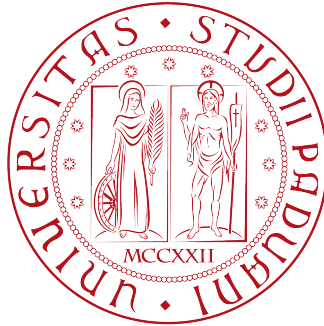


Università degli Studi di Padova
Dipartimento di Scienze Statistiche
Corso di Laurea Magistrale in
Scienze Statistiche



**Hedging di prodotti illiquidi sul mercato power:
una proposta per la copertura delle esposizioni di
Sorgenia S.p.A.**

Relatrice: Prof.ssa Mariangela Guidolin
Dipartimento di Scienze Statistiche

Correlatore: Dott. Andrea Stacchi
Sorgenia S.p.A.

Laureanda: Martina Valpiola
Matricola N. 1183246

Anno Accademico 2019/2020

Introduzione

L'impossibilità di stoccaggio, i vincoli della rete di dispacciamento e la difficoltà di programmazione delle fonti rinnovabili sono solo alcuni degli elementi che rendono il prezzo *spot* dell'energia elettrica estremamente volatile. Al fine di mantenere stabili i flussi di cassa e di preservare la marginalità operativa, i produttori di energia elettrica ricorrono all'*hedging*. Tale pratica consiste nel detenere un'opportuna proporzione di derivati sul mercato finanziario a fronte della quantità di *commodity* esposta sul mercato fisico. Una delle maggiori difficoltà che gli *hedgers* affrontano riguarda la scarsa liquidità degli strumenti impiegati, specialmente di quelli con sottostante italiano: questa determina un incremento dei costi e una maggiore esposizione al *delivery risk*.

Sorgenia S.p.A., fondata nel 1999, è stata la prima azienda *non incumbent* nel mercato libero italiano e ancora oggi è uno dei principali operatori del settore con oltre 350.000 clienti. La strategia di Sorgenia S.p.A., basata su innovazione e sostenibilità, l'ha resa la prima *Digital Energy Company* in Italia. Diverse sono le iniziative sociali intraprese, dall'impegno contro la violenza sulle donne alla "spesa sospesa". L'attenzione verso l'ambiente si riflette nella gestione di energia proveniente da fonti rinnovabili o, in alternativa, prodotta da quattro impianti a ciclo combinato dislocati sul territorio nazionale. Rispetto alle tradizionali centrali termoelettriche, gli impianti a ciclo combinato abbattano le emissioni e possono essere attivati rapidamente, risultando fondamentali per la sicurezza della rete di dispacciamento.

Sorgenia S.p.A. ha individuato nei derivati con sottostante tedesco una possibile soluzione all'impiego dei derivati italiani: il vantaggio che i primi offrono in termini di liquidità potrebbe sopperire alla minor correlazione tra i prezzi *spot* e *forward*, elemento quest'ultimo fondamentale per un'efficace tutela dal *price risk*. In questa tesi si proporrà un metodo, tra i tanti possibili, per definire e valutare quantitativamente una copertura effettuata tramite strategie di *mis-matching* di mercato e di tipologia di sottostante. In particolare, nel primo capitolo si fornirà una panoramica del contesto elettrico italiano e degli strumenti di cui gli operatori dispongono per tutelarsi

dal *price risk*, esplicitando il ruolo della liquidità nell'*hedging*. Nel secondo capitolo verrà presentata una breve *review* della letteratura sulla liquidità dei prodotti finanziari e verranno evidenziate le difficoltà di applicazione delle *proxy* disponibili al contesto elettrico. Il terzo capitolo sarà incentrato sulle misure di efficacia delle coperture e sui modelli statistici impiegati per la stima dell'*hedge ratio*. Infine, nel quarto capitolo si applicheranno le misure e i modelli individuati al dataset fornito da Sorgenia S.p.A., si commenteranno i risultati e si offriranno alcuni spunti per migliorare il metodo proposto.

Indice

Introduzione	iii
1 Elettività: Spot e Forward	1
1.1 Il contesto italiano	1
1.1.1 PUN	2
1.2 I derivati energetici	3
1.2.1 Delivery risk	5
1.3 Hedging	6
1.4 La liquidità	9
1.4.1 La liquidità nelle strategie di hedging	10
1.4.2 Strategie di mis-matching	12
1.5 EEX: European Energy Exchange	13
1.6 Obiettivo della tesi	15
1.7 Sorgenia S.p.A.	16
2 Proxy di liquidità	19
2.1 Il contesto elettrico	19
2.2 Review della letteratura	21
2.2.1 Costi di transazione	22
2.2.2 Volumi negoziati	23
2.2.3 Sbilanciamento di mercato	24
2.3 Liquidità e hedging	25
3 Hedging: misure e modelli	27
3.1 Basis risk	27
3.2 Hedge ratio	28
3.2.1 Minimum Variance e Utility Maximization	29
3.3 Modello di regressione lineare	31
3.3.1 Modello di regressione lineare condizionato	32

3.4	Modello GARCH	34
3.4.1	Constant Conditional Correlation	35
3.4.2	Dynamic Conditional Correlation	37
3.5	Teoria e pratica	38
4	Applicazione ai dati	39
4.1	Presentazione dei dati	39
4.2	Analisi della liquidità	41
4.2.1	Proxy di liquidità	42
4.3	Statistiche descrittive	45
4.4	Stima dei modelli	47
4.5	Out-of-sample: 2020	49
4.6	Osservazioni finali	50
	Conclusioni	53
1	Sintesi e discussione dei risultati	53
2	Sviluppi futuri	55
	Glossario	57
	Appendice	59
	Bibliografia	62

Elenco delle figure

1.1	Convergenza prezzi <i>spot</i> e <i>forward</i>	6
1.2	Classificazione dei derivati	11
1.3	Prezzi dell'energia elettrica <i>baseload</i> all'ingrosso	13
1.4	<i>Churn rates</i> su alcuni mercati europei	14
2.1	Le cinque dimensioni del mercato che influiscono sulla liquidità	20
4.1	Volumi mensili, Germania 2018. <i>Rolling</i> trimestrali	43
4.2	Volumi mensili, Italia e Germania 2018. <i>Rolling</i> annuali	43
4.3	Correlazioni tra le serie dei <i>return</i>	46
A1	Volumi mensili, Italia 2018. <i>Rolling</i> trimestrali	59

Elenco delle tabelle

1.1	Esempio di <i>hedging</i>	7
4.1	Descrizione del dataset	40
4.2	Percentuale di <i>zero trade days</i> , campione <i>in-sample</i>	42
4.3	Statistiche descrittive del <i>return</i> , campione <i>in-sample</i>	45
4.4	<i>Basis risk</i> nel campione <i>in-sample</i>	48
4.5	<i>Basis risk</i> nel campione <i>out-of-sample</i>	49
A1	Correlazione tra misure grezze di liquidità, 2018	60

Capitolo 1

Elettricità: Spot e Forward

A seguito del processo di liberalizzazione del settore energetico europeo, avviato con la direttiva comunitaria 96/92/CE del 1996, gli stati membri dell'Unione hanno intrapreso una serie di riforme al fine di favorire la libera concorrenza e la trasparenza del mercato. Contestualmente ai mercati fisici, anche i mercati finanziari si sono adeguati alla deregolamentazione del settore, istituendo segmenti dedicati alla negoziazione di specifici strumenti.

I vincoli tecnici e lo *status* di bene essenziale contribuiscono a rendere il prezzo dell'elettricità tra i più volatili esistenti. Gli operatori del mercato elettrico, siano essi produttori o consumatori, utilizzano i derivati energetici negoziati sulle borse finanziarie per tutelarsi dalle fluttuazioni di prezzo.

1.1 Il contesto italiano

Il processo di liberalizzazione del settore energetico italiano è cominciato nel 1999 con la costituzione del *Mercato Elettrico* (ME), «un *marketplace* telematico per la negoziazione dell'energia elettrica all'ingrosso, nel quale il prezzo dell'energia corrisponde al prezzo di equilibrio ottenuto dall'incontro tra le quantità di energia elettrica domandate e quelle offerte dagli operatori che vi partecipano» (Gestore dei Mercati Energetici, 2012, p.8). Nella sua conformazione attuale il ME si articola in Mercato a Pronti e Mercato a Termine dell'Energia. In alternativa, gli operatori possono concludere accordi bilaterali sul mercato non regolamentato *Over The Counter* (OTC).

Al *Gestore dei Mercati Energetici* (GME) spetta l'organizzazione e la gestione del ME, mentre *Terna S.p.A.* garantisce la continuità dell'approvvigionamento di

energia elettrica su tutto il territorio nazionale. La rete attraverso cui l'elettricità viene trasportata è soggetta a diversi vincoli tecnici, il più rilevante dei quali è il bilanciamento tra l'energia in entrata e quella in uscita. In ogni istante la quantità immessa dai produttori deve uguagliare quella prelevata dai consumatori: qualsiasi scostamento dalla condizione di equilibrio determinerebbe una crisi del sistema. Per rendere più agevole la gestione del dispacciamento e per rispettare i vincoli della struttura a livello territoriale, la rete distributiva è suddivisa in zone. Il bilanciamento in tempo reale nelle diverse aree è reso possibile dal coordinamento ad opera di Terna S.p.A. di riserve energetiche, reperite sul Mercato a Pronti dell'Energia, e di utenti di dispacciamento. Questi ultimi, individuati tra i produttori, si impegnano a far fronte ai picchi di domanda immettendo nella rete distributiva una quantità di energia superiore a quella programmata, con conseguente aggravio dei costi di produzione. A complicare il quadro interviene l'impossibilità di stoccare in quantità significative l'energia elettrica, la quale deve essere immessa nella rete distributiva non appena prodotta.

Una previsione accurata dei consumi è fondamentale per garantire la continuità del servizio di dispacciamento e la stabilità dei costi di produzione, in quanto consente di definire una precisa programmazione delle immissioni e dei prelievi. Tuttavia, poichè l'energia elettrica è un bene primario, la domanda è inelastica rispetto al prezzo e, inoltre, è soggetta a stagionalità: all'interno della giornata si osservano picchi di consumo nelle ore diurne, a livello settimanale l'andamento della domanda è diversificato tra i giorni lavorativi e il fine settimana, mentre nell'anno il consumo è differenziato a seconda della stagione. L'inelasticità e la stagionalità della domanda ne rendono difficoltosa la previsione.

Eppure, è l'imprevedibilità dell'energia proveniente da fonti rinnovabili a rappresentare la sfida più importante alla programmazione delle immissioni. Infatti, i flussi di energia *green* sono fortemente dipendenti dalle condizioni climatiche. Si pensi, ad esempio, ad un impianto eolico: esso produrrà energia elettrica solo in presenza di vento e in quantità che dipenderanno dall'intensità dello stesso. Qualora le produzioni *green* non siano sufficienti a soddisfare la domanda, si rende necessaria l'attivazione di ulteriori impianti, meno flessibili e più costosi, per colmare il divario tra la quantità di energia domandata e quella offerta.

1.1.1 PUN

Nel Mercato del Giorno Prima - sezione del Mercato a Pronti - i produttori e i consumatori finali idonei fanno pervenire le offerte di acquisto e vendita di ener-

gia elettrica, costituite dal binomio prezzo e quantità. Dall'incontro tra domanda e offerta nelle singole aree si determina il prezzo di equilibrio zonale, che viene poi aggregato per formare il *Prezzo Unico Nazionale* (PUN), corrispondente alla media dei prezzi zionali ponderata per la quantità di energia scambiata, inclusi gli eventuali scambi con Paesi esteri. Il PUN è il prezzo *spot* dell'elettricità, ovvero il prezzo di riferimento per la liquidazione immediata dell'energia elettrica; per analogia si userà il termine *spot* anche per riferirsi al mercato fisico nel suo complesso.

Dal momento che l'elettricità non si può immagazzinare in quantità significative e che è difficile programmarne immissioni e prelievi, il prezzo dell'energia elettrica risulta estremamente volatile e gli operatori del mercato *spot* manifestano l'esigenza di tutelarsi dalle sue oscillazioni. Per fare ciò, ricorrono a strumenti finanziari che consentono di bloccare in anticipo il prezzo futuro dell'energia. A partire dal 2008 tali strumenti possono essere negoziati su IDEX, il segmento di *Borsa Italiana S.p.A.* dedicato ai derivati energetici.

1.2 I derivati energetici

I derivati energetici nascono dall'esigenza degli operatori del mercato *spot* di tutelarsi dai rischi associati alle transazioni fisiche, tra cui i più importanti sono: il *credit risk*, il *delivery risk* e il *price risk* (Geman, 2005). Il primo si manifesta quando la controparte dell'accordo non è in grado di onorare gli impegni presi e riguarda principalmente il mercato fisico e quello OTC, mentre sui mercati finanziari risulta sensibilmente ridotto grazie alla controparte centrale, che funge da tramite nelle negoziazioni, e ad un sistema di garanzie. Il *delivery risk*, evidentemente presente nel mercato fisico, dove la consegna del bene è un elemento necessario per il commercio, è altresì presente sul mercato finanziario e verrà approfondito più avanti. Infine, il *price risk* è associato alla volatilità del prezzo dell'energia elettrica e può essere mitigato ricorrendo ai derivati energetici.

Le *commodities*, tra cui rientra l'energia elettrica, sono beni caratterizzati da un'omogenea qualità tra i diversi produttori e perciò si prestano a sottostare ai derivati, strumenti finanziari il cui prezzo è - appunto - derivato da quello del bene sottostante. I derivati di interesse ai fini di questa tesi sono i *futures*: «contratti a termine standardizzato con i quali le parti si impegnano a scambiare una certa attività (finanziaria o reale) a un prezzo prefissato e con una liquidazione differita a una data futura» (definizione tratta dal glossario on-line di Borsa Italiana S.p.A. (a)). Per convenzione si indica con t_0 la data in cui viene stipulato il contratto e con

T la data di liquidazione. I *futures*, a differenza di altri derivati, sono standardizzati e possono essere scambiati esclusivamente sui mercati finanziari regolamentati. Il prezzo del *future* viene detto *forward* - letteralmente “in avanti” - a rimarcare che il corrispettivo pattuito in t_0 si riferisce in realtà al prezzo della *commodity* ad un tempo successivo.

La standardizzazione dei *futures* riguarda essenzialmente la quantità e la maturità. La prima fa riferimento alla quantità della *commodity* sottostante al derivato, mentre la maturità corrisponde al momento in cui ha inizio la liquidazione del *future*. La maturità non va confusa con la scadenza: quest’ultima corrisponde alla data oltre la quale il derivato non è più negoziabile e varia in funzione delle caratteristiche del derivato stesso, ma è sempre antecedente alla maturità.

Nel caso dell’energia elettrica, oltre alla maturità e alla quantità, anche il periodo di consegna è standardizzato. I *delivery periods* più comuni sono il mese, il trimestre e l’anno. Inoltre, esistono due tipologie di *futures* con sottostante di elettricità: i *baseload* e i *peakload*. Questi si differenziano per le ore di fornitura - e quindi per la quantità di energia - incluse nel periodo di consegna: i *baseload* coprono tutte le ore, mentre i *peakload* comprendono solo quelle corrispondenti al picco di domanda, indicativamente tra le 8.00 e le 20.00 dei giorni feriali.

I *futures* possono essere scambiati non appena due parti, un acquirente e un venditore, manifestano interesse e fino alla scadenza, salvo diversa disposizione delle borse. Le negoziazioni sono anonime: i potenziali venditori e acquirenti fanno pervenire su apposite piattaforme le offerte di vendita e di acquisto, rispettivamente *bid* e *ask*, le quali vengono accoppiate secondo disponibilità seguendo un criterio basato sul prezzo. Sulla base dei *bid-ask* e dei prezzi a cui sono stati conclusi gli accordi, alla fine di ogni giornata di apertura le borse rilasciano il prezzo *forward* di riferimento, detto *settlement price*. Esso è fornito anche per i giorni caratterizzati dalla totale assenza di negoziazioni e, in tal caso, viene derivato da fonti secondarie. In particolare, si può far riferimento ai prezzi di *futures* analoghi negoziati su altri mercati oppure si ricorre alla *chief trader procedure*, la quale pondera i prezzi ritenuti più verosimili dai *traders* abilitati (European Energy Exchange AG, 2018). Il prezzo *forward* rappresenta la migliore previsione per il prezzo *spot* a scadenza: il *settlement price* rilasciato alla scadenza del *future*, infatti, è sempre pari al prezzo *spot* della giornata.

Il sistema con il quale vengono remunerati i *futures* è detto *mark-to-market* e consiste nell’accreditare (o addebitare) il risultato giornaliero del contratto, definito come differenza tra i *settlement prices* a t e a $t - 1$, sul conto del detentore. Contestualmente alla stipula del *future* viene versato un margine iniziale a copertura delle

eventuali perdite giornaliere e a garanzia degli adempimenti contrattuali. Qualora la posizione risultasse eccessivamente in perdita o particolarmente rischiosa, oltre al margine iniziale può essere richiesto il versamento di margini infra-giornalieri (trattato dal sito di Borsa Italiana S.p.A. (b)). Il sistema *mark-to-market* consente agli operatori di limitare i propri flussi economici ai soli margini e richiede, quindi, un investimento di capitale ridotto.

