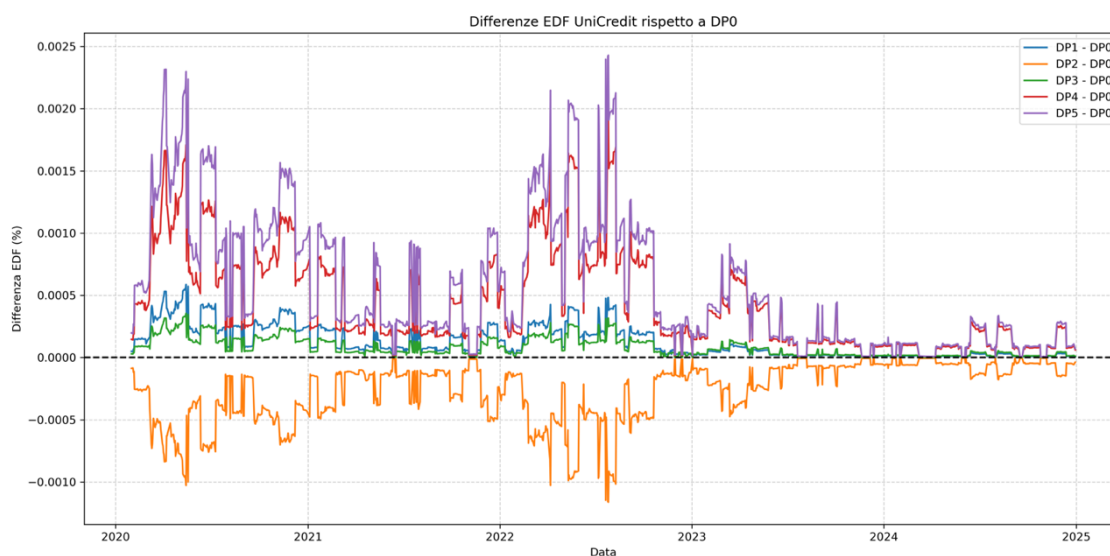


Figura A.3.1.3: Variazioni EDF UniCredit con diverse ipotesi di DP rispetto al baseline

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Si può notare come le EDF risultano complessivamente poco sensibili a modeste variazioni del default point, con scostamenti nell'ordine dei millesimi di punto percentuale. Coerentemente con le assunzioni, l'ipotesi DP5 – che presenta la quota più ampia di passività a breve – tende a generare le variazioni e le EDF più elevate in assoluto. Viceversa, l'ipotesi DP2 con la minor quantità di debito a breve – e quindi con default point più contenuto – produce le EDF inferiori.

La **Figura A.3.1.4** riporta, per ciascuna delle tre banche analizzate, le differenze massime di EDF rispetto a DP0, confermando il precedente ordine di sensitività.

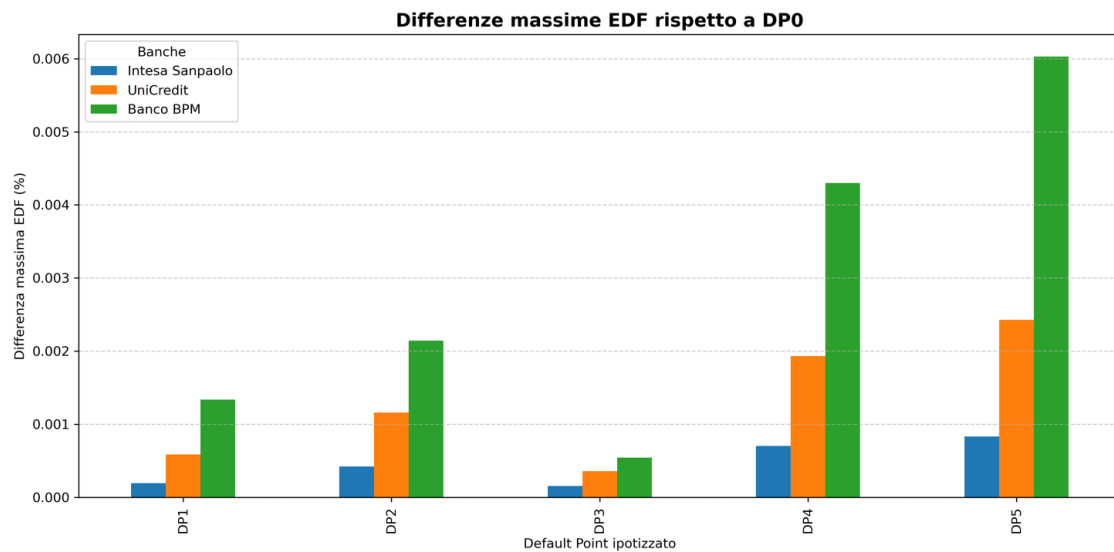


Figura A.3.1.4: Differenze massime per banca rispetto all'ipotesi di baseline (DP0)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

Dall'analisi comparata delle EDF emerge che DP5 genera sistematicamente le variazioni maggiori delle EDF, risultando la più sensibile alle ipotesi sul debito a breve. Al contrario, con l'ipotesi DP3 si ottengono le differenze minori, confermate dai grafici sulle variazioni in cui le relative curve (color verde) sono le più vicine al baseline. Le altre ipotesi (DP1, DP2, DP4) si collocano su livelli intermedi e seguono un ordine coerente con il grado di esposizione a breve introdotto.

Appendice A.3.2 Confronto tra EDF medie pre e post-conflitto nei diversi orizzonti temporali

In questa sezione vengono riportate le figure in cui vengono confrontati i valori medi delle EDF nel periodo pre-guerra con quelli osservati nei diversi orizzonti temporali successivi all'evento. I grafici, suddivisi per settore e per sottoperiodo, permettono di visualizzare in modo immediato e sintetico le differenze nei livelli assoluti di rischio di credito registrati prima e dopo lo scoppio del conflitto. Questa rappresentazione grafica ha una funzione di supporto e completamento rispetto alle evidenze discusse nella **Sezione 3.5.1**.

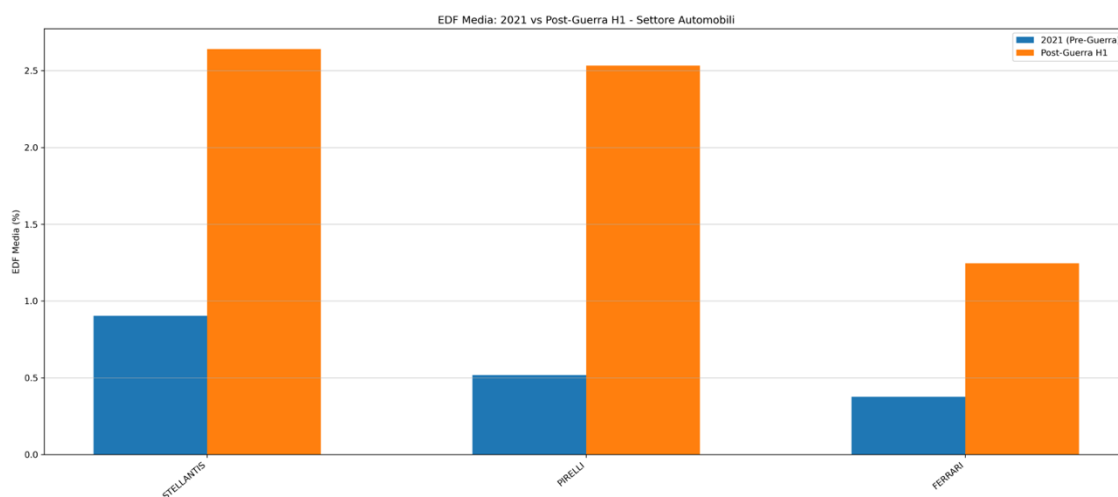


Figura A.3.2.1: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Automobili (H1)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