1.2.1 Delivery risk

Detenere un *future* fino alla scadenza e, quindi, per tutto il periodo di consegna comporta una delle seguenti risoluzioni: il *cash settlement* o la *physical delivery*. La prima prevede la determinazione del risultato del *future* in termini economici, calcolato come differenza tra il prezzo definito in t_0 e il prezzo *spot* medio delle ore rilevanti del periodo di consegna; la seconda consiste nella consegna fisica dell'energia e genera maggiori costi, a carico del venditore, connessi alle attività di produzione e dispacciamento. In entrambi i casi il risultato del derivato dipende dai prezzi *spot* giornalieri dalla maturità fino al termine del *delivery period*. Qualora il periodo di consegna sia pari o superiore al trimestre, la liquidazione avviene tramite *cascading*: prima della maturità il *future* viene sostituito da posizioni equivalenti con periodi di consegna più brevi, aperte all'ultimo *settlement price* del derivato portato a scadenza. In tal modo, i *futures* a scadenza più breve, eccezion fatta per il primo che parte già in *delivery*, possono essere rinegoziati.

Solamente l'1% circa dei *futures* si conclude con l'effettiva consegna del sottostante, ma consentire questa opzione garantisce che a scadenza il prezzo *forward* e quello *spot* convergano e, più in generale, assicura una certa consistenza dei movimenti dei due prezzi (Geman, 2005). La convergenza tra i prezzi non è più valida oltre la scadenza: il prezzo *forward* svanisce non appena il *future* cessa di essere negoziato, mentre il prezzo *spot* continua la sua evoluzione lungo tutta la finestra di *delivery* (Falbo et al., 2015). In figura 1.1 sono rappresentati i prezzi *spot* e *forward* per il *future* "Baseload Italia Ottobre 2019", ovvero il derivato con sottostante italiano di tipologia *baseload* con consegna su ottobre 2019.

Nel momento in cui, più o meno volontariamente, il derivato viene portato a scadenza, sia l'acquirente che il venditore si ritrovano esposti alla volatilità del prezzo *spot* lungo tutto il periodo di consegna: insorge il *delivery risk*. Questo dipende dalle fluttuazioni del prezzo *spot* oltre la maturità e risulta particolarmente marcato nel contesto energetico. Per rendere un'idea della magnitudo del rischio, si stima che la volatilità media di una serie finanziaria sia pari a circa il 10-20% del prezzo

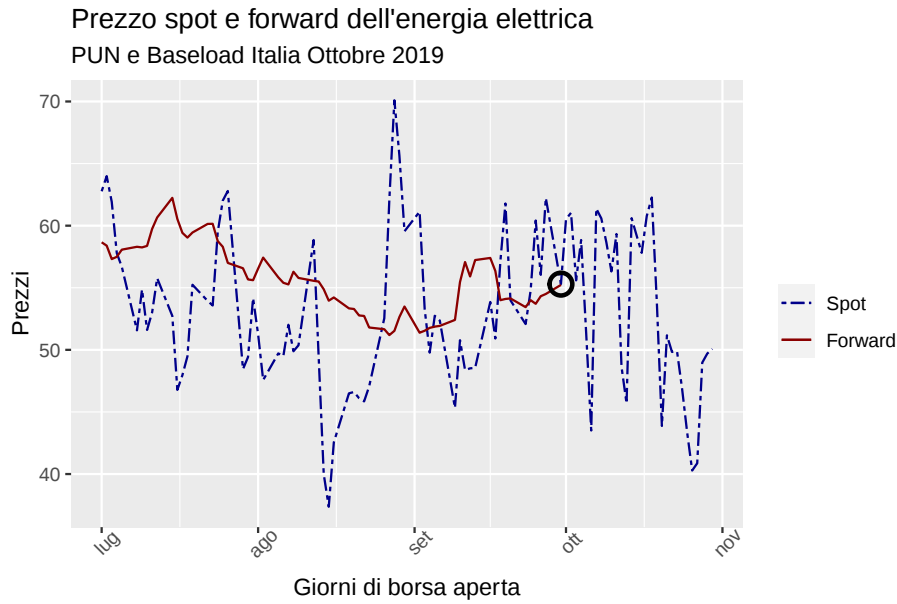


Figura 1.1: Prezzi *spot* e *forward*. È evidenziato il punto di convergenza al tempo $T - 1$, scadenza di questo derivato.

medio, ma nel caso delle *commodities* si registrano mediamente valori fino all'80-100% e per alcuni derivati con sottostante elettrico si raggiungono picchi del 300-450% (Falbo et al., 2015). In figura 1.1 si osserva che le fluttuazioni del prezzo *spot* sono marcatamente superiori a quelle del corrispettivo *forward*: la volatilità del primo è generalmente superiore a quella del secondo.

1.3 Hedging

Per un produttore di energia elettrica tutelarsi adeguatamente dal *price risk* è più importante di quanto non lo sia per un consumatore. In *primis* perchè i *cash flow* in entrata, quanto gran parte di quelli in uscita, dipendono principalmente dal prezzo *spot*: limitarne le fluttuazioni consente di programmare i flussi economici e contribuisce alla stabilità del sistema aziendale. In secondo luogo, nell'evenienza in cui risultasse impossibile chiudere la posizione prima della scadenza e si fosse optato per la *physical delivery*, il produttore dovrebbe sostenere i costi legati alle attività di produzione e dispacciamento.

L'*hedging* è una strategia di copertura del *price risk* che si basa sull'assunzione che il prezzo *spot* e quello *forward* tendono a muoversi nella stessa direzione, anche se il movimento non è necessariamente identico (CME Group, 2019): è considerato

	Mercato <i>spot</i>	Mercato <i>forward</i>
Maggio	prezzo <i>spot</i> del grano: 12EUR	vende il <i>future</i> Nov per il grano a 12EUR
Ottobre	vende grano a 11EUR	acquista il <i>future</i> Nov per il grano a 11EUR
risultato	1EUR di perdita	1EUR di guadagno
	vende grano <i>spot</i> a	11EUR
	guadagna sul <i>forward</i>	+1EUR
	prezzo netto di vendita	12EUR

Tabella 1.1: Un esempio elementare di *hedging*: il produttore utilizza il *future* Nov per tutelarsi dall'esposizione *spot* di ottobre. Adattato da *CME Group (2019, p.9)*.

efficace quando consente agli operatori di tutelarsi dal *price risk* mantenendo minimo il *delivery risk*.

Per capire il funzionamento dell'*hedging*, si espone un esempio adattato da quello di CME Group (2019, p.9) e rappresentato in tabella 1.1. Per semplicità, si ipotizzi che i movimenti di prezzo sul mercato fisico e su quello finanziario siano identici. Si consideri quindi un bene non soggetto a particolari vincoli tecnici, quale il grano, per il quale si suppone esista uno strumento finanziario con tipologia e quantità di sottostante esattamente pari a quelli desiderati. Si ipotizzi, inoltre, che non vi siano costi di magazzino, per cui la consegna differita non comporta spese a carico del produttore.

L'azienda produttrice YY conclude a maggio un accordo per la fornitura di una quantità X di grano all'azienda ZZ, da consegnarsi a ottobre in un'unica data, al prezzo di 12EUR. Nella realtà il prezzo pattuito sarebbe determinato dalla contrattazione tra le parti, ma per semplicità lo si consideri invariato rispetto a quello di mercato per il mese di maggio. L'azienda YY non può sapere quello che sarà il prezzo del grano ad ottobre, ma sa che si verificherà uno dei seguenti casi: (i) il prezzo del grano resterà invariato, (ii) aumenterà o (iii) diminuirà.

Si discutono ora i risultati economici del mercato fisico in queste eventualità, tralasciando momentaneamente i termini dell'accordo stipulato. Nella possibilità (i) il prezzo del grano a maggio sarà pari a quello di ottobre e sul mercato fisico non si registrerà né una perdita né un guadagno: vendere il grano a maggio piuttosto che a ottobre comporta lo stesso incasso per il produttore. Se si verificasse la (ii) si registrerebbe un utile: il grano per cui a maggio l'azienda YY avrebbe ricevuto 12EUR,

a ottobre renderà una cifra superiore. Analogamente, nel caso (iii) il mercato fisico sarebbe in negativo con una perdita pari alla differenza tra i due prezzi.

Si considerino ora gli *outcome* dei tre casi in relazione agli accordi presi tra le parti. Se non ci fossero variazioni (i), l'aver bloccato il prezzo di maggio per la consegna a ottobre non avrebbe ripercussioni: la cifra incassata da YY nell'uno o nell'altro caso sarebbe la stessa. Se il prezzo aumentasse (ii), l'aver siglato l'accordo con mesi di anticipo farebbe registrare una perdita a YY, che si vedrebbe costretta a consegnare il grano valutato a un prezzo inferiore rispetto a quello attuale di mercato. Nel caso in cui il prezzo dimuisse (iii), i termini del contratto sarebbero a favore di YY: la stessa quantità di grano venduta e consegnata a ottobre le avrebbe fatto incassare una cifra inferiore rispetto a quella concordata con ZZ. Si osserva, quindi, che una perdita (guadagno) sul mercato *spot* corrisponde a un guadagno (perdita) nel contesto della consegna differita.

Siccome l'azienda YY è avversa al rischio, sceglie di coprire con un *future* l'esposizione sul mercato fisico per tutelarsi da una fluttuazione negativa del prezzo *spot*. Il *future* da impiegare è quello con scadenza nel periodo designato per la consegna e, quindi, maturità in novembre (per convenzione la nomenclatura dei derivati fa riferimento al mese di maturità): il derivato di novembre genera *settlement prices* fino alla scadenza, coincidente con l'ultimo giorno di ottobre, consentendo di coprire l'esposizione fino alla data di consegna stabilita in fase contrattuale. A maggio l'azienda YY vende un *future* per il mese di novembre da cui, avendo ipotizzato che i movimenti tra i prezzi *spot* e *forward* siano identici, ottiene 12EUR. Per semplicità si ignorano i costi di transazione e si suppone che YY incassi effettivamente il valore del derivato. Arrivati a ottobre si osserva che il prezzo della quantità X di grano ha subito un decremento, passando dai 12EUR di maggio agli attuali 11EUR - caso (iii). Sulla borsa YY chiude la propria posizione riacquistando un *future* per novembre, analogo a quello che aveva precedentemente venduto, pagandolo 11EUR. Il guadagno finanziario è pari a 1EUR, cifra che corrisponde esattamente alla perdita registrata sul mercato *spot*. Qualora si fosse verificato il caso (ii), il mercato fisico sarebbe andato in positivo e quello finanziario in negativo: l'*hedging* avrebbe impedito di capitalizzare il guadagno *spot*. Tuttavia, l'obiettivo di tali pratiche non è quello di massimizzare gli utili quanto quello di minimizzare le perdite.

Riportando l'esempio in termini più generali, se un'azienda produttrice riuscisse a prevedere con una certa precisione la domanda dei mesi successivi potrebbe coprire le esposizioni del mercato fisico tramite posizioni opposte sul mercato finanziario. L'esempio appena mostrato riguarda un produttore, ma si sarebbe potuto presentare specularmente il caso dell'azienda ZZ, ovvero del consumatore: il guadagno di YY

corrisponde a una perdita per ZZ e viceversa.

Pur avendo effettuato delle assunzioni semplificatorie, dall'esempio si evince che affinché l'*hedging* sia efficace devono verificarsi le seguenti condizioni: l'andamento del prezzo *forward* deve essere conforme a quello del prezzo *spot*, deve esistere un derivato a copertura dell'esposizione e almeno un investitore deve essere interessato a concludere il contratto *future* sia nel momento in cui si manifesta l'esposizione (nell'esempio, un acquirente interessato al derivato di novembre nel mese di maggio) sia nel momento della consegna (un venditore interessato allo stesso derivato nel mese di ottobre). In riferimento all'ultima, appare evidente che se alla scadenza del *future* nessun operatore avesse interesse a vendere, l'azienda YY risulterebbe esposta al *delivery risk*: se fosse possibile scambiare derivati in qualsiasi momento e a costi contenuti, tale rischio sul mercato finanziario sarebbe pressochè nullo. Il problema dello scarso interesse della controparte riguarda specularmente il momento in cui insorge l'esigenza di coprire l'esposizione.

Rispetto all'esempio ora discusso il contesto dell'energia elettrica differisce per due aspetti. Il primo riguarda la consegna della *commodity*, la quale, anzichè avvenire in un'unica data, è diffusa lungo un *delivery period*. Il secondo aspetto è strettamente connesso al primo: per la copertura del periodo di interesse il *future* da impiegare è quello con *delivery period* coincidente al periodo stesso e, quindi, con scadenza nel periodo precedente. Questo perchè il *delivery period* - trattandosi di una finestra temporale estesa - garantisce la copertura esatta del periodo di esposizione.

1.4 La liquidità

Sia gli *hedgers* che gli speculatori sono accumulati dall'esigenza impellente di operare con un livello adeguato di liquidità (Geman, 2005, p.10). Se in ambito economico la definizione di liquidità è immediata, nel contesto finanziario questa è oggetto di dibattito. Díaz and Escribano (2020) evidenziano alcuni aspetti comuni alle più autorevoli definizioni: volume scambiato, prezzo di transazione e tempo di esecuzione. In generale, uno strumento finanziario si può ritenere liquido qualora sia possibile convertirlo in denaro rapidamente e senza variazioni sostanziali di prezzo.

Dall'analisi svolta da Sarr and Lybek (2002) emerge che la liquidità di un mercato finanziario, e in qualche misura degli strumenti ivi negoziati, è determinata dall'interazione di cinque dimensioni: *ampiezza*, *profondità*, *immediatezza*, *strettezza* e *resilienza*. L'ampiezza e la profondità sono simili, entrambe fanno riferimento alla quantità di ordini effettuata intorno al *settlement price*, ovvero al prezzo di

equilibrio. L'ampiezza considera anche il volume scambiato e misura quanto il volume degli ordini incide sulle variazioni del prezzo *forward*. L'immediatezza rileva la velocità di esecuzione degli ordini ed è una misura dell'efficienza del mercato nel suo insieme. La strettezza, invece, misura i costi impliciti ed espliciti connessi alle negoziazioni. Infine, la resilienza indica la capacità di un sistema di riportarsi verso la condizione di equilibrio a seguito di uno shock intervenuto sul mercato. I cinque fattori individuati da Sarr and Lybek (2002) non esauriscono, però, tutte le variabili che possono influire sulla liquidità. Si pensi, ad esempio, al tempo di vita residuo dello strumento finanziario: è legittimo attendersi che un *future* lontano dalla scadenza attrarrà l'attenzione di pochi investitori, risultando illiquido.

In ragione dei numerosi aspetti che regolano la liquidità, esiste un'ampia letteratura sull'argomento: a seconda dell'obiettivo e dei dati disponibili sono state individuate varie misure, che tenessero più o meno in considerazione gli elementi citati, riconoscendo l'impossibilità di coglierli tutti in un'unica soluzione. La gran parte delle pubblicazioni si concentra sul determinare la liquidità dei mercati aggregando quella degli strumenti ivi negoziati, ma spesso le applicazioni si limitano a situazioni caratterizzate da un buon livello di liquidità di base, per le quali esistono sufficienti osservazioni in termini di negoziazioni e volume scambiato.

I *futures* con sottostante reale sono meno flessibili rispetto ai derivati con sottostante finanziario, quali ad esempio i *bond*, e perciò vengono scambiati meno frequentemente. Molte delle misure di liquidità finora studiate non sono in grado di cogliere questo aspetto, che spesso si traduce in lunghi periodi caratterizzati dall'assenza di negoziazioni. Individuare una misura di liquidità per derivati con sottostante reale è essenziale al fine di fornire agli operatori tutti gli strumenti necessari per valutare le possibili strategie di *hedging*.

1.4.1 La liquidità nelle strategie di hedging

Nell'esempio dell'azienda YY si è ipotizzato che sul mercato finanziario fosse disponibile un "*future* ideale", ovvero un derivato il cui sottostante coincidesse esattamente con la *commodity* esposta. Il derivato ideale ha il vantaggio di assicurare che il prezzo *forward* a scadenza coincida con quello *spot* e, più in generale, che i movimenti tra le due serie siano correlati. Quando tale strumento non è disponibile, si rende necessario ricorrere a derivati alternativi. L'approccio standard all'*hedging* si limita alla scelta di uno strumento il cui prezzo sia ben correlato con quello della *commodity* esposta. Tuttavia, anche la liquidità dello strumento utilizzato influenza il risultato dell'*hedging*: da essa dipendono i costi di transazione e la magnitudo del

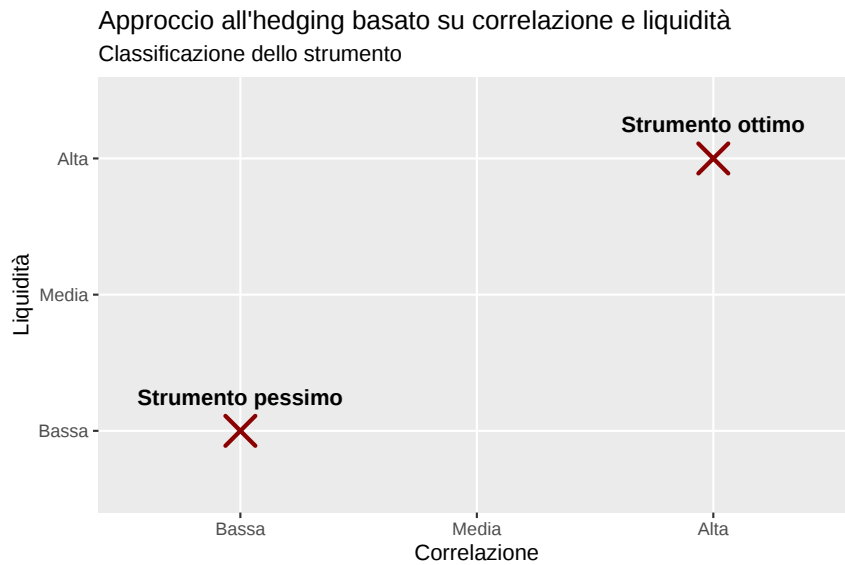


Figura 1.2: Classificazione degli strumenti da impiegare nelle strategie di *hedging* in base a correlazione e liquidità.

delivery risk (Frestad, 2012). Un'eccessiva illiquidità nel momento in cui si desidera chiudere la posizione può comportare la necessità di discostare il prezzo offerto dal *settlement price* per incrementare le possibilità di concludere l'accordo; laddove risultasse impossibile chiudere la posizione prima della scadenza, l'*hedger* andrebbe incontro al *delivery risk*. Considerazioni analoghe possono essere effettuate per l'apertura di una posizione sul mercato finanziario. Per le ragioni appena esposte, in fase di definizione delle strategie di *hedging* occorre tenere in considerazione sia la correlazione che la liquidità. Lo strumento ottimo per coprire un'esposizione, come rappresentato in figura 1.2, presenta un alto grado di liquidità e un'elevata correlazione tra i prezzi *spot* e *forward*.

L'impatto della liquidità sull'efficacia dell'*hedging* è un argomento di ricerca molto poco trattato, soprattutto nell'ambito energetico. Come già discusso, non esistono misure di liquidità specifiche per i derivati energetici e la maggior parte di quelle disponibili non trovano impiego in questo contesto per via della presenza importante di giorni caratterizzati dalla totale assenza di negoziazioni. Inoltre, la marcata volatilità che caratterizza il prezzo dell'energia elettrica rappresenta già di per sé un elemento di sfida e scoraggia dall'includere ulteriori elementi di valutazione nelle analisi. Per quanto noto all'autrice, solo Frestad (2012) ha affrontato il problema dell'*hedging* dell'energia elettrica con riferimento alla liquidità dei *futures* impiegati. Sempre in base alle informazioni in possesso dell'autrice, l'unico altro lavoro ineren-

te il binomio correlazione-liquidità per la definizione di strategie di *hedging*, seppur applicato ad un contesto diverso da quello di interesse per questa tesi, è quello di Lee and Chien (2010).

1.4.2 Strategie di mis-matching

A livello europeo i prezzi *spot* dell'energia elettrica sono estremamente variabili, come si può apprezzare in figura 1.3, e poichè il prezzo *forward* è la migliore previsione disponibile del prezzo *spot* a scadenza, le quotazioni degli uni e degli altri saranno inevitabilmente diverse. Tale differenza, però, non preclude la possibilità di impiegare un derivato con sottostante di un Paese diverso da quello in cui si manifesta l'esposizione per tutelarsi dal *price risk*: il risultato dell'*hedging* dipende dalla correlazione tra i prezzi *spot* e *forward*, e non dai loro livelli.

Sebbene il *future* ideale garantisca un elevato grado di correlazione tra i prezzi, e quindi da questo punto di vista è lo strumento ottimo, la sua scarsa liquidità può compromettere il risultato dell'*hedging*: la lontananza dalla scadenza, l'estensione del *delivery period* e la tipologia di sottostante possono influire negativamente sull'interesse della controparte. La liquidità di uno strumento alternativo a quello ideale potrebbe essere tale da compensare la minore correlazione e, al contempo, garantire una maggiore tutela contro i rischi connessi alla negoziazione di derivati illiquidi. Ricorrere a pratiche di *mis-matching* è spesso una scelta obbligata, dettata dall'assenza del derivato ideale o dalla sua momentanea indisponibilità. Ad esempio, qualora il *future* ideale avesse una scadenza particolarmente lunga, l'interesse manifestato sui mercati finanziari potrebbe sopraggiungere troppo tardi rispetto alle esigenze dell'*hedger*. In tal caso, ricorrere a strumenti con scadenza più breve, generalmente più liquidi, può rappresentare una valida soluzione (Frestad, 2012).

Il *mis-matching* riguarda principalmente due aspetti, anche congiuntamente: il mercato e il *delivery period*. Oltre a ricorrere a derivati il cui sottostante è negoziato in un Paese diverso da quello di esposizione, è possibile combinare strumenti a scadenza più breve: si tratta di simulare il processo a *cascading* senza portare a scadenza il derivato di interesse - quindi senza esporsi al *delivery risk* - chiudendo e contestualmente aprendo posizioni con consegna differente. Ad esempio, se si volesse coprire un'esposizione italiana annuale e se lo strumento ideale fosse illiquido, si potrebbero combinare strumenti trimestrali o mensili - sia sul mercato italiano che su quello tedesco - fino al raggiungimento della finestra di consegna annuale. Il *mis-matching* di *delivery period* comporta maggiori costi, i quali derivano dalla necessità di chiudere, e contestualmente aprire, le diverse posizioni man mano



Figura 1.3: Prezzi dell'energia elettrica *baseload* all'ingrosso. Le tonalità più scure corrispondono a un prezzo maggiore. *European Wholesale Power Exchanges*.

che ne si raggiunge la scadenza: l'implementazione di tale strategia è subordinata ad opportune considerazioni in merito al minor grado di correlazione tra i prezzi, all'eventuale vantaggio in termini di liquidità e ai maggiori costi di transazione.

1.5 EEX: European Energy Exchange

Il mercato elettrico all'ingrosso tedesco è il più dinamico a livello europeo: un'unità di energia elettrica è negoziata più volte rispetto a qualsiasi altro mercato comunitario prima di essere consumata. La misura di tale dinamicità è fornita dal *churn rate*, definito come il rapporto tra il volume negoziato in un dato periodo (inclusi i

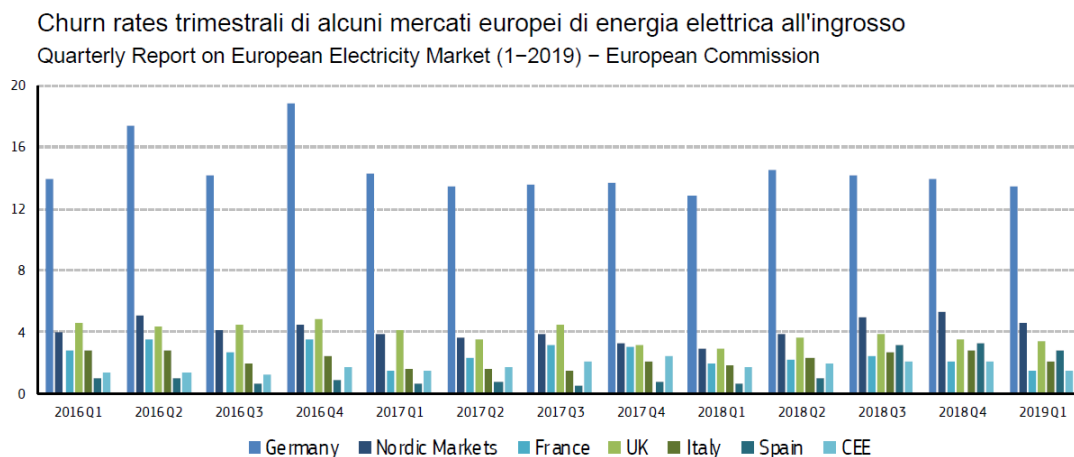


Figura 1.4: *Churn rates* su alcuni mercati europei. Trayport, London Energy Brokers Association (LEBA), ENTSO-E and DG ENER computations.

futures con *physical delivery* e i mercati OTC) e l'elettricità consumata nello stesso (Market Observatory for Energy, 2019, p.17). In figura 1.4 sono riportati i *churn rates* trimestrali dei più attivi mercati all'ingrosso europei dal 2016 a inizio 2019: il *churn rate* della Germania è circa tre volte superiore a quello del secondo mercato più dinamico. Constatata l'importante dinamicità del mercato *spot*, è legittimo attendersi che anche i derivati energetici tedeschi siano interessati da un fenomeno simile e che risultino, quindi, caratterizzati da un elevato grado di liquidità.

Tra le borse europee su cui è possibile negoziare derivati energetici, la *European Energy Exchange* (EEX), con sede a Leipzig in Germania, ha assunto un ruolo di riferimento negli anni, consolidando ed ampliando la propria offerta. Nata nel 2002 come borsa dedicata ai soli derivati con sottostante di energia elettrica, già dal 2005 ha espanso il proprio campo d'azione a differenti *commodities*. Ad oggi EEX fornisce *futures* energetici con sottostante commercializzato in più di 20 Paesi europei e si sta ampliando anche su realtà extra comunitarie. Rispetto a IDEX e ad altre borse di dimensioni minori, EEX offre la possibilità di negoziare *futures* con scadenze molto distanti nel tempo: ad esempio, è possibile reperire 6 anni prima della scadenza i derivati con *delivery period* annuale. Attualmente non è disponibile la *physical delivery*, perciò tutte le liquidazioni avvengono tramite *cash settlement*.

Dal 2014 EEX tratta anche *futures* con sottostante italiano e da allora è la borsa più attiva per questi derivati, con una quota di mercato di poco inferiore al 90%, la più alta raggiunta da EEX (dati di European Energy Exchange AG (2019)). Nel 2017 sono stati introdotti derivati energetici separati per la zona austriaca e quella tedesca, prima di allora disponibili solo congiuntamente: i *futures* tedeschi

sono diventati da subito il *benchmark* a livello europeo con volumi di scambio di gran lunga superiori a quelli di qualsiasi altro derivato energetico. Tra gennaio e maggio 2019 sono stati negoziati *futures* con sottostante tedesco per oltre 2500 TWh di energia elettrica, contro i 259 TWh francesi e i 267 TWh italiani (European Energy Exchange AG, 2019). Considerando i volumi scambiati come indicativi della liquidità, i derivati tedeschi si classificano come i più liquidi a livello europeo.

Sia IDEX che EEX consentono di negoziare derivati italiani e tedeschi: alcuni di questi - i *baseload* e i *peakload* con consegna su mese, trimestre e anno - risultano accomunati dalla medesima standardizzazione e, perciò, si prestano ad essere impiegati per strategie di *mis-matching*.

1.6 Obiettivo della tesi

Una possibile strategia di *hedging* che tenga conto sia della correlazione che della liquidità è stata avanzata da *Sorgenia S.p.A.*, società italiana operante nel settore energetico. L'interesse di *hedging* per questa azienda è triplice: tutela dal *price risk* dell'energia prodotta, tutela dal *price risk* dei combustibili impiegati per la produzione e gestione degli interessi dei clienti in portafoglio. In questa sede verrà discussa esclusivamente la tutela dal *price risk* dell'energia elettrica prodotta.

In virtù delle considerazioni finora effettuate sulla liquidità dei derivati tedeschi e dell'omogenea standardizzazione dei derivati italiani e tedeschi, *Sorgenia S.p.A.* ritiene che i *futures* energetici tedeschi possano rappresentare una valida alternativa per la copertura delle proprie esposizioni. In particolare, ipotizza che i derivati tedeschi, grazie al vantaggio in termini di liquidità, possano tutelare adeguatamente dal *price risk* mantenendo minimo il *delivery risk*.

In questa tesi, per quanto noto all'autrice, verrà affrontato per la prima volta il tema della liquidità nelle strategie di *hedging* per la copertura di esposizioni energetiche italiane. Si analizzeranno diverse strategie di *mis-matching*, a livello di mercato e di *delivery period*, incentrate sul binomio correlazione-liquidità. Nello specifico, verranno proposte alcune soluzioni per la copertura di un'esposizione annuale di tipo *peakload*, per la quale l'interesse sui mercati finanziari è notoriamente ridotto. L'obiettivo primario è quello di definire un metodo per valutare se la maggiore liquidità di un derivato alternativo a quello ideale possa compensare la minor correlazione tra il prezzo *forward* e quello *spot*: se ciò fosse verificato, *Sorgenia S.p.A.* potrebbe attuare un *hedging* efficace risultando minimamente esposta al *delivery risk*. In secondo luogo, si confronteranno i risultati delle differenti strategie propo-

ste, in termini di tutela dal *price risk*, per individuare quella migliore a copertura dell'esposizione scelta.

1.7 Sorgenia S.p.A.

Tra i produttori di energia elettrica, Sorgenia S.p.A., fondata nel 1999, è stata la prima azienda italiana *non incumbent* nel mercato libero italiano e ancora oggi è uno dei principali operatori del mercato energetico in Italia: nel 2019 ha gestito un portafoglio di circa 6.6 TWh di energia elettrica e 2.3 miliardi di m^3 di gas naturale. La strategia adottata dalla società è incentrata su *innovazione e sostenibilità*.

Sorgenia S.p.A. rifornisce i propri clienti con energia *green* attraverso l'approvvigionamento e la gestione di fonti rinnovabili e, in aggiunta a queste, dispone di quattro impianti a "ciclo combinato", che - grazie alla loro dislocazione geografica (Puglia, Molise, Lazio e Toscana) - rivestono un ruolo fondamentale per la sicurezza della rete di dispacciamento nazionale. Il nome di questi impianti deriva dal loro particolare funzionamento: il vapore generato da una prima turbina, alimentata a gas naturale, ne aziona una seconda. Rispetto alle tradizionali centrali termoelettriche, gli impianti a ciclo combinato producono emissioni ridotte e possono essere attivati rapidamente, consentendo di fronteggiare efficacemente i picchi di domanda. Il progetto di digitalizzazione degli impianti a ciclo combinato, che verrà ultimato nei prossimi anni, permetterà di gestire le centrali completamente da remoto, garantendo elevati standard di sicurezza e impiegando, tra gli altri, strumenti di geolocalizzazione del personale per velocizzare le operazioni di soccorso. Inoltre, la realtà aumentata consentirà di migliorare la qualità e l'efficacia degli interventi di manutenzione.

L'innovazione che apporta la società riguarda anche il lato dell'offerta: i consumatori possono beneficiare di soluzioni completamente digitali che hanno reso Sorgenia S.p.A. la prima *Digital Energy Company* italiana con oltre 350 mila clienti. Nel 2020 l'azienda ha lanciato anche la sua proposta nell'ambito della connessione internet ultraveloce in collaborazione con *Open Fiber*, le cui infrastrutture in fibra ottica - a ridotto impatto ambientale - consentono la massima velocità di navigazione disponibile. I clienti di Sorgenia S.p.A. possono gestire le soluzioni energetiche e di connettività da un'unica applicazione sul proprio *smartphone*, integrata con *Alexa* (il servizio vocale di *Amazon*), e dalla stessa ricevere suggerimenti di risparmio energetico personalizzati, basati sulla scomposizione dei consumi domestici a livello di singoli elettrodomestici, all'insegna del rapporto tra azienda e consumatore fondato

su trasparenza, semplicità ed efficienza energetica.

Sorgenia S.p.A. è anche attiva nel sociale: in occasione della giornata contro la violenza sulle donne è possibile, tramite un click sul sito dedicato, donare energia a strutture di accoglienza per donne vittime di violenza. L'iniziativa, per la quale sono state coinvolte personalità quali Gessica Notaro e Bebe Vio, è già alla sua seconda edizione e nel 2019 è stata raggiunta la quantità di energia necessaria ad illuminare per un anno 23 case rifugio gestite dal CNCA (Coordinamento Nazionale delle Comunità di Accoglienza). Inoltre, Sorgenia S.p.A. è *main partner* di “spesa sospesa”, una piattaforma digitale, creata in risposta all'emergenza sanitaria COVID-19, che consente la gestione e l'ottimizzazione delle donazioni destinate all'acquisto di generi alimentari per cittadini in difficoltà. Sorgenia S.p.A., a fronte di un piccolo contributo da parte dei clienti che desiderano partecipare all'iniziativa, contribuisce a sua volta elargendo la cifra corrispondente all'importo dell'ultima bolletta. Le donazioni sono impiegate per l'acquisto di derrate alimentari, in sostegno anche alle attività commerciali, che vengono poi affidate alle realtà locali per la distribuzione nel territorio di competenza. Tutte le iniziative sociali di FdisSorgenia S.p.A. possono essere consultate sul sito del *magazine Up* all'indirizzo <https://up.sorgenia.it>, mentre all'indirizzo <https://www.sorgenia.it> sono disponibili ulteriori informazioni sulla società.