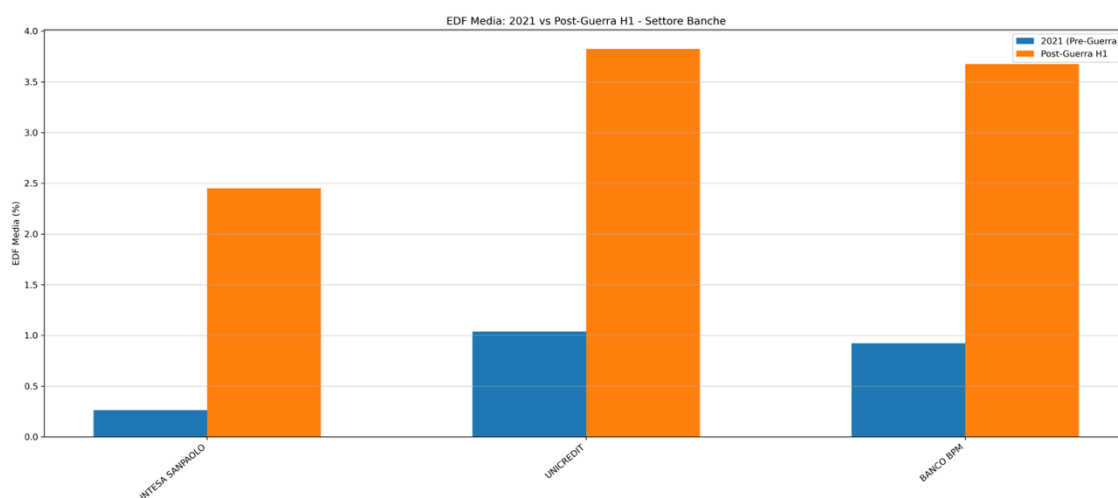


Figura A.3.2: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Banche (H1)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

APPENDICE A.3.2 CONFRONTO TRA EDF MEDIE PRE E POST-CONFLITTO NEI DIVERSI ORIZZONTI TEMPORALI

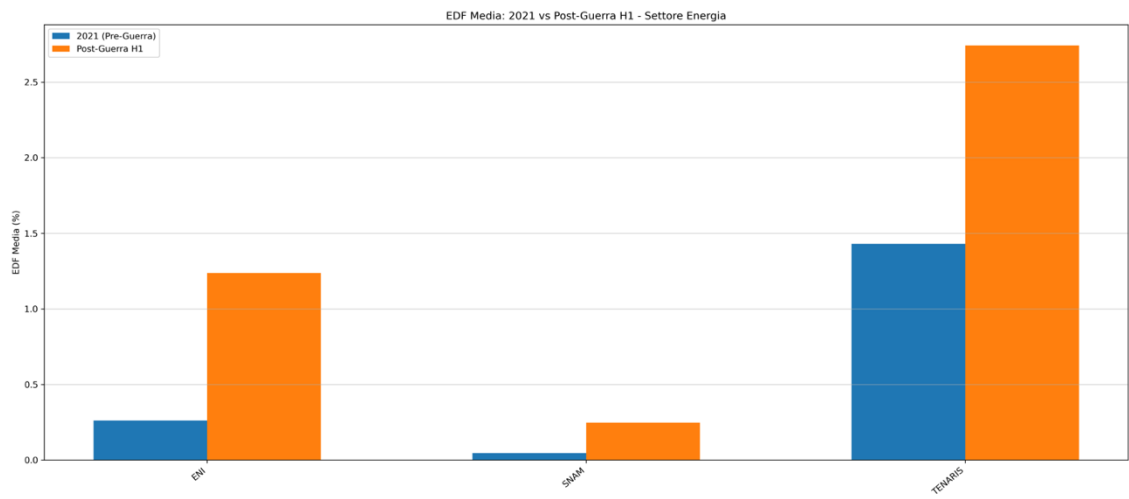


Figura A.3.3: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Energia (H1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

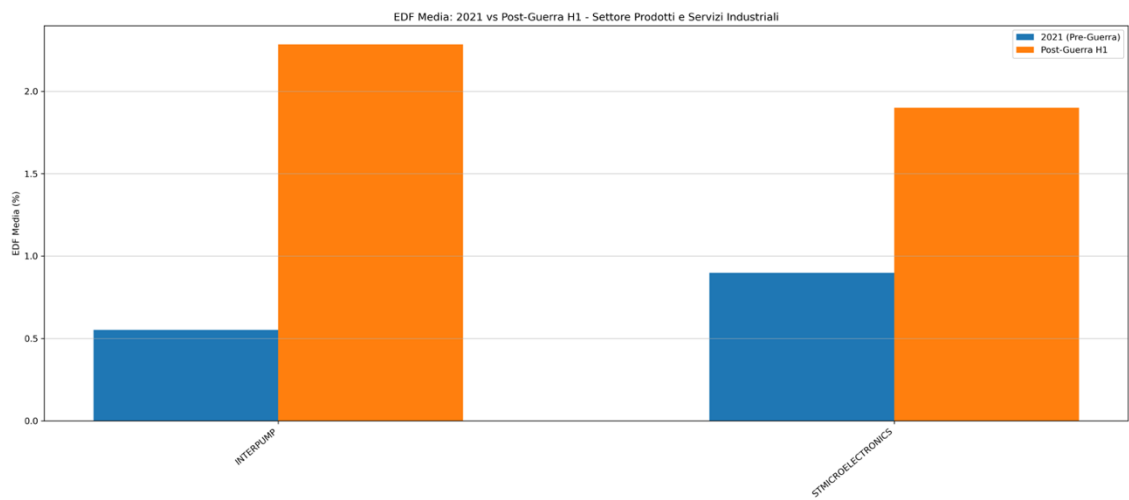


Figura A.3.4: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Prodotti e Servizi Industriali (H1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

APPENDICE A.3.2 CONFRONTO TRA EDF MEDIE PRE E POST-CONFLITTO NEI DIVERSI ORIZZONTI TEMPORALI

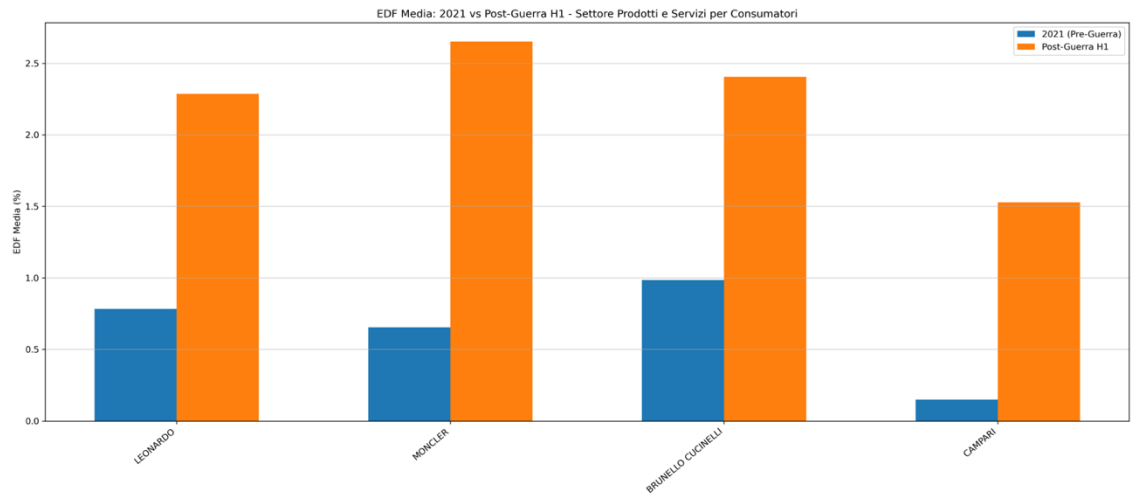


Figura A.3.5: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Prodotti e Servizi per Consumatori (H1)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