Capitolo 2

Proxy di liquidità

Disporre di derivati finanziari liquidi è una necessità per *hedgers* e speculatori. Le misure di liquidità disponibili in letteratura sono quasi interamente riferite a derivati con sottostante finanziario, caratterizzati da una liquidità di base più elevata rispetto ai derivati con sottostante reale. In questo capitolo si presenterà una breve *review* delle più note misure di liquidità, evidenziandone i limiti in presenza di *zero trade days* e proponendo delle soluzioni specifiche per questi contesti.

2.1 Il contesto elettrico

Non esiste una misura di liquidità universalmente applicabile: ogni misura rileva uno o più aspetti inerenti la sfera della liquidità, senza però riuscire a coglierli tutti contemporaneamente. La liquidità di un derivato dipende da numerosi elementi che Sarr and Lybek (2002) riassumono nelle cinque dimensioni del mercato, rappresentate in figura 2.1: ampiezza, profondità, immediatezza, strettezza e resilienza. La scelta della misura di liquidità è vincolata alla disponibilità dei dati e deve essere coerente con la dimensione che si vuole rilevare, dettata dall'interesse di ricerca. Quest'ultimo può essere incentrato sulla liquidità stessa, sui suoi determinanti o sulla sua evoluzione temporale, oppure riguardare lo studio di fenomeni ad essa correlati, come, ad esempio, la formazione dei prezzi *forward*; a seconda degli obiettivi, la liquidità può essere rilevata a livello di mercato o di singolo derivato. In ragione della molteplicità di fattori che influenzano la scelta della misura di liquidità, la letteratura disponibile sull'argomento è molto vasta: generalmente i contributi dati tendono a presentare una soluzione specifica per il problema in esame, sia essa originale o ispirata ad altre già esistenti.

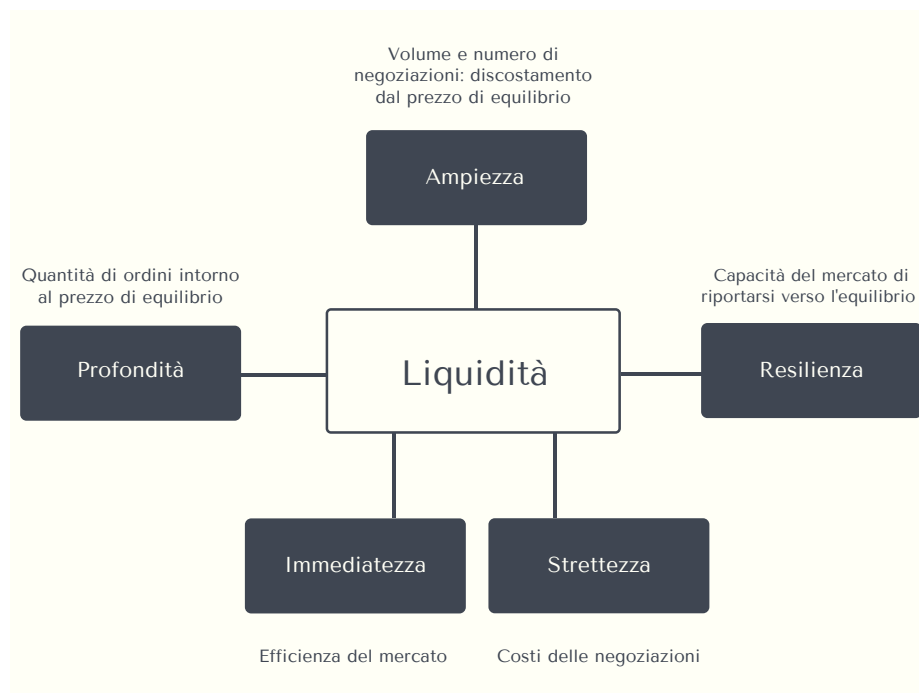


Figura 2.1: Le cinque dimensioni del mercato che influiscono sulla liquidità. *Sarr and Lybek (2002)*.

I derivati energetici pongono una doppia sfida nell'individuazione di una misura di liquidità adatta tra quelle disponibili. Il primo elemento di difficoltà risiede nel fatto che la maggior parte della letteratura fa riferimento a derivati con sottostante finanziario (Díaz and Escribano, 2020), caratterizzati da un grado di volatilità piuttosto omogeneo. I prezzi *forward* dei derivati energetici, a causa dei vincoli della rete distributiva e del contributo sempre maggiore da parte delle fonti rinnovabili, presentano una volatilità marcatamente superiore a quella delle serie considerate in letteratura: pertanto, una misura di liquidità creata e valutata in contesti poco volatili può produrre risultati inaffidabili se applicata, senza opportuni accorgimenti, a derivati energetici. Una seconda considerazione riguarda il differente livello di liquidità di base tra derivati con sottostante finanziario e reale: i primi vengono negoziati con più semplicità rispetto ai secondi poiché la tipologia di sottostante pone meno vincoli alle transazioni, di conseguenza i *futures* con sottostante finanziario risultano tendenzialmente più liquidi. I derivati energetici mostrano una cospicua presenza di *zero trade days*, ovvero di giorni di borsa aperta caratterizzati dalla totale assenza di negoziazioni, dovuta allo scarso interesse del mercato. Le misure di liquidità più note confrontano la variazione del prezzo *forward* con i volumi scambiati, dove questi ultimi - comparando spesso a denominatore - pongono dei problemi numerici per

quelle giornate in cui non si registrano nuovi *deals*. L'assenza di volumi negoziati si traduce anche nell'indisponibilità del *bid-ask spread*, impiegato per il calcolo della liquidità, definito come la differenza tra il miglior *bid* e il miglior *ask* (rispettivamente il prezzo di offerta e il prezzo di domanda).

Considerate le difficoltà poste dall'ambito elettrico, una prima misura di liquidità può essere rappresentata dai volumi giornalieri scambiati sul mercato: l'assenza di negoziazioni è fortemente indicativa circa lo stato di illiquidità del derivato, per cui è ragionevole attendersi che in corrispondenza di volumi elevati la liquidità sia maggiore. Misure alternative consistono nei volumi giornalieri moltiplicati per i corrispettivi *settlement prices* o nel numero di transazioni avvenute nell'arco della giornata. Per quanto si tratti di soluzioni grezze, esse rappresentano un valido controllo nel caso in cui si volessero confrontare le *performance* di diverse misure, offrendo un'indicazione di massima circa l'andamento della liquidità nel tempo. Al fine di convalidare una misura di liquidità per derivati con sottostante di energia elettrica, si potrebbe valutare il grado di correlazione che questa manifesta con una delle tre misure grezze citate.

2.2 Review della letteratura

Una raccolta organica della più importanti misure di liquidità è stata proposta da Díaz and Escribano (2020). Una prima distinzione riguarda la frequenza dei dati necessaria per il calcolo delle misure. Le nuove tecnologie consentono di ricevere i dati delle operazioni effettuate a mercato in tempo reale: i dati ad alta frequenza, dove il dettaglio temporale dell'informazione è preciso al secondo, richiedono una potenza computazionale elevata sia per quanto riguarda il deposito dei dati in memoria che per le procedure di calcolo. Le misure di liquidità per dati ad alta frequenza possono essere applicate solo a realtà estremamente liquide, dove il tempo che intercorre tra la chiusura di un *deal* e quello successivo è ridotto e le informazioni necessarie per il computo delle misure, tra cui rientrano il *bid-ask spread*, il prezzo e la quantità cui è stato chiuso l'ultimo *deal*, sono disponibili in quantità sufficienti. Per mercati o derivati illiquidi la frequenza dei dati non arriva ad essere elevata, anzi, spesso si registrano *zero trade days*. In questi contesti, oltre a disporre di un minor numero di osservazioni, anche la qualità dei dati risulta sostanzialmente differente: l'unica quotazione che viene rilasciata ad ogni fine giornata, indipendentemente dal numero di transazioni avvenute, è quella del *settlement price*. Le misure per dati a bassa frequenza, dette *proxy*, forniscono una valutazione approssimata della liquidità: i

dati sono spesso aggregati a livello giornaliero e talvolta incompleti. Ogni *proxy* è studiata per rilevare specifici elementi che la teoria porta a considerare come determinanti della liquidità. Tra i più facilmente rilevabili, per via della tipologia di dati necessari per il calcolo e per la chiarezza interpretativa dei risultati, rientrano i costi di transazione e l'impatto dei volumi sui prezzi. In relazione alle cinque dimensioni della liquidità evidenziate da Sarr and Lybek (2002), le *proxy* che verranno ora presentate si focalizzano sui concetti di strettezza e ampiezza.

2.2.1 Costi di transazione

Costi di transazione elevati sono sintomo di illiquidità. Per un derivato facilmente negoziabile i costi legati alle transazioni sono contenuti: il prezzo che l'operatore dovrà offrire in vendita (o in acquisto) sarà in linea con il prezzo *forward* di riferimento. Viceversa, se l'operatore si trova costretto ad operare con derivati illiquidi, dovrà vendere a un prezzo inferiore (acquistare a un prezzo superiore) rispetto a quello quotato per trovare una controparte interessata a concludere l'accordo. Le *proxy* che stimano la liquidità dei derivati a partire dai costi di transazione impiegano una trasformata del prezzo *forward* detta *return*, rappresentata in formula (2.1).

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (2.1)$$

dove P_t e P_{t-1} sono i *settlement prices* in due giorni di borsa aperta consecutivi. L'impiego del *return* in luogo dei prezzi consente di ottenere una serie svincolata dal livello medio di questi ultimi e, spesso, stazionaria.

La misura di riferimento in questo contesto è quella di Roll (1984): gli unici dati necessari per il suo calcolo sono i prezzi di chiusura giornalieri, dai cui movimenti è possibile ricavare una stima del *bid-ask spread*. La misura di Roll (1984) è adatta anche a contesti poco liquidi, per i quali la quotazione del *bid-ask spread* non è sempre disponibile. Lo *spread* è proporzionale ai costi di transazione, di cui può essere visto come una forma remunerativa. L'autore dimostra, sotto le assunzioni di efficienza del mercato e di stazionarietà del *return* in intervalli della lunghezza di almeno due mesi, che una stima dello *spread* è data da:

$$\text{SPREAD} = 2\sqrt{-\text{cov}(R_t, R_{t-1})} \quad (2.2)$$

La misura viene posta pari a zero nel caso in cui l'argomento della radice risultasse negativo. Tanto più è elevato il differenziale tra *bid* e *ask*, tanto maggiori sono i costi di transazione e l'illiquidità del derivato. La (2.2) può essere agevolmente estesa alle

variazioni di prezzo tra *deals* consecutivi per fornire una stima giornaliera della liquidità.

Altre *proxy* si basano, invece, sulla proporzione di giorni in cui il *return* è nullo: costi di transazione elevati fungono da deterrente per le negoziazioni e, in assenza di movimentazioni, i prezzi *forward* tendono a mantenersi stabili (Díaz and Escribano, 2020).

2.2.2 Volumi negoziati

Sono già state citate alcune misure grezze di liquidità basate sui volumi scambiati, ma esistono *proxy* più raffinate che inglobano al proprio interno l'informazione sulle quantità negoziate. Queste sono dette misure *price impact* in quanto valutano l'impatto dei volumi sul prezzo. Se il mercato fosse perfettamente liquido, i volumi non influenzerebbero in alcun modo il prezzo *forward*: l'interesse sul mercato sarebbe tale da consentire lo scambio di qualsiasi volume al prezzo di riferimento. In un mercato poco liquido, invece, volumi elevati possono incidere sul prezzo *forward* in quanto la necessità di concludere l'accordo porta gli operatori a variare il *bid* e l'*ask* rispetto a quelli quotati. In condizioni di illiquidità estrema anche volumi molto piccoli possono impattare sul prezzo *forward*.

La *proxy* più diffusa di questa categoria è la misura di illiquidità di Amihud (2002):

$$\text{ILLIQ} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|R_t|}{\text{VOLD}_t} \quad (2.3)$$

dove:

- T è il numero di giorni nel periodo di osservazione,
- $|R_t|$ è il valor assoluto del *return* del giorno t ,
- VOLD_t è il volume negoziato nel giorno t moltiplicato per il corrispettivo *settlement price*.

Se la serie dei *return* fosse stazionaria a media nulla, la misura di Amihud (2002) sarebbe vicina allo zero indipendentemente dai volumi negoziati, purché positivi, e indicherebbe una condizione di liquidità. Ciò potrebbe sembrare in contrasto con le precedenti considerazioni sul *return* nullo, ma la misura di Amihud (2002) assume implicitamente che non vi siano *zero trade days*: sotto questa ipotesi il fatto che il volume negoziato non abbia ripercussioni sul *return* è coerente con quanto ci si attende da un derivato liquido.

L'impiego della (2.3) nel contesto elettrico non è banale. Gli *zero trade days* sono informativi circa la liquidità del derivato, pertanto non si possono escludere dal campione. Neanche attribuire un valore predefinito a tutti gli *zero trade days*, ad esempio pari al massimo valore osservato, è una soluzione applicabile: se nell'arco di una giornata venisse chiuso un solo *deal* e se la misura fosse calcolata con frequenza giornaliera, qualitativamente l'informazione sarebbe simile a quella di un giorno senza transazioni, ma a livello quantitativo si otterrebbe una differenza importante. Si potrebbe modificare la misura di Amihud (2002) affinché contenga dei pesi proporzionali al numero di transazioni e attribuire dei valori arbitrari agli *zero trade days* in funzione di una serie di elementi indicativi dell'effettivo grado di illiquidità. Tra questi si potrebbero considerare, ad esempio, la distanza dalla maturità e il tempo intercorso dall'ultima transazione effettuata.

Altre *proxy* di liquidità escludono il prezzo dalle analisi e si focalizzano esclusivamente sulle quantità, andando a confrontare i volumi scambiati nel periodo di interesse con quelli delle posizioni aperte in precedenza. Nel caso di derivati con sottostante reale queste misure non possono essere applicate poichè le borse raramente rilasciano le informazioni necessarie per calcolarle.

2.2.3 Sbilanciamento di mercato

Una soluzione alternativa per misurare la liquidità è offerta dall'*order imbalance*. Sul mercato finanziario gli operatori fanno pervenire le offerte di acquisto e di vendita e, a seconda di quale è pervenuta per prima, il *deal* risultante viene classificato come *buyer initiated* o *seller initiated*. Un mercato è bilanciato quando il flusso degli ordini è equamente suddiviso tra le due categorie. Se l'interesse in una direzione prevalesse sull'altra il mercato risulterebbe illiquido: per gli operatori con maggiore interesse sarebbe più difficoltoso concludere le transazioni, in quanto le controparti non riuscirebbero ad assorbire tutte le richieste. Se l'operatore avesse la necessità di negoziare un volume elevato su un mercato illiquido, potrebbe suddividere la quantità totale su più *deals*, con conseguente sbilanciamento nella direzione di provenienza (*buyer* o *seller initiated*).

Un modo semplice per identificare a posteriori l'origine del *deal*, quando tale informazione non è già disponibile, consiste nel confrontare il prezzo a cui è stato chiuso l'accordo con la quotazione del *bid-ask spread*: un prezzo vicino all'*ask* è indicativo di un *buyer initiated*, mentre un prezzo vicino al *bid* è associato con più probabilità a un *seller initiated*. Per i prezzi che si collocano all'interno del *bid-ask spread* esistono algoritmi che consentono di determinare la direzione dell'ordine con-

frontando i prezzi di chiusura di *deals* successivi. Uno degli algoritmi più diffusi è il *tick test* di Lee and Ready (1991). Tale test suddivide le transazioni in quattro categorie: *uptick* e *zero-uptick* per i *buyer initiated*, *downtick* e *zero-downtick* per i *seller initiated*. Il *deal* viene classificato come *uptick* se il prezzo di chiusura è superiore a quello del *deal* precedente, viceversa risulta essere un *downtick*; in caso di parità di prezzo la classificazione segue quella della transazione precedente, risultando in uno *zero-uptick* o uno *zero-downtick*.

Le misure di *order imbalance* proposte da Chordia et al. (2002) sono le seguenti: (i) OIBNUM, (ii) OIBDOL e (iii) OIBSH. La (i) è definita come la differenza tra il numero di transazioni *buyer initiated* e *seller initiated*. La (ii) consiste nella differenza tra i nozionali relativi alle due direzioni, dove per nozionale si intende la sommatoria delle quantità sottostanti ogni *deal* moltiplicate per il corrispettivo *settlement price*. La (iii) è la differenza tra le azioni, in inglese *shares*: risulta applicabile solo ai contesti per i quali esiste una informazione analoga al concetto di “azioni” e l’ambito energetico non rientra tra questi. Per tutte e tre le misure il limite principale risiede nell’impossibilità di discernere tra il grado di liquidità massima e quella associata, invece, agli *zero trade days*: in entrambi i casi il valore è pari a zero. L’assegnazione di valori arbitrari per gli *zero trade days* è complessa perchè, oltre ad individuare un valore plausibile, occorre stabilire la direzione dello sbilanciamento.

2.3 Liquidità e hedging

I costi impliciti ed espliciti connessi alla liquidità dei derivati impiegati per la copertura delle esposizioni hanno un impatto sul risultato dell’*hedging*: nonostante la tematica sia riconosciuta in letteratura, solo in un paio di occasioni si è tentato di fornirne una valutazione quantitativa (Frestad, 2012, Lee and Chien, 2010). Si ritiene che la ricerca in questo senso sia poco sviluppata poichè le esigenze di copertura degli operatori sono talmente impellenti da dover essere soddisfatte indipendentemente dalle condizioni del mercato. L’interesse è focalizzato sull’ottenere il massimo vantaggio dal derivato ideale, forti del fatto che, almeno nominalmente, offre la migliore tutela possibile dal *price risk*. Tuttavia, qualora la liquidità di un derivato con sottostante diverso ma paragonabile a quello esposto sia tale da compensare la minor correlazione tra i prezzi, il derivato ideale potrebbe non rappresentare la soluzione migliore.

Le *proxy* di liquidità trovano un doppio impiego nella valutazione di strategie di *mis-matching*. In primo luogo forniscono una misura, anche solo indicativa, della

liquidità dei derivati idonei a coprire l'esposizione: alle soluzioni più liquide vengono adattati i modelli di *hedging* per confrontarne l'efficacia di copertura rispetto a quella offerta dal derivato ideale. Questo è l'approccio seguito da Frestad (2012) e presenta il vantaggio di poter essere combinato con qualsiasi modello econometrico, anche complesso. Il secondo impiego è stato sviluppato da Lee and Chien (2010) e prevede l'inserimento delle *proxy* di liquidità all'interno dei modelli di *hedging*. Questa opzione, oltre a snellire il processo di analisi, in quanto la valutazione della liquidità e della *performance* di copertura avvengono contestualmente, fornisce un coefficiente che permette di valutare l'impatto della liquidità sul risultato finale. I modelli di *hedging* applicabili sono, però, limitati a quelli che consentono di inserire ulteriori regressori senza perdita di interpretabilità e senza un eccessivo carico computazionale.

Entrambi gli articoli citati impiegano dei modelli di regressione lineare o delle loro varianti, ma a causa dell'importante volatilità che caratterizza il prezzo dell'energia elettrica e dei relativi derivati, il modello di regressione lineare potrebbe non essere adatto a cogliere questo aspetto e portare a delle stime non ottime dei parametri. In tal caso, il risultato della copertura potrebbe essere imputabile non tanto al derivato quanto alla scelta del modello di *hedging*. L'approccio di Frestad (2012), già calato nel contesto di interesse per questa tesi, ben si presta ad essere associato a modelli più complessi, i quali tengono in debita considerazione la volatilità. Si ritiene che presentare entrambi gli impieghi delle *proxy* permetta di distinguere l'effetto del modello da quello della liquidità. Inoltre, considerando le numerose combinazioni di *mis-matching* che possono essere adottate per la copertura di un'esposizione, mantenere entrambi gli approcci consente di escludere a priori le alternative meno liquide per poter dedicare maggiore attenzione alle strategie con più potenziale.

Capitolo 3

Hedging: misure e modelli

Una strategia di *hedging* è ben definita quando elimina completamente il *price risk* e non espone l'investitore a rischi aggiuntivi (Pandit and Meshram, 2020). Nel primo capitolo si è discusso del *delivery risk*, in questo capitolo si affronterà il *basis risk* e si presenteranno i metodi e i modelli che consentono agli *hedgers* di minimizzare tale rischio.

3.1 Basis risk

Il *basis risk* è definito come il rischio che il prezzo *forward* e quello *spot* non varino dello stesso ammontare nel tempo (Geman, 2005). Tale rischio insorge a partire dal momento in cui l'*hedger* apre una posizione sul mercato finanziario (t_0) e perdura fino alla chiusura della stessa (t' tale che $t_0 \leq t' < T$, dove T indica la maturità del derivato). Lungo tutto il periodo in cui la posizione sul mercato finanziario rimane aperta i movimenti del prezzo *spot* e di quello *forward* possono discostarsi l'uno dall'altro: la differenza tra i due prezzi ai diversi istanti temporali della vita residua del *future* è detta *base* ed è rappresentata in formula (3.1).

$$B_{t,T} = S(t) - F^T(t) \quad (3.1)$$

Una misura naturale del *basis risk* è fornita dalla varianza della base: indicando con $B_{t_0,T}, B_{t_0+1,T}, \dots, B_{t',T}$ i valori assunti dalla base ai diversi istanti temporali, la misura del *basis risk* assume la forma in (3.2).

$$\begin{aligned} BR_T &= \text{Var}(B_{t_0,T}, B_{t_0+1,T}, \dots, B_{t',T}) \\ &= \sigma_S^2 + \sigma_F^2 - 2\rho\sigma_S\sigma_F \end{aligned} \quad (3.2)$$

Dove:

- $S(t)$ è il prezzo *spot* al tempo t ,
- $F^T(t)$ indica il prezzo *forward* al tempo t per il derivato con maturità a T ,
- σ_S e σ_F sono le deviazioni standard del prezzo *spot* e di quello *forward*,
- ρ è il coefficiente di correlazione tra i prezzi *spot* e *forward*,

per $t = t_0, t_0 + 1, \dots, t'$ con $t_0 \leq t' < T$. Il *basis risk* è nullo nel caso di perfetta correlazione tra il prezzo *spot* e quello *forward*.

3.2 Hedge ratio

Nelle formule (3.1) e (3.2) si è ipotizzato che la copertura finanziaria fosse *naive*, ovvero che la quantità sottostante ai derivati fosse pari a quella esposta sul mercato *spot*. In realtà, la quantità di *futures* da impiegare rientra tra le prerogative dell'*hedger* circa la gestione del portafoglio, insieme alla scelta di t_0 , t' e della tipologia di derivato.

Generalmente t_0 e t' corrispondono all'istante temporale in cui si manifesta l'esposizione e alla scadenza del derivato, così da consentire la più ampia tutela possibile dal *price risk*. In riferimento alla tipologia di derivato, si è già diffusamente trattato del binomio correlazione-liquidità come linea guida per la scelta dello strumento ottimo a copertura dell'esposizione. Per quanto riguarda, invece, la quantità di derivati da impiegare per la copertura, questa è nota come *hedge ratio* ed è indicata con h : rappresenta, in proporzione, quanta *commodity* sottostante ai derivati è detenuta sul mercato finanziario a fronte della quantità esposta sul mercato *spot*. Si noti che la quantità finanziaria potrà essere superiore o inferiore a quella *spot*, a seconda della correlazione che i prezzi manifestano.

Con riferimento all'*hedge ratio*, la base e il *basis risk* vengono così definiti:

$$B_{t,T}^h = S(t) - hF^T(t) \quad (3.3)$$

$$BR_T^h = \sigma_S^2 + h^2\sigma_F^2 - 2h\rho\sigma_S\sigma_F \quad (3.4)$$

Il valore di h riveste un'importanza strategica: può essere determinato a t_0 e mantenuto invariato fino a t' - *hedge ratio statico* - oppure venire aggiornato periodicamente - *hedge ratio dinamico*. Fissare un valore di h unico per la durata

dell'intera copertura può comportare una tutela non ottimale dal *price risk*, soprattutto qualora l'aleatorietà dei prezzi sia elevata: l'*hedge ratio* dinamico risolve questo problema e consente di aggiustare la posizione finanziaria per adeguarla alle nuove informazioni disponibili, determinando però un incremento dei costi di transazione. L'adozione dell'una o dell'altra strategia deve essere ponderata sulla base delle necessità di *hedging* e su considerazioni di natura prettamente economica.

3.2.1 Minimum Variance e Utility Maximization

Gli approcci più diffusi per la stima dell'*hedge ratio* sono il *Minimum Variance* (MV) e la *Utility Maximization* (UM). Nel primo caso, il valore di h ottimo è quello che minimizza il *basis risk* sotto le seguenti assunzioni:

- *zero expected return* per i contratti *futures*,
- avversione al rischio infinita per tutti gli operatori,

dove il *future return* per il giorno t , per $t = t_0, t_0 + 1, \dots, t'$, è così definito:

$$\frac{F^T(t) - F^T(t-1)}{F^T(t-1)} = \frac{F^T(t)}{F^T(t-1)} - 1 \quad (3.5)$$

Spesso le assunzioni del MV risultano violate. In particolare, gli *hedgers* tendono a manifestare diverse propensioni al rischio: in prospettiva di un potenziale profitto potrebbero tollerare un *basis risk* più elevato. L'approccio della UM consente di superare le assunzioni MV, permettendo di introdurre parametri specifici per il *return* dei contratti *futures* e per l'avversione al rischio. Le misure più diffuse per calcolare quest'ultima si basano sul confronto tra la ricchezza dell'*hedger* e la rischiosità dei suoi investimenti (Halkos and Trsirisivis, 2019).

Per le analisi successive si farà riferimento al MV per i seguenti motivi. In primo luogo, si ritiene che un produttore di energia elettrica sia più interessato a tutelarsi dal *price risk* e meno dal trarre profitti dalle operazioni di copertura. Questa considerazione si basa sulla marcata volatilità che interessa il prezzo *spot* dell'elettricità: le sue fluttuazioni possono incidere fortemente sui risultati aziendali, pertanto la tutela dal *price risk* si ritiene essere una priorità per gli operatori del settore, specialmente per i produttori. Inoltre, essendo l'obiettivo di questa tesi valutare derivati più liquidi di quello ideale per la copertura delle esposizioni, la MV consente di confrontare agevolmente diverse strategie e permette di interpretarne i risultati con chiarezza.

Seguendo l'approccio MV, il valore di h ottimo è quello che minimizza la varianza della base. Per ricavarlo è sufficiente porre la derivata prima rispetto ad h della (3.4) pari a zero e risolvere:

$$\frac{d}{dh} BR_T^h = 2h\sigma_F^2 - 2\rho\sigma_S\sigma_F \quad (3.6)$$

$$h = \rho \frac{\sigma_S}{\sigma_F} \quad (3.7)$$

I metodi più diffusi per la stima di h sono il modello di regressione lineare e il modello GARCH (*Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity*). Per entrambi si introduce ora una notazione basata sul *portfolio return*. Un portafoglio di *hedging* è costituito dalla quantità Q_S di *commodity* esposta sul mercato *spot* e dalla quantità Q_F di sottostante ai derivati detenuti sul mercato finanziario.

Il suo *return* è definito come:

$$\begin{aligned} R_h(t) &= \frac{Q_S S(t-1)R_S(t) - Q_F F^T(t-1)R_F(t)}{Q_S S(t-1)} \\ &= R_S(t) - hR_F(t) \end{aligned} \quad (3.8)$$

per $t = t_0, t_0 + 1, \dots, t'$. Dove:

- $R_S(t) = \frac{S(t)-S(t-1)}{S(t-1)}$ è il *return* della posizione *spot* al tempo t ,
- $R_F(t) = \frac{F^T(t)-F^T(t-1)}{F^T(t-1)}$ è il *return* della posizione finanziaria al tempo t ,
- $h = \frac{Q_F F^T(t-1)}{Q_S S(t-1)}$ è l'*hedge ratio*.

Sostituendo le quantità nella (3.8) si ottiene la formulazione analoga:

$$\begin{aligned} R_h(t) &= \frac{Q_S S(t-1) \frac{S(t)-S(t-1)}{S(t-1)} - Q_F F^T(t-1) \frac{F^T(t)-F^T(t-1)}{F^T(t-1)}}{Q_S S(t-1)} \\ &= \frac{Q_S (S(t) - S(t-1)) - Q_F (F^T(t) - F^T(t-1))}{Q_S S(t-1)} \end{aligned} \quad (3.9)$$

dove al numeratore viene esplicitata la variazione del risultato del portafoglio tra due giorni di borsa aperta consecutivi. Indicando con ρ la correlazione tra i *return*, e con σ_{R_S} e σ_{R_F} , rispettivamente, la deviazione standard dei *return* sul mercato *spot* e su quello finanziario, l'*hedge ratio* che minimizza la varianza del *portfolio return* è espresso come:

$$h_r = \rho \frac{\sigma_{R_S}}{\sigma_{R_F}} \quad (3.10)$$

La varianza della (3.8) consente di valutare il risultato delle strategie di copertura: la stima di h_r che identifica la migliore strategia è quella che produce la varianza minore (Lee and Chien, 2010).

3.3 Modello di regressione lineare

Nell'ambito dell'*hedging* i modelli lineari sono molto diffusi perchè facilmente stimabili e interpretabili. Indicando con:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.11)$$

il generico modello di regressione lineare, la stima ai minimi quadrati ordinari richiede che siano verificate le seguenti assunzioni (Stock and Watson, 2016, p.99):

1. $\mathbb{E}(\varepsilon_i | X_i) = 0$,
2. (X_i, Y_i) sono variabili indipendenti e identicamente distribuite,
3. (X_i, Y_i) hanno momenti quarti finiti non nulli.

Come conseguenza delle assunzioni ora menzionate, la matrice di varianza e covarianza del termine di errore è costante. In contesti caratterizzati da un'importante volatilità, i test econometrici portano spesso a rifiutare l'ipotesi di omoschedasticità degli errori: in tal caso la stima OLS di h_r risulterebbe inefficiente (Halkos and Trsirivis, 2019).

Il modello di regressione lineare nel contesto dell'*hedging* assume la seguente forma:

$$R_t^S = \beta_0 + \beta_1 R_t^F + \varepsilon_t \quad \text{con } t = t_0, t_0 + 1, \dots, t' \quad (3.12)$$

L'inclinazione della retta ai minimi quadrati, rappresentata da β_1 , corrisponde alla stima di h_r :

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{t=t_0}^{t'} (R_t^S - \bar{R}^S)(R_t^F - \bar{R}^F)}{\sum_{t=t_0}^{t'} (R_t^F - \bar{R}^F)^2} \\ &= \frac{\text{cov}(R^S, R^F)}{\text{Var}(R^F)} \\ &= \rho \frac{\sigma_{R_S}}{\sigma_{R_F}} = \hat{h}_r \end{aligned} \quad (3.13)$$

La stima dell'*hedge ratio* è statica: $\hat{\beta}_1$ è un parametro fisso rispetto al tempo. Il coefficiente stimato $\hat{\beta}_0$ rappresenta il valor medio della base nel periodo considerato:

$$\hat{\beta}_0 = \bar{R}^S - \hat{\beta}_1 \bar{R}^F = \bar{R}^S - \hat{h}_r \bar{R}^F$$

dove, rispetto alla formulazione vista in (3.3), i prezzi sono stati sostituiti dai corrispettivi *return*.

Se fosse possibile stimare h_r solo dopo aver osservato i *return* del mercato *spot* e del contratto *future*, la determinazione dell'*hedge ratio* sarebbe immediata: si potrebbero stimare σ_{R^S} , σ_{R^F} e ρ con i corrispettivi campionari e sostituirne i valori nella (3.10). Tuttavia, al momento della determinazione dell'*hedge ratio* i valori di R^S e R^F sono ignoti. Questo lascia spazio a un certo livello di arbitrarietà circa l'estensione e il periodo delle serie da impiegare in fase di stima.

3.3.1 Modello di regressione lineare condizionato

Sviluppato da Miffre (2004), il modello di regressione lineare condizionato sfrutta la semplicità computazionale e interpretativa del modello di regressione lineare fornendo, però, una stima dinamica dell'*hedge ratio*. Il concetto alla base di tale modello risiede nell'assunzione di prevedibilità del *return*, valida specialmente per il lungo periodo: il *return* è proporzionale al rischio cui sono esposti gli operatori di mercato e, in ambito finanziario, compensa il ritardo che intercorre tra la stipula del contratto e la sua maturità (Miffre, 2004). Questo si traduce nella possibilità di spiegare la variabilità del fenomeno introducendo opportuni regressori nel modello (3.12). Miffre (2004) si condiziona ad un set di variabili - ritardate di un *lag* - individuate sulla base di considerazioni teoriche ed empiriche. Tra le variabili che vengono inserite a ritardo -1 , e che hanno rilevanza anche per questa tesi, vi sono il *future return* e la base.