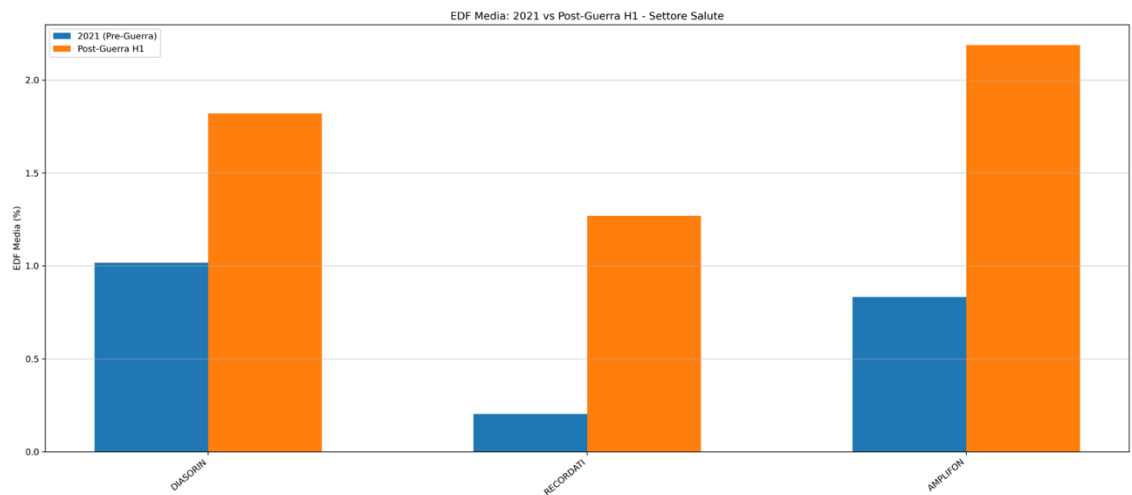


Figura A.3.6: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Salute (H1)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

APPENDICE A.3.2 CONFRONTO TRA EDF MEDIE PRE E POST-CONFLITTO NEI DIVERSI ORIZZONTI TEMPORALI

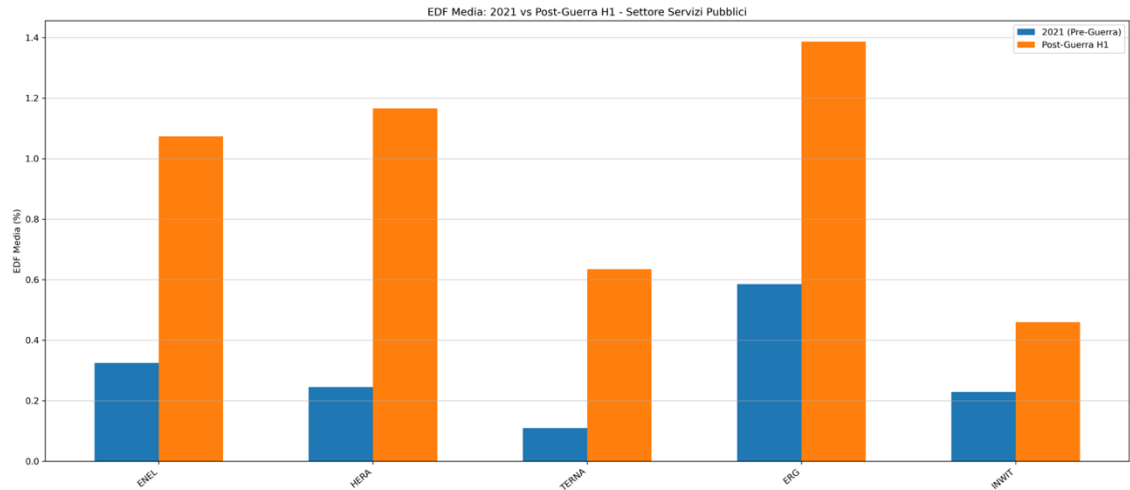


Figura A.3.7: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Servizi Pubblici (H1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

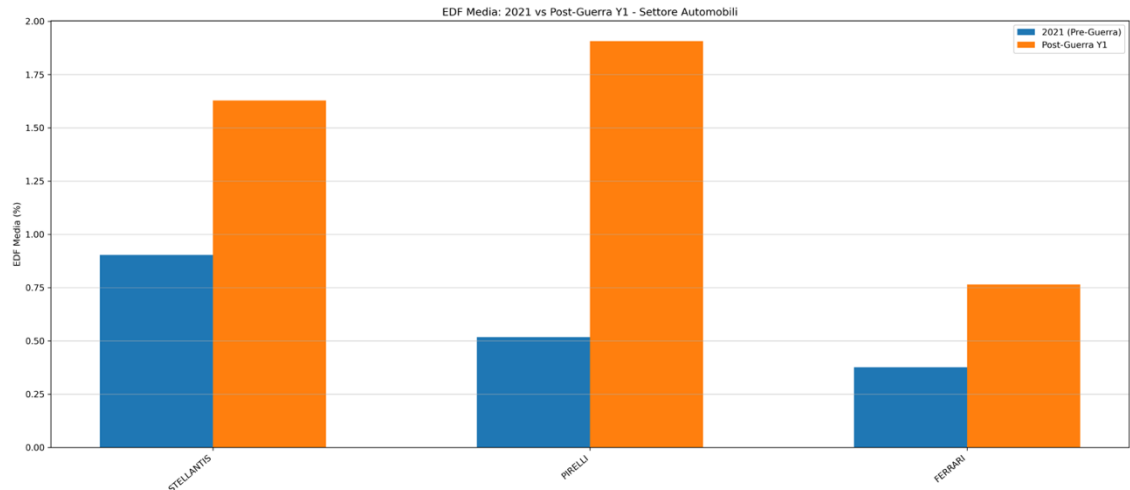


Figura A.3.8: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Automobili (Y1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

APPENDICE A.3.2 CONFRONTO TRA EDF MEDIE PRE E POST-CONFLITTO NEI DIVERSI ORIZZONTI TEMPORALI

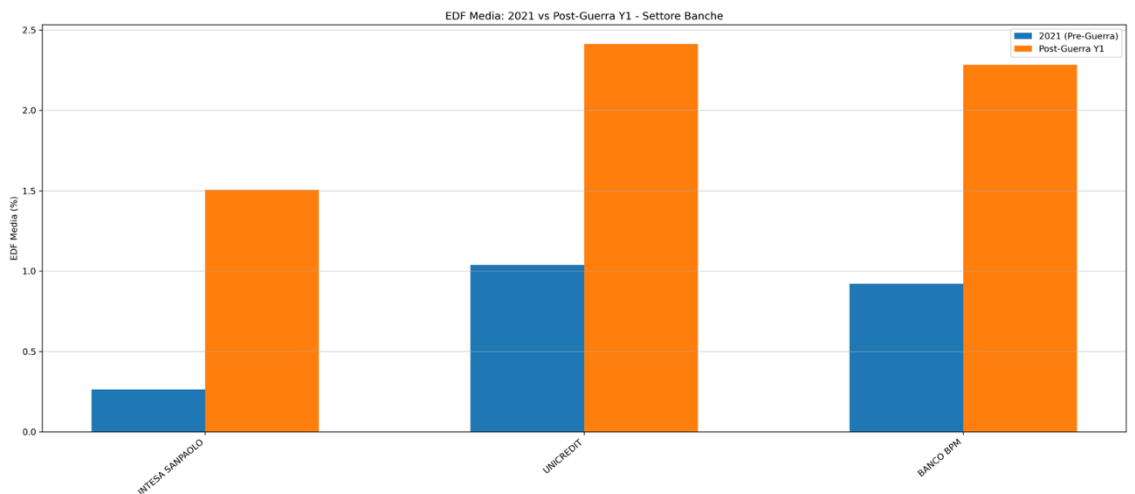


Figura A.3.9: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Banche (Y1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

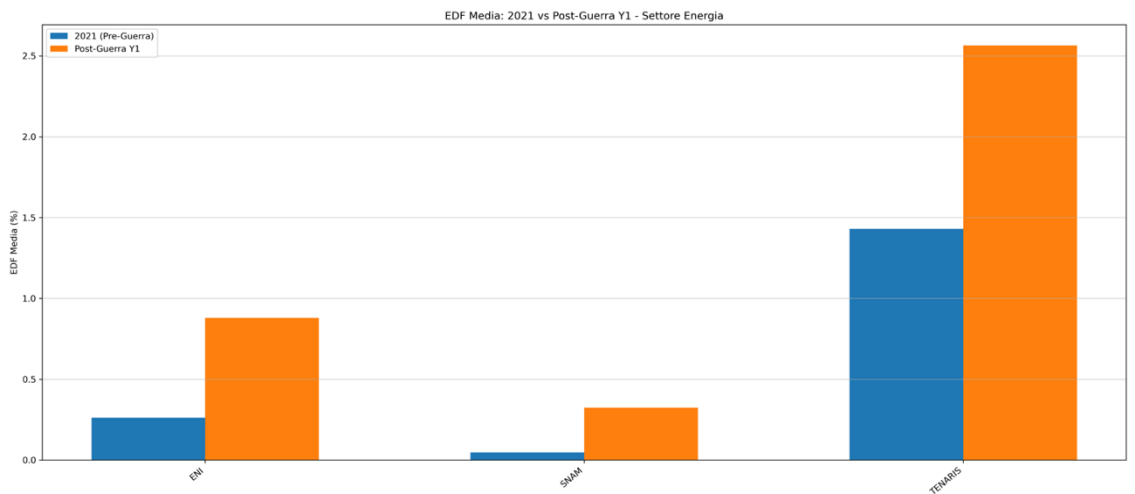


Figura A.3.10: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Energia (Y1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

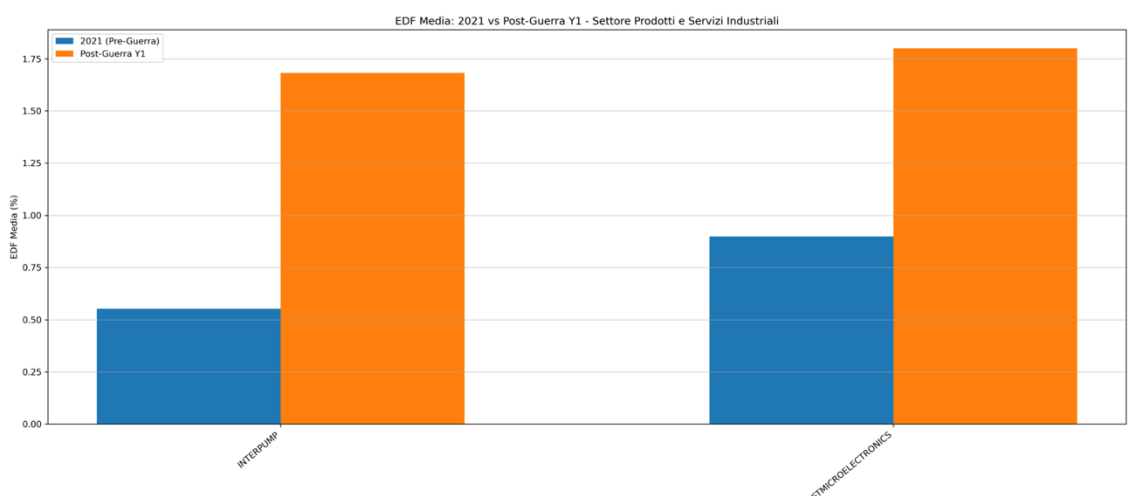


Figura A.3.11: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Prodotti e Servizi Industriali (Y1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

APPENDICE A.3.2 CONFRONTO TRA EDF MEDIE PRE E POST-CONFLITTO NEI DIVERSI ORIZZONTI TEMPORALI

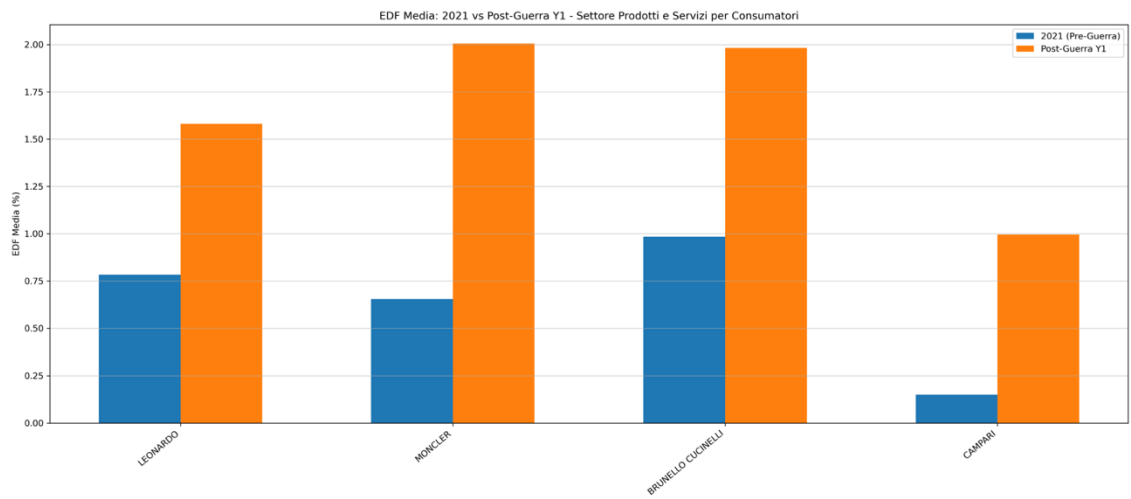


Figura A.3.12: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Prodotti e Servizi per Consumatori (Y1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