L'introduzione di variabili ritardate anzichè contemporanee consente di aggiornare la stima dell'*hedge ratio* non appena nuove informazioni si rendono disponibili, permettendo di variare periodicamente la posizione sul mercato finanziario per garantire una tutela adeguata dal *price risk* anche in contesti fortemente aleatori. La componente temporale viene modellata da Miffre (2004) assumendo una relazione lineare tra β_t , il coefficiente la cui stima rappresenta l'*hedge ratio* ai diversi istanti temporali, e le variabili in z ritardate di un *lag*:

$$(\beta_t | z_{t-1}) = \beta_0 + \beta_1 z_{t-1} \quad (3.14)$$

dove:

- β_0 rappresenta l'*hedge ratio* medio,
- β_1 è un vettore di parametri di dimensione pari al numero di variabili in z ,
- $\beta_1 z_{t-1}$ misura lo scostamento da β_0 .

Il modello che ne deriva è il *modello lineare condizionato con base costante*:

$$R_t^S = \alpha + \beta_0 R_t^F + \beta_1 R_t^F z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.15)$$

Anche il parametro α può essere modellato affinché risulti tempo dipendente:

$$(\alpha_t | z_{t-1}) = \alpha_0 + \alpha_1 z_{t-1} \quad (3.16)$$

$$R_t^S = \alpha_0 + \alpha_1 z_{t-1} + \beta_0 R_t^F + \beta_1 R_t^F z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.17)$$

Il modello in (3.17) è detto *modello lineare condizionato con base variabile*. Sia il classico modello di regressione lineare che il modello lineare condizionato con base costante sono casi particolari del (3.17), ricavabili ponendo alcuni coefficienti pari a zero. Risulta quindi possibile testare la corretta specificazione del modello: qualora le stime dei coefficienti associati a z_{t-1} risultassero non significative, i modelli si ridurrebbero al (3.12).

Nonostante i vantaggi finora presentati, il modello di regressione lineare condizionato non si è imposto come modello di riferimento nel contesto dell'*hedging*, anzi, è stato solo più impiegato da Lee and Chien (2010). Eppure, il lavoro di Miffre (2004) ha evidenziato le potenzialità del modello, le cui *performance* hanno surclassato i più celebri ed affermati concorrenti. Le cause della sua scarsa diffusione possono essere ricondotte al suo essere un “compromesso” tra il classico modello di regressione lineare e il più complesso modello GARCH: risolve il limite della staticità del primo risultando, però, ancora vincolato alle assunzioni OLS. Nelle serie finanziarie spesso si osserva che la volatilità del mercato non è costante e mostra un comportamento clusterizzato, alternando periodi di elevata e bassa volatilità (Ruppert, 2004): imporre una struttura costante al termine di errore può produrre risultati fortemente distorti. Per questi motivi si ritiene che l'attenzione dei ricercatori si sia focalizzata su alternative che consentono di superare questa criticità.

Ciononostante, il modello di regressione lineare condizionato rappresenta una valida soluzione nel caso in cui si voglia valutare l'effetto di particolari variabili sul

risultato dell'*hedging* e, al contempo, aggiornare periodicamente le stime dell'*hedge ratio*. Inoltre, le opinioni circa quale sia il modello migliore da impiegare per l'*hedging* sono discordanti: spesso si riscontra che i modelli più semplici superano le *performance* di complessi modelli econometrici. Alla luce di queste considerazioni, il lavoro di Lee and Chien (2010) ripropone il modello di regressione lineare condizionato per valutare l'impatto della liquidità di mercato sul risultato dell'*hedging*. Lee and Chien (2010) impiegano come variabili esplicative ritardate di un *lag*, oltre a i già citati *future return* e base, alcune *proxy* di liquidità aggregate a livello di mercato. Il modello proposto è un modello di regressione lineare condizionato a base variabile:

$$\begin{aligned} R_t^S = & \alpha_0 + \alpha_1 BASIS_{t-1} + \alpha_2 R_{t-1}^F + \alpha_3 LIQ_{t-1} + \beta_0 R_t^F \\ & + \beta_1 R_t^F BASIS_{t-1} + \beta_2 R_t^F R_{t-1}^F + \beta_3 R_t^F LIQ_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (3.18)$$

Dove:

- $BASIS_{t-1}$ è il valore della base al tempo $t - 1$, calcolata rispetto ai *return*,
- LIQ_{t-1} è il valore della *proxy* di liquidità al tempo $t - 1$.

Le *proxy* di liquidità considerate da Lee and Chien (2010) sono le già citate OIBNUM, OIBSH e OIBDOL.

3.4 Modello GARCH

Il modello GARCH permette di superare l'assunzione di omoschedasticità del termine di errore. Seguendo la notazione di Ruppert (2004), si presenta ora il più semplice dei modelli GARCH: il processo ARCH univariato di ordine 1. Si supponga che $\varepsilon_t \sim N(0, 1)$ sia un *white noise*. Il processo a_t è un ARCH(1) sotto il modello:

$$a_t = \sqrt{\omega + \alpha_1 a_{t-1}^2} \varepsilon_t \quad (3.19)$$

Affinchè l'argomento della radice in (3.19) sia positivo si richiede che $\omega > 0$ e che $0 \leq \alpha_1 < 1$. La condizione su α_1 è anche funzionale all'assunzione di stazionarietà, da cui consegue che la varianza del processo è finita. In un processo ARCH la media (sia condizionata che non) e la varianza incondizionata sono costanti, mentre la varianza condizionata è dinamica. Infatti, sfruttando l'indipendenza tra il termine di errore ε_t e i valori passati di a_t , si ha che la media di a_t condizionata ai suoi valori passati è pari a:

$$\mathbb{E}(a_t | a_{t-1}, \dots) = 0 \quad (3.20)$$

mentre la varianza condizionata è data da:

$$\begin{aligned}
 \sigma_t^2 &= \text{Var}(a_t | a_{t-1}, \dots) \\
 &= \mathbb{E}\{(\omega + \alpha_1 a_{t-1}^2) \varepsilon_t^2 | a_{t-1}, a_{t-2}, \dots\} \\
 &= (\omega + \alpha_1 a_{t-1}^2) \mathbb{E}\{\varepsilon_t^2 | a_{t-1}, a_{t-2}, \dots\} \\
 &= \omega + \alpha_1 a_{t-1}^2
 \end{aligned} \tag{3.21}$$

Da cui la (3.19) può essere riscritta come:

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t \tag{3.22}$$

Da quest'ultima è immediato ricavare che $\mathbb{E}(a_t) = 0$.

Nella (3.21) è esplicitato il funzionamento dei processi ARCH: il valore assoluto di a_{t-1} si propaga a a_t e quindi a σ_t , che rappresenta la volatilità del processo. Quest'ultima risulta in oscillazioni di forte intensità e di breve periodo (Ruppert, 2004). L'ordine p del processo ARCH è dato dal numero di ritardi di a_t che compaiono nella (3.21). Sotto l'assunzione di stazionarietà si ha che la varianza condizionata tende a muoversi intorno alla varianza non condizionata, definita come valore atteso della (3.21):

$$\gamma_a(0) = \mathbb{E}(\sigma_t^2) = \omega + \alpha_1 \gamma_a(0) = \frac{\omega}{1 - \alpha_1} \tag{3.23}$$

Sfruttando la (3.20) si può dimostrare che la ACF di a_t è pari a zero per ogni ritardo diverso da zero:

$$\rho_a(h) = 0 \quad \text{per } h \neq 0 \tag{3.24}$$

Infatti, il processo ARCH è incorrelato ma dipendente. La dipendenza è data dal condizionamento della varianza al passato e l'incorrelazione è conseguenza della (3.20).

Rispetto al processo ARCH(p), il GARCH(p, q) permette di modellare la volatilità affinché sia meno oscillatoria e la sua propagazione risulti più persistente (Ruppert, 2004). Nella varianza condizionata compaiono p valori ritardati di a_t e q ritardi della varianza condizionata stessa: questo consente di limitare le oscillazioni all'interno di periodi adiacenti. Si introducono le due varianti più note e impiegate nel contesto dell'*hedging*.

3.4.1 Constant Conditional Correlation

Con riferimento alla trattazione di Miffre (2004), sia $R'_t = (R^S, R^F)$ il vettore contenente i *return* al tempo t . Si supponga che $\varepsilon'_t = (\varepsilon_{S,t}, \varepsilon_{F,t})$ segua un processo

GARCH(1,1) bivariato con struttura di correlazione condizionata costante (*Constant Conditional Correlation* - CCC).

$$\begin{aligned} R_t^S &= c_S + \varepsilon_{S,t} \\ R_t^F &= c_F + \varepsilon_{F,t} \end{aligned} \quad (3.25)$$

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim N(0, \Sigma_t) \quad (3.26)$$

$$\Sigma_t = \begin{bmatrix} \sigma_{S,t}^2 & \sigma_{SF,t} \\ \sigma_{SF,t} & \sigma_{F,t}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{S,t} & 0 \\ 0 & \sigma_{F,t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{S,t} & 0 \\ 0 & \sigma_{F,t} \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

Dove ψ_{t-1} è il set informativo disponibile a $t - 1$. Il processo GARCH è definito similamente alla (3.22) come:

$$\varepsilon_t = \Sigma_t^{1/2} v_t \quad \text{con} \quad v_t \sim N(0, I_2) \quad (3.28)$$

Le varianze condizionate contenute nella matrice Σ_t sono pari a:

$$\begin{aligned} \sigma_{S,t}^2 &= \omega_S + \alpha_S \sigma_{S,t-1}^2 + \beta_S \varepsilon_{S,t-1}^2 \\ \sigma_{F,t}^2 &= \omega_F + \alpha_F \sigma_{F,t-1}^2 + \beta_F \varepsilon_{F,t-1}^2 \end{aligned} \quad (3.29)$$

La covarianza condizionata è data da:

$$\sigma_{SF,t} = \rho \sigma_{S,t} \sigma_{F,t} \quad (3.30)$$

I parametri da stimare sono c_i , ω_i , α_i , β_i , per $i = \{S, F\}$, e ρ . Per quanto riguarda $c' = (c_S, c_F)$, la stima può essere fatta ai minimi quadrati ordinari dalla (3.25); una stima naturale per ρ è la matrice di correlazione campionaria non condizionata. Sia $\theta = (\omega', \alpha', \beta')$. Avendo ipotizzato nella (3.26) una distribuzione normale, la funzione di log-verosimiglianza per un campione di T osservazioni è proporzionale a:

$$L_T(\theta) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T l_t(\theta) \quad (3.31)$$

dove:

$$l_t(\theta) = -\frac{1}{2} \log(|\Sigma_t|) - \frac{1}{2} \varepsilon_t' \Sigma_t^{-1} \varepsilon_t \quad (3.32)$$

La stima dell'*hedge ratio* dinamico, in linea con la (3.10), è data da:

$$\hat{h}_t = \frac{\hat{\sigma}_{SF,t}}{\hat{\sigma}_{F,t}^2} \quad (3.33)$$

Per una trattazione esaustiva si rimanda a Bollerslev (1986). L'ipotesi di struttura di correlazione condizionata costante può risultare restrittiva per l'*hedging* di prodotti energetici: più recenti versioni dei modelli GARCH consentono di rendere dinamica tale struttura.

3.4.2 Dynamic Conditional Correlation

Nel caso del *Dynamic Conditional Correlation Model* (DCC) l'assunzione di struttura di correlazione costante viene meno a discapito di un maggior numero di parametri da stimare. Questa classe di modelli è stata introdotta da Engle (2002) e ha riscosso un immediato successo per l'analisi della volatilità delle serie finanziarie. Il processo GARCH DCC di ordine (1,1) è il più utilizzato per stimare l'*hedge ratio* in quanto consente di cogliere in modo realistico la struttura di varianza e covarianza dei *return* (Halkos and Trsirivis, 2019). Quest'ultima è del tipo:

$$\Sigma_t = D_t \rho_t D_t \quad (3.34)$$

dove D_t è la matrice diagonale delle volatilità condizionate, ricavabili dalla (3.29), e ρ_t è la matrice delle correlazioni condizionate:

$$\rho_t = (\text{diag}(Q_t)^{1/2}) Q_t (\text{diag}(Q_t)^{1/2}) \quad (3.35)$$

La stima della matrice delle covarianze condizionate Q_t è data da:

$$\begin{aligned} Q_t &= \bar{Q} + \alpha(\varepsilon_{S,t-1}\varepsilon_{F,t-1} - \bar{Q}) + \beta(Q_{t-1} - \bar{Q}) \\ &= (1 - \alpha - \beta)\bar{Q} + \alpha\varepsilon_{S,t-1}\varepsilon_{F,t-1} + \beta Q_{t-1} \end{aligned} \quad (3.36)$$

dove la matrice $\bar{Q}$ contiene le covarianze non condizionate. La stima dei parametri avviene in due passaggi: prima vengono adattati i modelli GARCH univariati a entrambe le serie, poi si stimano i parametri di correlazione (Engle, 2002). Il secondo passaggio richiede la massimizzazione della seguente funzione di log-verosimiglianza:

$$l(\hat{\theta}, \phi) = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (\log|\rho_t| + \varepsilon_t' \rho_t^{-1} \varepsilon_t - \varepsilon_t' \varepsilon_t) \quad (3.37)$$

dove $\hat{\theta}$ è il vettore dei parametri in D_t stimati al passo precedente e ϕ contiene i parametri in ρ_t . Per le proprietà delle stime si rimanda a Engle (2002).

La stima dell'*hedge ratio* è analoga a quella in (3.33).

3.5 Teoria e pratica

Nessuno dei modelli presentati in questo capitolo risponde appieno alle esigenze di *hedging*: vengono ignorati completamente i vincoli esterni quali la disponibilità del derivato, la possibilità di negoziarlo al prezzo desiderato, i limiti alle operazioni finanziarie imposte dalla regolamentazione nazionale e comunitaria, e così via. In questa tesi si apportano delle semplificazioni rispetto a quello che si verifica effettivamente nella pratica aziendale. In *primis* il ruolo delle *fee*, applicate ogni qualvolta la posizione sul mercato finanziario viene modificata, è riconosciuto ma non considerato al fine delle analisi. In secondo luogo, l'ipotesi che t_0 e t' corrispondano al momento in cui insorge l'esposizione e alla scadenza del derivato è restrittiva. In ambito energetico l'esposizione può essere generata dalla chiusura di contratti con i clienti finali, dalla gestione degli impianti o a seguito di operazioni finanziarie. E' evidente come per alcune delle esposizioni citate non sia univocamente identificabile l'istante temporale in cui insorge l'esigenza di *hedging*. Inoltre, a seconda delle caratteristiche del mercato *spot* e di quello finanziario, può risultare conveniente ritardare t_0 . Meno arbitraria è invece la scelta di t' , fatta coincidere - in situazioni di sufficiente liquidità - con la scadenza del *future* impiegato per la copertura. Inoltre, nella pratica aziendale il volume esposto è determinato sulla base di previsioni che diventano più precise all'avvicinarsi della *delivery*, mentre in questa tesi la quantità esposta è considerata certa e invariante.

Alla luce delle considerazioni ora effettuate, questa tesi fornirà una prima indicazione teorica circa la possibilità di impiegare derivati più liquidi a copertura delle esposizioni, ma i risultati andranno successivamente inquadrati nel contesto operativo.

Capitolo 4

Applicazione ai dati

In questo capitolo si presenteranno i risultati, in termini di riduzione del *basis risk*, di alcune strategie per la copertura di un'esposizione di energia elettrica *peakload* sul mercato *spot* italiano con *delivery period* annuale, per la quale i derivati disponibili sono notoriamente illiquidi. Il *mis-matching* che si andrà a valutare riguarderà il mercato, in particolare quello tedesco, e la tipologia di sottostante.

4.1 Presentazione dei dati

Prima di procedere con la descrizione del dataset, si esplicitano le convenzioni sulla notazione impiegate in questa tesi. La nomenclatura dei derivati, nella loro rappresentazione standard, è definita da una sequenza così composta: una lettera che indica il *delivery period* (M per il mensile, Q per il trimestrale e Y per l'annuale), un numero sequenziale che identifica il periodo con riferimento all'anno solare (da 01 a 12 per il *delivery period* mensile, da 1 a 4 per il trimestrale, assente per l'annuale) e, infine, le ultime due cifre dell'anno di *delivery*. La serie storica di un generico derivato ha estensione variabile in quanto si origina con la prima operazione conclusa a mercato e prosegue fino alla scadenza. Una rappresentazione alternativa molto diffusa in ambito finanziario è il *rolling*, il quale prevede che le serie con periodo di consegna omogeneo vengano unite per creare un'unica serie storica priva di interruzioni. L'unione delle serie segue un criterio basato sul tempo intercorrente tra la chiusura del *deal* e il primo giorno di *delivery*: le serie $M + 1$, $Q + 1$ e $Y + 1$ includono tutte le transazioni avvenute il mese, il trimestre e l'anno precedente al rispettivo periodo di consegna; $M + 2$, $Q + 2$ e $Y + 2$ coinvolgono i *deals* chiusi a mercato con due periodi di anticipo sulla consegna, e così via. Ad esempio, se a

Variabile	Descrizione
SIGNDATE	Giorno in cui è stato chiuso il <i>deal</i>
PERIOD	<i>Delivery period</i> nel formato standard
PERIOD_REL	<i>Delivery period</i> nel formato <i>rolling</i>
MARKET	Mercato <i>spot</i> dell'energia sottostante
ACTION	Direzione dell'ordine
QUANTITY [MWh]	Energia elettrica sottostante
PRICE [€\MWh]	Prezzo di chiusura del <i>deal</i>

Tabella 4.1: Descrizione del dataset

febbraio si acquistasse un $Q4$ sullo stesso anno, questo andrebbe ad alimentare la serie *rolling* $Q + 3$ poichè il *deal* sarebbe concluso con 3 trimestri di anticipo sul primo giorno di *delivery*. In questa tesi si è scelto di impiegare la rappresentazione *rolling*, in linea con il lavoro di Frestad (2012), in quanto consente di disporre di serie storiche estese in un formato agevole da trattare e senza perdita di informazione.

La descrizione del dataset è fornita in tabella 4.1. Per ogni derivato presente nel dataset sono disponibili anche il *settlement price* e il prezzo *spot* per il mercato italiano e tedesco. Si è definito un criterio di inclusione sul formato *rolling* limitatamente alle scadenze più prossime che, notoriamente, possono essere negoziate con più semplicità: per i trimestri si sono considerate le serie fino al $Q + 4$ e per gli anni fino al $Y + 2$. L'esclusione del *delivery period* mensile è dipesa da considerazioni di natura economica legate alla copertura di un'esposizione annuale con tali derivati: l'aggiustamento della posizione sul mercato finanziario dovrebbe avvenire con cadenza minima mensile e comporterebbe degli oneri transazionali elevati.

Il dataset include la quasi totalità delle operazioni avvenute in borsa, principalmente su EEX, e copre il periodo compreso tra maggio 2017 e maggio 2020, dove il limite inferiore è dipeso da un vincolo di disponibilità dei dati sui *futures* tedeschi. Infatti, a fine aprile del 2017, EEX ha introdotto derivati separati per la zona tedesca e per quella austriaca, prima di allora disponibili solo congiuntamente.

Il dataset è stato suddiviso in due campioni: *in-sample* e *out-of-sample*. Il primo prevede l'impiego di tutte le osservazioni per il calcolo delle misure di liquidità e la stima dei modelli, mentre il secondo consente di valutare i risultati in un contesto più simile alla realtà, dove la stima dell'*hedge ratio* per $t + 1$ si basa sulle osservazioni disponibili fino a t . Per coerenza rispetto all'esposizione scelta, il campione

in-sample include tutti i *deals* negoziati nel 2018, mentre le osservazioni sul 2019 costituiscono il campione *out-of-sample*. Il 2020, per via della sua natura anomala legata all'emergenza sanitaria COVID-19, verrà trattato come un secondo campione *out-of-sample* per verificare il comportamento dei modelli in periodo di crisi.

La pulizia del dataset si è limitata all'esclusione delle osservazioni con prezzi negativi, operazione che ha riguardato meno dello 0.3% del campione e quasi esclusivamente il mercato tedesco, dove tale condizione dipende dalle caratteristiche dell'assetto produttivo del Paese.

4.2 Analisi della liquidità

La domanda di ricerca proposta da Sorgenia S.p.A. ha da subito prospettato l'ipotesi che i derivati con sottostante tedesco fossero più liquidi di quelli con sottostante italiano. Tale assunzione trova conferma dall'analisi di liquidità condotta sul campione *in-sample*.

Una prima indicazione circa la liquidità dei derivati è fornita dagli *zero trade days* delle serie *rolling*. Generalmente l'interesse per i prodotti *baseload* è più marcato rispetto a quello per i *peakload*, soprattutto per quanto riguarda le scadenze più lontane, e ciò si traduce in una minor concentrazione di *zero trade days*: le coperture *peakload* sono più difficili da gestire e la previsione circa l'effettiva esposizione diventa più accurata all'avvicinarsi della scadenza. La tabella 4.2, dove è rappresentata la percentuale di giorni di borsa aperta del 2018 caratterizzati dall'assenza di negoziazioni, conferma quanto appena evidenziato: sia sul mercato italiano che su quello tedesco, a parità *delivery*, la percentuale di *zero trade days* è sempre maggiore per il *peakload*, con differenze sostanziali tra i due mercati. Si osserva che i derivati *baseload* con sottostante tedesco sono stati negoziati almeno una volta in tutti i giorni di borsa aperta, ad eccezione dei trimestri più lontani, per i quali la percentuale di *zero trade days* è comunque contenuta. I derivati con sottostante italiano, invece, presentano valori elevati anche per le scadenze più brevi; le percentuali diventano più importanti all'aumentare del tempo intercorrente tra l'operazione a mercato e la scadenza del derivato. Le differenze tra i due mercati rispetto ai prodotti *peakload* sono marcate: i derivati con sottostante italiano presentano percentuali superiori al 50% anche per le scadenze brevi, mentre il mercato tedesco raggiunge tale valore solo in corrispondenza del trimestre più lontano. Si noti che per i prodotti annuali *peakload* la Germania registra valori percentuali inferiori persino a quelli degli stessi prodotti *baseload* con sottostante italiano.

		Italia		Germania	
		Ztd BL	Ztd PL	Ztd BL	Ztd PL
		(%)	(%)	(%)	(%)
Rolling 2018	Q+1	1.2	51.2	0	9.1
	Q+2	1.6	73.4	0	14.3
	Q+3	6	86.5	0.8	30.6
	Q+4	15.5	92.1	2.4	51.2
	Y+1	0.8	54	0	0.8
	Y+2	18.3	96	0	3.6

Tabella 4.2: Percentuale di giorni di borsa aperta del 2018 caratterizzati dalla totale assenza di negoziazioni. Ztd è l'acronimo di *zero trade days*, BL e PL indicano rispettivamente *baseload* e *peakload*.

4.2.1 Proxy di liquidità

Per identificare le *proxy* di liquidità più adatte al contesto, occorre considerare fin d'ora l'impiego che esse avranno in fase di stima dei modelli. A causa dell'esigua numerosità del campione *in-sample*, se si considerasse un'aggregazione mensile dei dati, i gradi di libertà consumati nella stima di alcuni modelli sarebbero di poco inferiori a quelli disponibili. Per evitare che i risultati prodotti siano enfiati dal livello di aggregazione scelto, si è deciso di condurre le analisi di liquidità e la successiva stima dei modelli con granularità giornaliera, la quale corrisponde al maggior livello di dettaglio ottenibile dal dataset a disposizione. Tuttavia, l'adozione nella pratica aziendale di una strategia che richieda l'aggiustamento giorno per giorno della posizione finanziaria è insostenibile, per cui ancora una volta si sottolinea come i risultati presentati in questa tesi siano meramente indicativi circa la convenienza, espressa in termini di liquidità e di *basis risk*, di adottare una strategia di *hedging* che coinvolga uno o più *mis-matching*. Qualora i risultati di questa tesi supportassero l'ipotesi formulata da Sorigenia S.p.A., un livello di analisi successivo potrebbe consistere nella suddivisione del periodo di esposizione in sub-periodi e per ognuno di essi si potrebbe individuare un *hedge ratio* statico, eventualmente considerando strumenti diversi per ogni sub-periodo, così da determinare la migliore combinazione di derivati a copertura.

La presenza ricorrente di *zero trade days* rende inapplicabili le *proxy* di Amihud, di sbilanciamento di mercato e di Roll. Quest'ultima, precedentemente indicata come adatta ai contesti poco liquidi, per essere calcolata con granularità giornaliera necessita di almeno tre *deals* chiusi a mercato, condizione spesso non soddisfatta

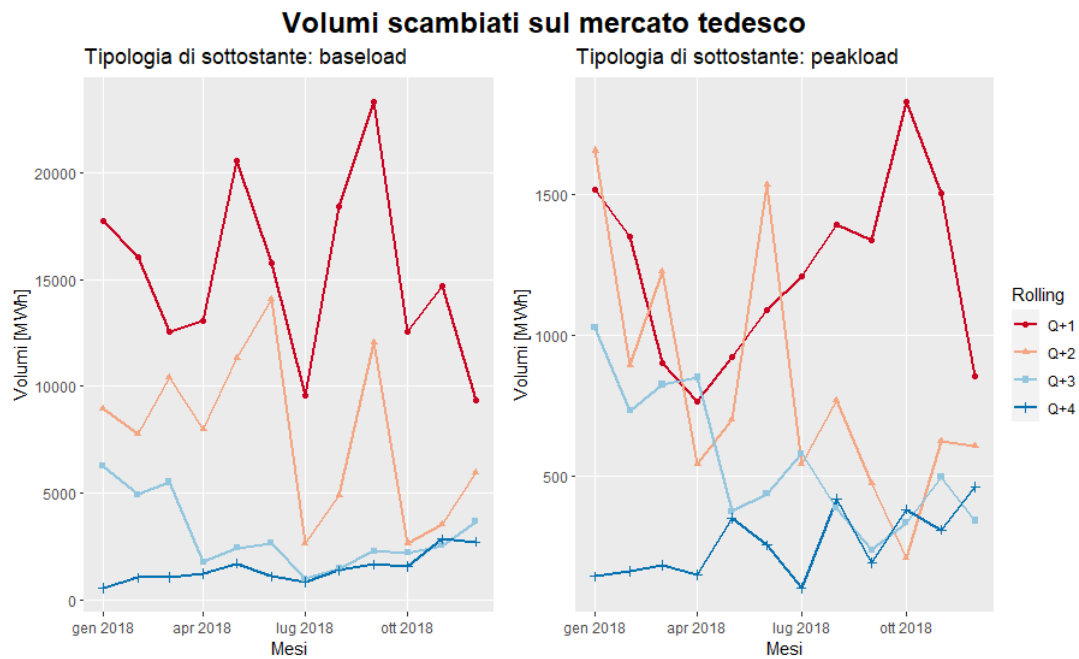


Figura 4.1: Volumi mensili scambiati sul mercato tedesco nel 2018, serie *rolling* trimestrali.

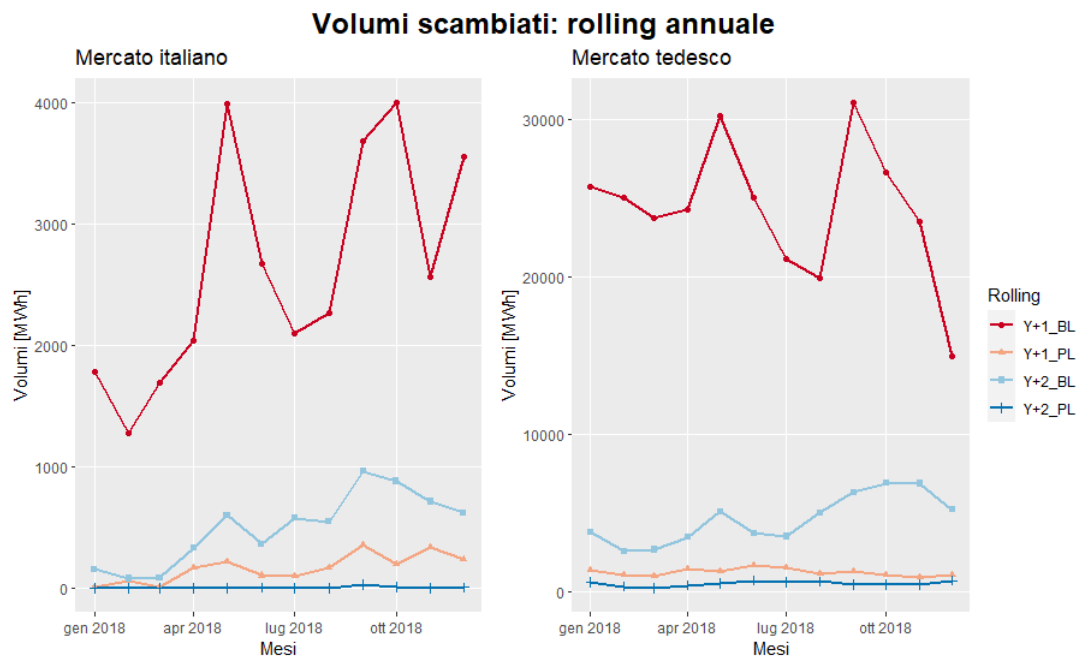


Figura 4.2: Volumi mensili scambiati sul mercato italiano e tedesco nel 2018, serie *rolling* annuali. BL e PL indicano rispettivamente *baseload* e *peakload*.

nel campione osservato. Le *proxy* giornaliere utilizzabili per valutare il grado di liquidità dei derivati sono: i volumi negoziati, il numero di transazioni e il nozionale (valutato al *settlement price*). Queste misure sono state calcolate per tutte le serie *rolling*, suddivise in base alla tipologia di sottostante - *baseload* o *peakload* - e al mercato di riferimento. La correlazione che le tre *proxy* presentano, determinata su tutto il campione *in-sample*, è generalmente superiore a 0.8 (si veda la tabella A1 in appendice): impiegare l'una piuttosto che l'altra non comporta variazioni significative. Per le analisi successive si farà riferimento ai volumi scambiati, in quanto consentono un'interpretazione immediata e sono espressi nella stessa unità di misura della *commodity* esposta, ovvero in MWh.

L'analisi in questa sede è focalizzata sull'individuare i derivati con sottostante italiano e tedesco più idonei, in termini di liquidità, per coprire l'esposizione *peakload* annuale ($Y + 1$) sul mercato *spot* italiano. Una prima indicazione è certamente fornita dalla tabella 4.2, a partire dalla quale si è scelto arbitrariamente di escludere i derivati che presentano una percentuale di *zero trade days* superiore al 10%. Per discriminare tra le restanti opzioni si è fatto riferimento ai volumi scambiati nel 2018. In figura 4.1 sono rappresentati i volumi mensili delle serie *rolling* trimestrali sul solo mercato tedesco, mentre in figura 4.2 compaiono i volumi per le tutte le serie annuali. I MWh scambiati sul mercato tedesco sono sistematicamente più elevati dei corrispettivi italiani, anche nel caso delle serie *rolling* trimestrali (si veda la figura A1 in appendice per il confronto con i volumi mensili scambiati sul mercato italiano).

Si può apprezzare come la liquidità di tutti i derivati *baseload* e dei *peakload* annuali sia proporzionale al tempo che intercorre tra l'operazione a mercato e la scadenza del *future*. Per i *peakload* trimestrali non si rileva un andamento altrettanto definito: ad aprile 2018 il $Q + 3$ con sottostante tedesco è stato negoziato più del $Q + 1$ e del $Q + 2$, mentre su tre mesi il $Q + 2$ ha surclassato il $Q + 1$. Dall'analisi grafica emerge che i prodotti più liquidi, quindi candidati alla copertura dell'esposizione, sono tutti i *delivery period* annuali e le prime due scadenze trimestrali *baseload* tedesche, le quali risultano negoziate almeno quattro volte di più rispetto al derivato ideale italiano. Attuare un *mis-matching* di *delivery period* impiegando *futures* trimestrali richiede che l'aggiustamento della posizione sul mercato finanziario avvenga almeno una volta ogni tre mesi. Inoltre, la liquidità dei derivati trimestrali *peakload* non è chiaramente definita in funzione della scadenza, per cui si escludono tali derivati da quelli idonei alla copertura. Per quanto riguarda i trimestrali *baseload*, il loro coinvolgimento richiederebbe l'impiego di una strategia di *mis-matching* che interessi contemporaneamente il mercato, il *delivery period* e la tipologia di sottostante, ritenuta poco attuabile.

	Return medio		Dev. std.		Dickey-Fuller	
	Italia	Germania	Italia	Germania	Italia	Germania
Mercato fisico						
Baseload	0.006	0.0588	0.0898	0.5196	-23.24***	-19.33*
Peakload	0.0069	-0.2822	0.1051	5.0169	-23.78***	-15.57*
Mercato finanziario (Y+1)						
Baseload	0.0012	0.0017	0.0111	0.0151	-14.83***	-15.07*
Peakload	0.0011	0.0015	0.0095	0.0127	-13.89***	-14.94*

Tabella 4.3: Statistiche descrittive del *return* nel campione *in-sample*. Il test di Dickey-Fuller ha ipotesi alternativa di stazionarietà della serie ed è del tipo: $\Delta y = \beta y_{t-1} + \varepsilon_t$.

* indica un p-value < 0.01.

Alla luce di queste considerazioni, le coperture per l'esposizione $Y + 1$ *peakload* sul mercato *spot* italiano che si andranno a valutare nella seconda fase di analisi sono le seguenti: $Y + 1$ *peakload* con sottostante italiano, $Y + 1$ *baseload* con sottostante italiano, $Y + 1$ *peakload* con sottostante tedesco e $Y + 1$ *baseload* con sottostante tedesco.

4.3 Statistiche descrittive

In tabella 4.3 vengono fornite alcune statistiche descrittive, riferite al campione *in-sample*, per le serie dei *return* di interesse.