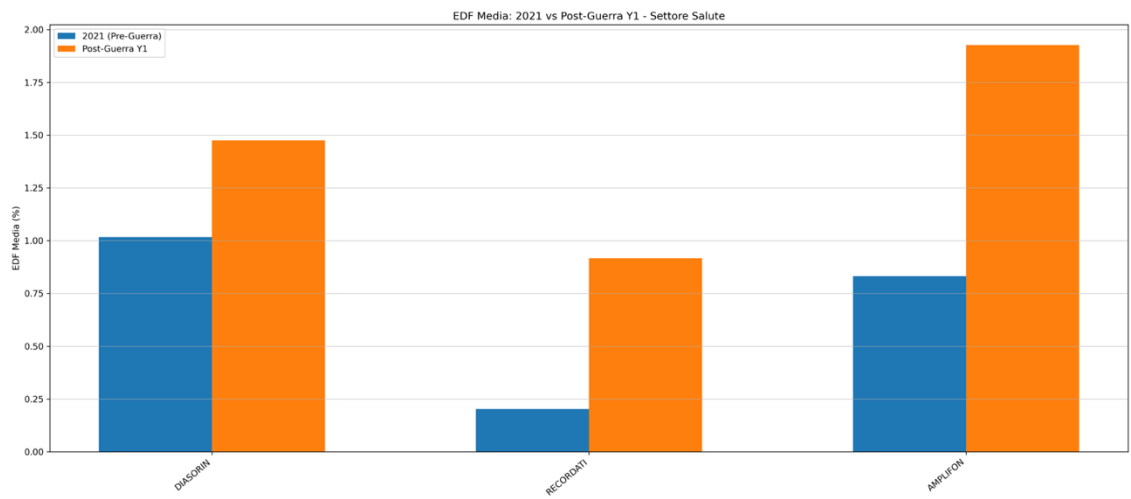


Figura A.3.13: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Salute (Y1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

APPENDICE A.3.2 CONFRONTO TRA EDF MEDIE PRE E POST-CONFLITTO NEI DIVERSI ORIZZONTI TEMPORALI

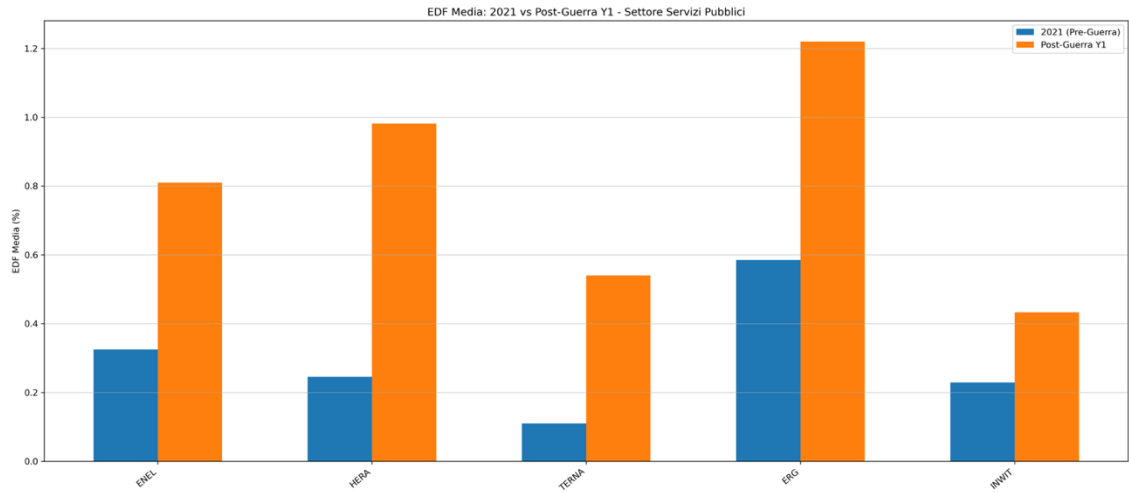


Figura A.3.14: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Servizi Pubblici (Y1)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

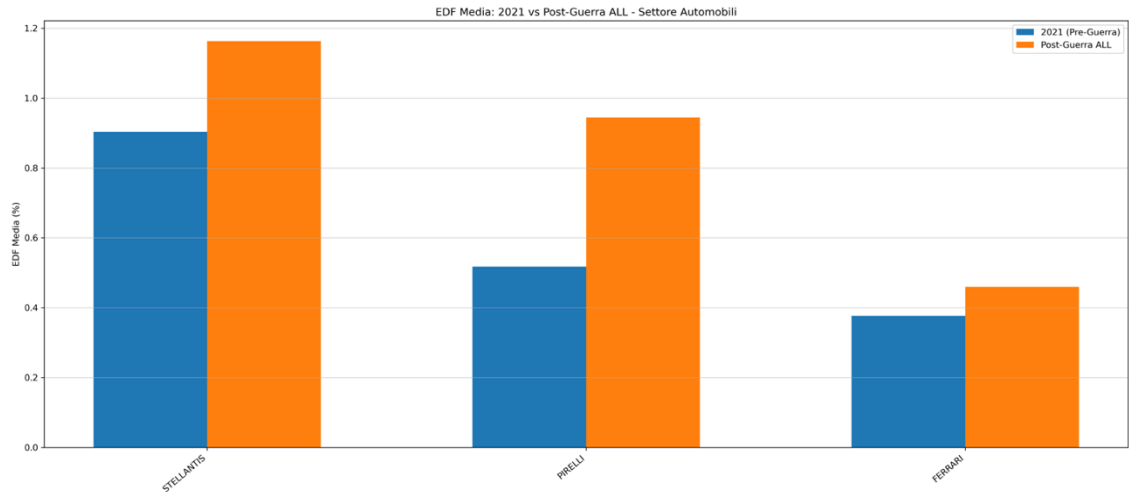


Figura A.3.15: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Automobili (ALL)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

APPENDICE A.3.2 CONFRONTO TRA EDF MEDIE PRE E POST-CONFLITTO NEI DIVERSI ORIZZONTI TEMPORALI

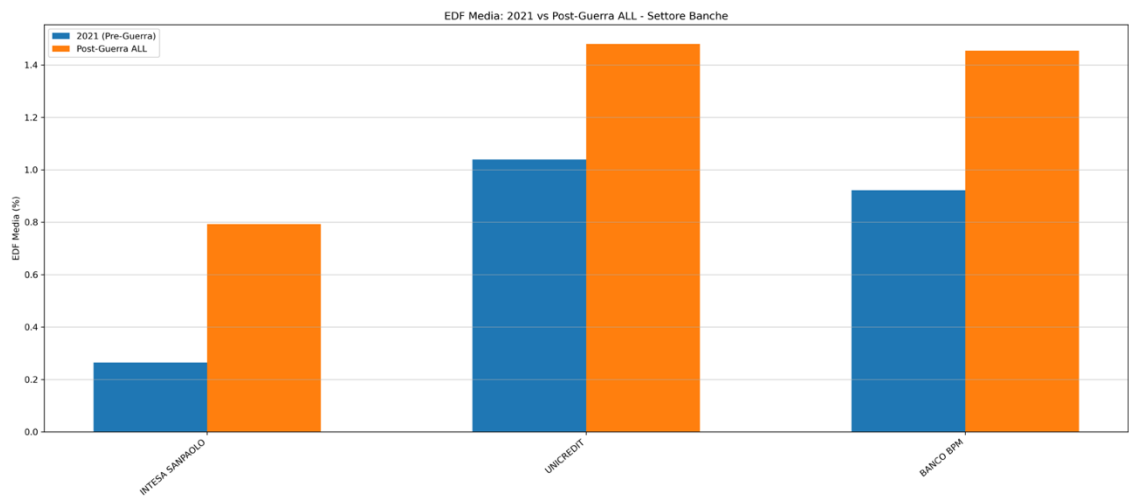


Figura A.3.16: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Banche (ALL)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

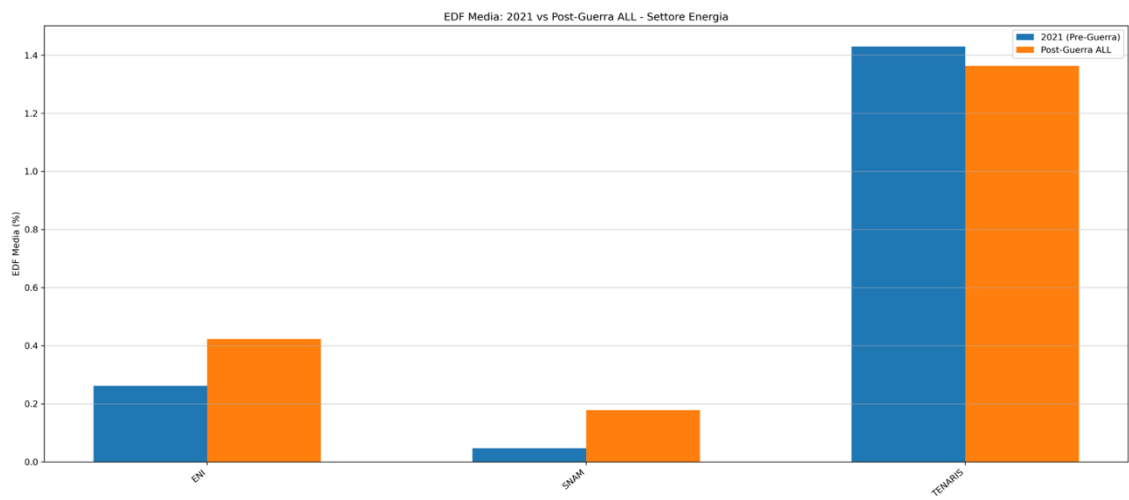


Figura A.3.17: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Energia (ALL)
Fonte: elaborazione personale dell'autore

APPENDICE A.3.2 CONFRONTO TRA EDF MEDIE PRE E POST-CONFLITTO NEI DIVERSI ORIZZONTI TEMPORALI

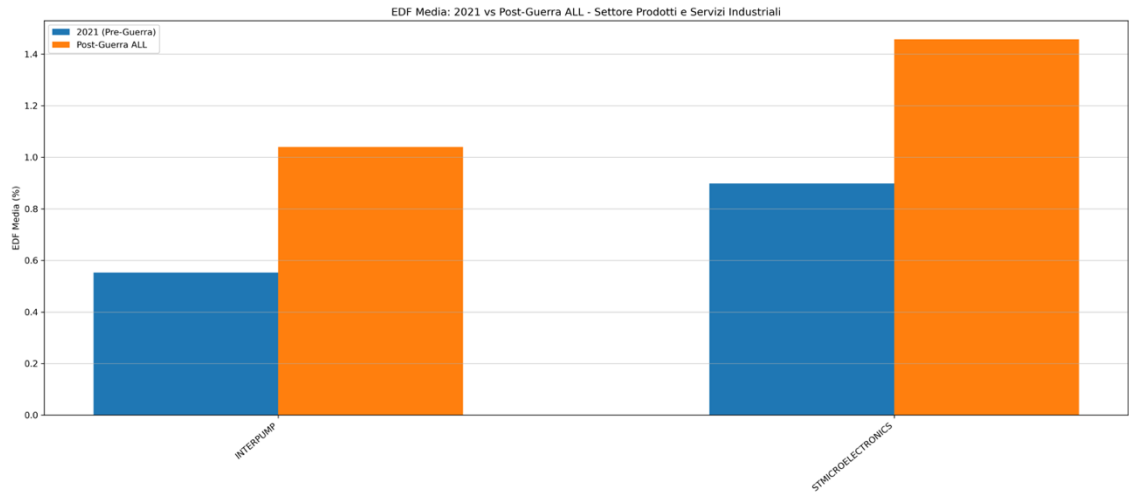


Figura A.3.18: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Prodotti e Servizi Industriali (ALL)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

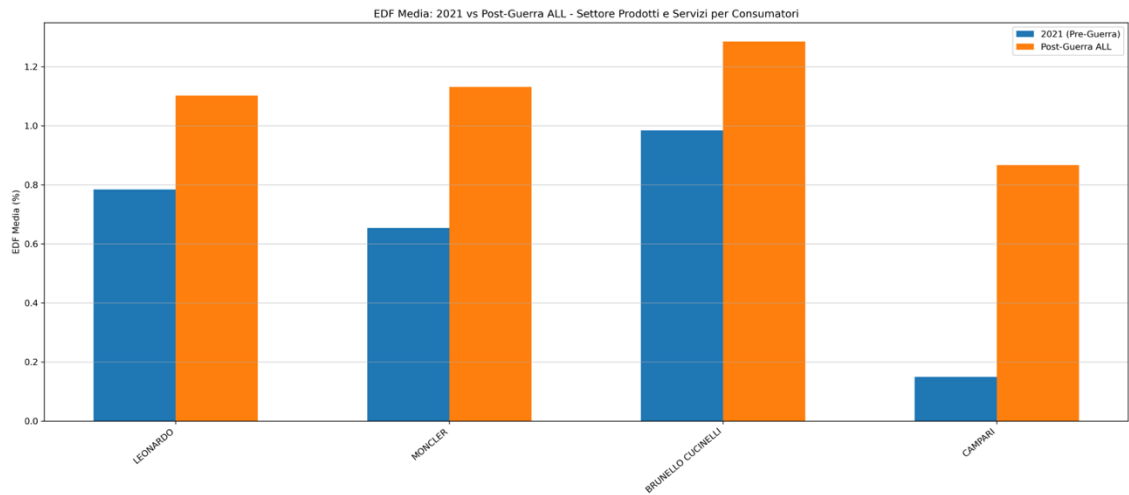


Figura A.3.19: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Prodotti e Servizi per Consumatori (ALL)

Fonte: elaborazione personale dell'autore

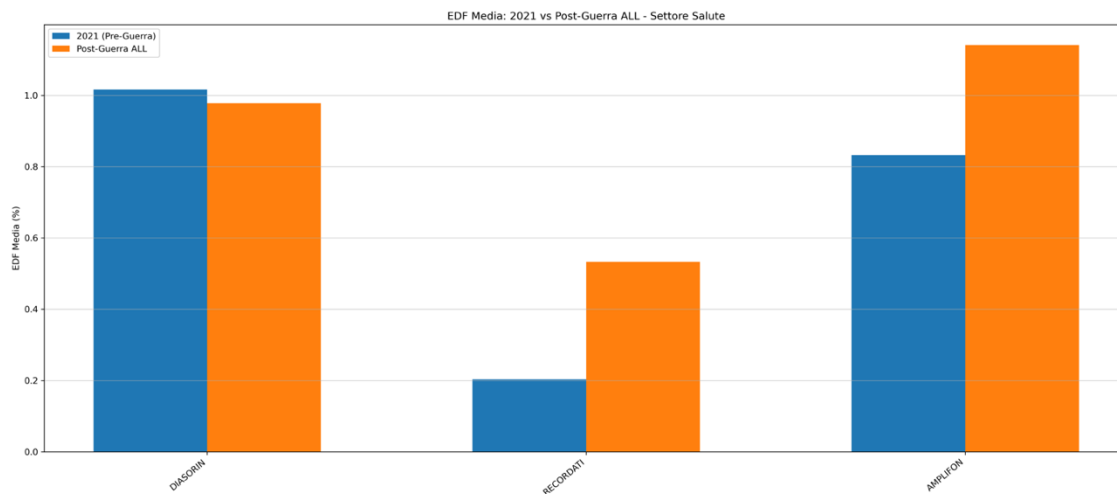


Figura A.3.20: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Salute (ALL)
 Fonte: elaborazione personale dell'autore

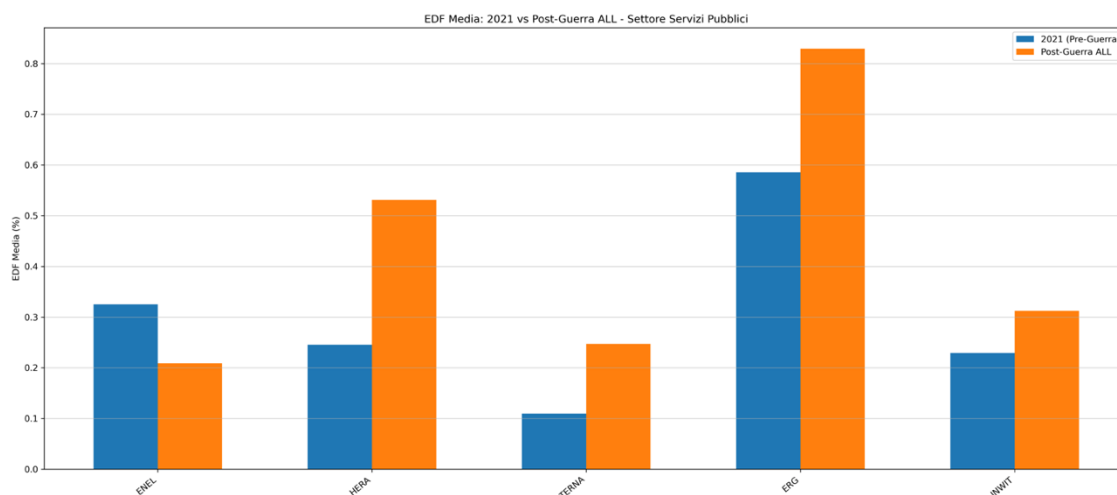


Figura A.3.21: Confronto della EDF media pre e post-guerra settore Servizi Pubblici (ALL)
 Fonte: elaborazione personale dell'autore

Conclusioni

Nella presente tesi è stato analizzato come lo shock geopolitico del 24 febbraio 2022 si sia trasmesso sul rischio di credito – nello specifico sulla probabilità di default – delle imprese italiane quotate. Dopo aver ricostruito il contesto e sintetizzato le principali metodologie di stima della PD basate sui mercati dei capitali, l'analisi si è focalizzata sul modello KMV, sulla distance to default e sulla mappatura in EDF, misura derivata da frequenze storiche di insolvenza.

Prima di procedere con l'analisi empirica, è stato costruito un dataset per 23 società del FTSE MIB sul periodo 2020-2024, organizzate in 7 macrosettori, illustrando le assunzioni utilizzate. L'approccio KMV, diversamente da metodi alternativi, consente di ottenere misure giornaliere e forward-looking di PD.

Le evidenze descrittive mostrano, in corrispondenza dell'invasione, un innalzamento netto e simultaneo delle probabilità di insolvenza, con un picco generalizzato sul campione oggetto di studio; l'effetto, pur sistemico, risulta inferiore e meno acuto rispetto a quello pandemico del 2020. I comparti più colpiti nell'immediato sono stati l'automobilistico, il bancario e quello dei prodotti e servizi per consumatori; tra le imprese emergono picchi più elevati per UniCredit, Stellantis, Leonardo e Intesa Sanpaolo, mentre INWIT, Hera e Snam mostrano reazioni più contenute. Nel primo trimestre post-guerra (Q1), la variazione percentuale media della PD è massima per le banche (+611,2%) e per i prodotti e servizi per consumatori (+514,4%); a livello aziendale, invece, spiccano Campari (+1176%) e Intesa Sanpaolo (+1104%).

Oltre alle variazioni medie, è stata misurata anche l'incertezza del rischio tramite la volatilità delle EDF, usando sia la deviazione standard "statica cumulativa" che la "rolling volatility" su finestre mobili mensili: quest'ultima evidenzia picchi immediati più acuti, mentre la statica ne smussa gli effetti. Complessivamente, si osserva un forte incremento della volatilità seguito da un progressivo riassorbimento, che rimane comunque superiore al pre-guerra. L'aumento è massimo nei tre mesi successivi all'invasione: la media del campione risulta +211,5%, con un picco massimo per Intesa Sanpaolo (+814%) e minimo per DiaSorin. Permane elevato nel primo semestre (media del campione +182,8%) e, pur non annullandosi, si attenua nelle finestre successive. Ciò dimostra come lo shock ha reso più instabili le dinamiche di rischio.

Successivamente, attraverso l'analisi econometrica, vengono quantificati tre canali di trasmissione: volatilità di mercato (VSTOXX), prezzi energetici (Indice Energetico costruito su Brent e TTF) ed esposizione al conflitto. Nel modello con variabile centrate, tutti i coefficienti risultano positivi e statisticamente significativi. L'intercetta ($\beta_0 = 0,2994$) indica un innalzamento medio del rischio di circa 0,3 punti quando i regressori sono ai loro livelli medi. Dalla scomposizione per sottoperiodi viene confermato, dopo l'invasione, il rafforzamento del ruolo dell'esposizione diretta al conflitto e della volatilità di mercato.

In sintesi, l'elaborato documenta che:

- lo shock bellico ha innalzato il rischio di credito delle blue-chip italiane, con intensità eterogenea per impresa e settore;
- la volatilità di mercato, i prezzi energetici e l'esposizione diretta rappresentano tre canali determinanti della variazione della PD.

Sul piano della letteratura, il contributo è duplice: oltre a fornire misure giornaliere e forward-looking di probabilità di default per un campione italiano, colmando parte del gap di evidenza a livello europeo e nazionale, mostra empiricamente i canali di trasmissione dell'evento geopolitico sul rischio di credito d'impresa in Italia.

Da un punto di vista manageriale (e per gli investitori), i risultati indicano di monitorare gli indicatori di volatilità e i driver energetici, e di bilanciare l'esposizione al conflitto (diversificando per aree e filiere, o riducendo la dipendenza energetica), poiché tali fattori contribuiscono ad innalzare la PD in presenza di nuove tensioni.

Nell'interpretazione dei risultati, oltre ai limiti intrinseci del modello KMV, occorre considerare che:

- il default point (e il numero di azioni) è ricavato a partire da dati contabili di fine esercizio (potenzialmente soggetti a manipolazioni) e mantenuto costante sulle osservazioni dell'anno. Anche se in **Appendice A.3.1** viene mostrato che le EDF sono poco sensibili a variazioni contenute del DP (nel settore bancario), per un'analisi più oculata sarebbe necessario disporre di dati che si aggiornano più frequentemente;
- la volatilità dell'equity, utilizzata per ricavare la DD, è stata stimata utilizzando una finestra mobile mensile e annualizzata: questa scelta metodologica presuppone sufficiente stabilità dei rendimenti;

- la mappatura della DD in EDF fa riferimento ad una tabella di frequenze costruita su un ampio campione di imprese e non è calibrata specificamente sul mercato italiano, con il rischio di riflettere regolarità empiriche del campione originale piuttosto;
- nelle regressioni, la finestra pre-guerra è breve (circa otto settimane), il che riduce la stabilità delle stime; inoltre, la variabile dipendente è costruita rispetto alla media del 2021, anno particolare di ripresa post-pandemica. Altresì, i modelli includono solo variabili di mercato, mentre quelle strutturali (come leva finanziaria, dimensione, o indicatori di redditività) sono escluse poiché costanti a frequenza giornaliera. In aggiunta, i modelli includono variabili comuni a tutte le imprese (VSTOXX e Indice Energetico), coerenti con l'obiettivo di identificare i canali di trasmissione condivisi ma con limitata capacità di attribuire effetti a caratteristiche specifiche delle singole società. In possibili sviluppi futuri si potrebbe cambiare (usando ad esempio il 2018/2019) o estendere l'orizzonte pre-conflitto (includendo anche l'ultimo bimestre o trimestre del 2021), e reintrodurre variabili strutturali (utilizzando, ad esempio, tecniche di stima ad alta frequenza);
- infine, la trattazione si concentra solo su una componente del rischio di credito, la PD. Per completare il quadro, evoluzioni future potrebbero integrare misure del rischio di migrazione, della *Loss Given Default* e dell'*Exposure at Default*.

Alla luce dei risultati e dei vincoli discussi, la tesi offre un riferimento operativo e replicabile per analisi sul rischio di credito.

Bibliografia

- Andersen, L. (2003). Reduced-form models: curve construction and the pricing of credit swaps, options, and the hybrids. *Credit derivatives: The definitive guide*. Incisive Media Investments.
- Andersen, T.G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., & Labys, P. (2003). Modeling and forecasting realized volatility. *Econometrica*, 71(2), 579-625.
- Auer, C., Bosello, F., Bressan, G., Delpiazzi, E., Monasterolo, I., Otto, C., Parrado, R., & Reyer, C. P. O. (2025). Cascading socio-economic and financial impacts of the Russia-Ukraine war differ across sectors and regions. *Communications Earth & Environment*, 6, 194. <https://doi.org/10.1038/s43247-025-02119-1>
- Avalos, F., & Huang, W. (2022). Commodity markets: shocks and spillovers. *BIS Quarterly Review*, September 2022, 19, 15-29. https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r_qt2209b.htm
- Bank of England. (2015). *Modelling Credit Risk*. CCBS Handbook No. 34. London: Centre for Central Banking Studies, Bank of England.
- Banca d'Italia. (2022). *Rapporto sulla stabilità finanziaria*, n. 2/2022, novembre 2022. Roma: Banca d'Italia.
- Banca d'Italia. (2023). *Rapporto sulla stabilità finanziaria*, n. 2/2023, novembre 2023. Roma: Banca d'Italia.
- Banca d'Italia. (2024). *Rapporto sulla stabilità finanziaria*, n. 1/2024, aprile 2024. Roma: Banca d'Italia.
- Benjamini, Y., & Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 57(1), 289-300.
- Bharath, S. T., & Shumway, T. (2004). Forecasting default with the KMV-Merton model. *Afa 2006 Boston Meetings Paper*. SSRN Working Paper No. 637342.
- Bougias, A., Episcopos, A., & Leledakis, G. N. (2022). Valuation of European firms during the Russia-Ukraine war. *Economics Letters*, 218, 110750.
- Caldara, D., Conlisk, S., Iacoviello, M., & Penn, M. (2022). The effect of the war in Ukraine on global activity and inflation. *FEDS Notes*. Washington, DC: Board of Governors of the Federal Reserve System, 27 May 2022.

- Chan-Lau, J. A. (2011). Fat-Tails and Their (Un)happy Endings: Correlation Bias and its Implications for Systemic Risk and Prudential Regulation. IMF Working Paper No. 11/82.
- CONSOB. (2023). *Bollettino Statistico*, n. 22, giugno 2023. Roma: Commissione Nazionale per le Società e la Borsa.
- CONSOB. (2023). *Relazione per l'anno 2022*. Roma: Commissione Nazionale per le Società e la Borsa.
- European Central Bank (ECB). (2022). *Financial Stability Review*, May 2022.
- European Investment Bank (EIB). (2022). *How bad is the Ukraine war for the European recovery?* Economics – Thematic Studies, June 2022.
- Eurostat. (2022). *Euro area annual inflation up to 7,5%*. Flash estimate – March 2022. Newsrelease 37/2022.
- Ferriani, F., & Gazzani, A. (2022). The impact of the war in Ukraine on energy prices: consequences for firms' financial performance. *International Economics*, 174, 221-230.
- Gambarelli, L., Muzzioli, S., & De Baets, B. (2025). An OWA analysis of the VSTOXX volatility index. *International Journal of Information Technology & Decision Making*.
- International Monetary Fund (IMF). (2022). *Global Financial Stability Report, April 2022: Shockwaves from the War in Ukraine Test the Financial System's Resilience*. Washington, DC: International Monetary Fund.
- International Monetary Fund (IMF). (2022). *Global Financial Stability Report, October 2022: Navigating the High-Inflation Environment*. Washington, DC: International Monetary Fund.
- International Monetary Fund (IMF). (2024). *World Economic Outlook, October 2024: Policy Pivot, Rising Threats*. Washington, DC: International Monetary Fund.
- ISTAT. (2023). *Registrazioni e fallimenti di imprese – IV trimestre 2022*. Roma: Istituto Nazionale di Statistica.
- Leone, P., & Boido, C. (2004). Rischio di credito e credit derivatives. Modelli e strumenti. *Rischio di credito e credit derivatives. Modelli e strumenti*. Cedam.

- Leys, C., Ley, C., Klein, O., Bernard, P., & Licata, L. (2013). Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median. *Journal of Experimental Social Psychology*, 49(4), 764-766.
- Matta, A. (2018). *Approcci matematico-statistici alla valutazione del rischio di credito*.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55(3), 703-708.
- Njeru, A. K. (2019). An alternative approach to estimation of the probability of default for commercial entities: The Modified KMV Merton model. KBA Centre for Research on Financial Markets and Policy Working Paper Series No. 32
- O'Brien, R. M. (2007). A caution regarding rules of thumb for variance inflation factors. *Quality & Quantity*, 41(5), 673-690. <https://doi.org/10.1007/s11135-006-9018-6>
- OECD. (2022). *OECD Economic Outlook, Interim Report March 2022: Economic and Social Impacts and Policy Implications of the War in Ukraine*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/4181d61b-en>
- Office of the High Commissioner for Human Rights (OHCHR) & United Nations Human Rights Monitoring Mission in Ukraine (HRMMU). (2022). *Conflict-related civilian casualties in Ukraine*. Geneva: United Nations.
- Organization for Security and Co-operation in Europe (OSCE). (2014). *Protocol on the results of consultations of the Trilateral Contact Group, signed in Minsk, 5 September 2014*. Vienna: OSCE.
- Resti, A., & Sironi, A. (2021). *Rischio e valore nelle banche. Misura, regolamentazione, gestione*. Milano: Egea.
- Riccioli, A. (2024). La guerra russo-ucraina come guerra identitaria. *DPCE ONLINE*, 63(SP.1), 711-726.
- Schönbucher, P. J. (2003). *Credit derivatives pricing models: models, pricing and implementation*. John Wiley & Sons.
- Stock, J. H., & Watson, M. W. (2019). *Introduzione all'econometria*. Quinta edizione. Milano: Pearson Italia Spa.

- United Nations. (2014). *Territorial integrity of Ukraine* (Resolution A/RES/68/262). United Nations General Assembly.
- Villani, A. (2023). Alle origini del conflitto russo-ucraino: la politica estera della Federazione Russa (1991-2014). *Ordine internazionale e diritti umani*, 2023(4), 906-916.
- Walker, N. (2023). *Conflict in Ukraine: A timeline (2014 – eve of 2022 invasion)*. House of Commons Library, Research Briefing CBP-9476, 22 August 2023.
- Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory Econometrics a modern approach*. South-Western cengage learning.

Sitografia

- www.anaconda.com
- www.bancaditalia.it
- www.bloomberg.com
- www.borsaitaliana.it
- www.moodyskmv.com
- www.treccani.it