Sul mercato italiano *spot* il valor medio è molto prossimo allo zero, mentre sullo stesso mercato tedesco il *return* medio per le ore di fornitura *peakload* è maggiore, in valore assoluto, dell'analogo *baseload* (un t-test ha portato a considerare non significativa tale differenza). Per quanto riguarda le deviazioni standard, si osserva una marcata differenza di variabilità tra i mercati fisici nei due Paesi, soprattutto con riferimento al *peakload*, il quale risulta molto più volatile in Germania. I *return* sul mercato finanziario presentano un valor medio prossimo allo zero e una deviazione standard minore di quella del mercato *spot*. Ricordando che il *basis risk* è la varianza della differenza tra il *return spot* e quello finanziario, quest'ultimo pre-moltiplicato per l'*hedge ratio*, qualora la prima componente predomini sulla seconda e la correlazione tra le due non sia particolarmente elevata, le stime di h possono risultare instabili. L'*hedging* si fonda sull'assunzione che la correlazione tra i prezzi *spot* e *forward* (o, analogamente, tra i rispettivi *return*) sia elevata: solitamente ciò è vero, poichè i derivati traggono il proprio valore da quello della *commodity* sottostante. Tuttavia, il contesto energetico presenta delle peculiarità legate all'impossibilità di

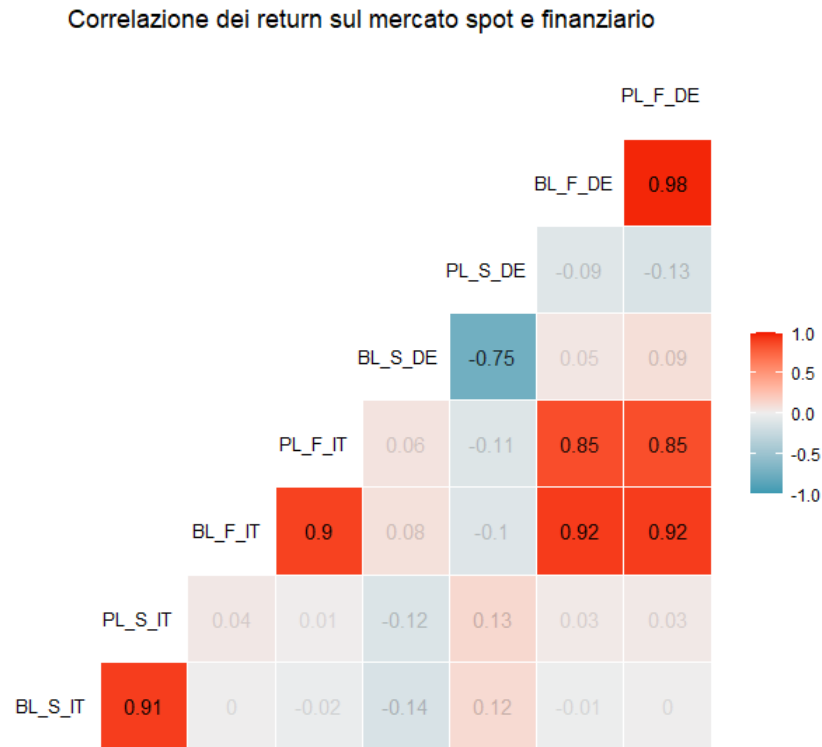


Figura 4.3: Correlazioni tra le serie dei *return*. BL e PL indicano rispettivamente *baseload* e *peakload*, S e F *spot* e finanziario, IT e DE Italia e Germania.

stoccaggio e alla diversa determinazione dei prezzi sul mercato fisico e su quello finanziario: il prezzo *spot* è il prezzo di equilibrio tra domanda e offerta ed è molto volatile per via del sempre maggior contributo da parte delle fonti rinnovabili, per loro natura imprevedibili, mentre il prezzo *forward* segue logiche finanziarie e risente molto dell'andamento di altre *commodities*.

In figura 4.3 sono rappresentate le correlazioni tra i *return* di interesse. Si può apprezzare una correlazione quasi perfetta tra le serie *spot baseload* e *peakload* italiane (il PUN nei due casi è determinato a partire dalle medesime curve orarie), mentre in Germania il segno è negativo e l'intensità è meno importante, ma pur sempre elevata; la correlazione è altresì marcata tra tutti i *return* del mercato finanziario. Questi valori, unitamente alle correlazioni pressoché nulle tra le serie dei *return spot* e *forward*, riflettono quanto appena osservato circa la diversa formazione dei prezzi dell'energia elettrica. La correlazione tra l'esposizione di interesse, in figura denominata come "PL_S_IT", e i derivati negoziati nei due Paesi, indipendentemente dalla tipologia di sottostante, è prossima allo zero: i risultati delle strategie di *hedging* risentiranno di questa scarsa correlazione.

4.4 Stima dei modelli

Considerata la limitata numerosità del campione *in-sample*, si ipotizza che l'insorgenza dell'esposizione sul mercato *spot* avvenga il primo giorno utile del 2018 e si valuterà il risultato della copertura fino alla fine dello stesso anno; si procederà analogamente per il campione *out-of-sample*.

I modelli stimati in questa sede sono: il modello di regressione lineare, il modello di regressione lineare condizionato a base variabile e il modello GARCH DCC. Il primo produce una stima dell'*hedge ratio* statica, mentre gli ultimi due forniscono delle stime dinamiche con granularità giornaliera. Gli *hedge ratio* stimati sono stati impiegati per calcolare il *basis risk* del portafoglio costituito da 1 MWh *peakload* sul mercato fisico italiano e dalla quantità h del derivato impiegato per la copertura. Si ipotizza, quindi, che sul mercato finanziario possa essere acquistata una qualsiasi quantità di sottostante.

In tabella 4.4 sono rappresentati i risultati di copertura dei modelli stimati. La variazione $\Delta\%$ è stata calcolata con riferimento al *basis risk* dell'esposizione scoperta sul mercato *spot*, corrispondente alla varianza del *return peakload* sul mercato fisico italiano (nel campione *out-of-sample* tale valore è stato calcolato a posteriori).

Con riferimento al campione *in-sample*, per tutti i derivati il modello di regressione lineare ha prodotto uno scarso adattamento ai dati, valori di R^2 prossimi allo zero e coefficienti stimati non significativi: ciò è dipeso dalla covarianza pressochè nulla tra i *return spot* e *forward* e dal basso valore della varianza di quest'ultimo. L'assunzione di omoschedasticità dei residui non risulta violata nè da un'analisi grafica, nè a seguito del test di Breush-Pagan. Ciò vale anche per i residui del modello di regressione lineare condizionato a base variabile. Per questo ultimo, l'unico coefficiente risultato sempre significativamente diverso da zero, al livello del 10%, è quello associato al valore della base al tempo precedente; l'ipotesi che tutti i coefficienti legati alla determinazione dell'*hedge ratio* siano pari a zero viene rigettata al 10% solo per il derivato $Y + 1$ *peakload* con sottostante tedesco. Per quanto riguarda i modelli GARCH DCC, i coefficienti α e β , legati alla matrice Q_t delle covarianze condizionate, sono rispettivamente sempre non significativo e significativo ad un livello del 5%. Il valore stimato di β è prossimo a 1 e quello di α è pressochè nullo: questa condizione porta a considerare che la struttura più corretta per il modello GARCH sia del tipo CCC. L'ipotesi di cointegrazione dei *return* è stata rigettata dal test di Dickey-Fuller condotto sui residui della regressione $R_t^S = \alpha + \beta R_t^F + \varepsilon_t$ (i *lag* sono stati determinati tramite AIC), mentre la stazionarietà delle serie era già

In-sample			Out-of-sample	
	Basis Risk ‰	$\Delta\%$	Basis Risk ‰	$\Delta\%$
Esposizione scoperta				
	110.5568		102.7264	
Y+1 Baseload Italia				
LM	110.3989	-1.4276	103.1853	4.4677
CLM	104.7086	-52.8973	104.3016	15.3341
GARCH	110.7045	1.3358	103.5618	8.1323
Y+1 Peakload Italia				
LM	110.5465	-0.0929	102.8258	0.9678
CLM	105.4926	-45.8058	104.2894	15.2154
GARCH	109.0539	-13.5937	103.2712	5.3040
Y+1 Baseload Germania				
LM	110.4606	-0.8702	103.249	5.088
CLM	106.4082	-37.5240	105.2936	24.9912
GARCH	108.2806	-20.5883	103.6628	9.1159
Y+1 Peakload Germania				
LM	110.4421	-1.0373	103.4291	6.8407
CLM	105.1750	-48.6787	105.0016	22.1485
GARCH	108.5893	-17.7964	103.5708	8.2205

Tabella 4.4: *Basis risk* suddivisi per modelli e derivati a copertura. Il $\Delta\%$ è calcolato rispetto al *basis risk* dell'esposizione scoperta. Il *basis risk* dell'esposizione scoperta *out-of-sample* è stato determinato a posteriori.

stata verificata in fase di analisi descrittive.

Il miglior risultato nel campione *in-sample* è ottenuto dal modello di regressione lineare condizionato con base variabile, il quale consente di ridurre il *basis risk* di oltre il 37‰ rispetto alla sola esposizione *spot* per tutti i derivati considerati. Con riferimento a questo modello e a quello di regressione lineare standard, la copertura che coinvolge il derivato *Y+1 baseload* italiano produce il minor *basis risk*, mentre il modello GARCH individua nel *future Y+1 baseload* tedesco la soluzione più idonea per la copertura dell'esposizione.

I risultati del primo campione *out-of-sample* si discostano molto da quelli finora presentati. Il modello di regressione lineare è stato stimato sul campione *in-sample* e il valore di h è stato mantenuto invariato su tutto il 2019: i *basis risk* sono più elevati di quelli che si otterrebbero non effettuando alcun *hedging* dell'esposizione *spot*, tuttavia risultano sempre inferiori a quelli degli altri modelli considerati. Per quanto riguarda il modello di regressione lineare condizionato a base variabile, il valore a $t+1$ dell'*hedge ratio* è stato ottenuto impiegando le osservazioni fino a t :

Out-of-sample (gennaio - maggio 2020)						
	LM		CLM		GARCH	
	Basis Risk ‰	$\Delta\%$	Basis Risk ‰	$\Delta\%$	Basis Risk ‰	$\Delta\%$
Y+1 BL It.	302.0459	-1.2656	301.2234	-3.9854	298.9705	-11.4345
Y+1 PL It.	303.4167	3.2669	300.9207	-4.9861	302.9302	1.6585
Y+1 BL Germ.	304.1128	5.5688	301.8273	-1.9883	298.8435	-11.8545
Y+1 PL Germ.	304.5709	7.0836	304.1553	5.7091	300.2148	-7.3202
Basis Risk‰ - Esposizione scoperta				302.4287		

Tabella 4.5: *Basis risk* suddivisi per modelli e derivati a copertura. Il $\Delta\%$ è calcolato rispetto al *basis risk* dell'esposizione scoperta, determinato a posteriori.

ogni giorno sono state aggiornate le stime dei coefficienti che, opportunamente moltiplicate per il set informativo disponibile al tempo t , hanno determinato la quota ottimale da detenere sul mercato finanziario nel periodo successivo. Tale modello, che nel campione *in-sample* aveva prodotto i risultati migliori, sul 2019 genera i *basis risk* più elevati. Le motivazioni alla base di questo ribaltamento di *performance* possono essere molteplici, dallo scarso adattamento ai dati, già evidenziato nel campione *in-sample*, alla scelta dei regressori. Inoltre, è da considerare che le stime risentono fortemente delle dinamiche dell'anno precedente a causa della numerosità campionaria esigua. Il modello GARCH si colloca a metà tra gli altri due modelli, producendo *basis risk* di poco superiori a quelli del modello di regressione lineare standard. Nel campione *out-of-sample* tutti i modelli producono il minor *basis risk* in corrispondenza del derivato ideale, mentre il secondo miglior risultato è ottenuto dal *future Y + 1 baseload* italiano, indicato come lo strumento più adatto da due modelli su tre nel campione *in-sample*.

4.5 Out-of-sample: 2020

L'emergenza sanitaria legata al COVID-19 ha impattato profondamente sia sul mercato *spot* dell'energia elettrica che sul mercato finanziario. Per valutare il comportamento dei modelli in questo particolare contesto si è costituito un ulteriore campione *out-of-sample* limitatamente ai primi cinque mesi del 2020. I risultati sono presentati in tabella 4.5. Il valore del *basis risk* dell'esposizione scoperta è di circa tre volte superiore a quella dei due anni precedenti, in linea con le aspettative di incrementata volatilità del prezzo *spot* per il periodo considerato. Rispetto ai risultati del primo campione *out-of-sample*, si può apprezzare un miglioramento delle

performance del modello di regressione lineare condizionato e del modello GARCH: si suppone che in periodi di crisi del sistema finanziario la liquidità dei derivati e il loro *return* subiscano rapide e decise variazioni, risultando in una maggiore variabilità dei fenomeni di interesse e, auspicabilmente, in una correlazione più intensa tra i *return spot* e *forward*. Il modello GARCH produce ottimi risultati nelle coperture che coinvolgono strategie di *mis-matching*, mentre il modello di regressione lineare condizionato ottiene il minor *basis risk* in corrispondenza del derivato ideale. Il modello di regressione lineare porta a preferire il derivato $Y + 1$ *baseload* italiano per la copertura dell'esposizione *spot*, ma occorre considerare che in questo caso la stima dell'*hedge ratio* si basa sulle osservazioni fino al 2019, periodo non ancora interessato dall'emergenza sanitaria legata al COVID-19. Non è possibile determinare, sulla base dei risultati osservati in questo campione, quale sia il miglior derivato a copertura dell'esposizione: le indicazioni fornite dai modelli sono fortemente discordanti. In generale, però, si osserva che la copertura dinamica consente di ridurre il *basis risk*, indipendentemente dal modello impiegato, in tre casi su quattro.

4.6 Osservazioni finali

L'energia elettrica è una *commodity* dalle caratteristiche uniche: i vincoli di produzione e di dispacciamento, unitamente all'impossibilità di stoccaggio, determinano una volatilità estrema del suo prezzo *spot*. La formazione di quest'ultimo segue logiche diverse da quelle del prezzo *forward*: la correlazione tra i due è bassa e nel passaggio dal prezzo al *return* si riduce ulteriormente.

La liquidità dei derivati con sottostante tedesco, valutata impiegando come *proxy* i volumi scambiati, è sempre maggiore di quella dei corrispettivi italiani. Alcune considerazioni di natura economica e l'analisi di liquidità hanno portato all'individuazione di quattro derivati candidati a coprire l'esposizione *peakload* italiana $Y + 1$ sul mercato *spot*.

Nel campione *in-sample* tutti i modelli stimati hanno portato a una riduzione del *basis risk* rispetto a quello che si sarebbe ottenuto non attuando alcuna strategia di *hedging*. In particolare, il modello di regressione lineare condizionato ha prodotto i migliori risultati, arrivando a diminuire il *basis risk* di oltre il 50% in corrispondenza della copertura con il *future baseload* italiano. I risultati del primo campione *out-of-sample*, costituito dalle osservazioni sul 2018, sono tutti peggiorativi del *basis risk* di riferimento. Questo può dipendere, tra le altre cause, dalla ridotta numerosità campionaria. Per successive analisi si ritiene che associare un peso maggiore alle

osservazioni più recenti potrebbe contribuire a migliorare i risultati.

Il secondo campione *out-of-sample* corrisponde ai primi cinque mesi del 2020, periodo interessato dall'emergenza sanitaria COVID-19 e dalla conseguente crisi economica. Le *performance* dei modelli per la stima dinamica dell'*hedge ratio* sono migliori rispetto a quelle osservate nel primo campione *out-of-sample*: la numerosità campionaria più elevata e la maggiore variabilità dei fenomeni di interesse si ritiene possano aver contribuito a questo risultato. Tuttavia, le indicazioni su quale sia il miglior derivato a copertura dell'esposizione sono discordanti.

Il modello di regressione lineare con stima statica dell'*hedge ratio* non ha portato a un miglioramento del *basis risk* paragonabile a quello dei suoi concorrenti nel campione *in-sample*, ma ha prodotto i risultati migliori nel primo campione *out-of-sample*, per poi venire penalizzato dalla sua staticità nel secondo.

Le analisi qui condotte portano a considerare come realistica la possibilità di coprire un'esposizione italiana adottando strategie di *mis-matching* di mercato e di tipologia di sottostante. Sviluppi successivi potrebbero considerare un campione più ampio, includendo le serie dei derivati negoziati prima dall'avvento dei *futures* con solo sottostante tedesco: così facendo le stime *out-of-sample* potrebbero fornire indicazioni più precise sul derivato ottimo da impiegare per l'*hedging*.

Conclusioni

1 Sintesi e discussione dei risultati

Per rispondere alla domanda di ricerca proposta da Sorgenia S.p.A. si è fatto riferimento ad un'unica esposizione *spot* e per questa si sono valutate le *performance* di diversi derivati a copertura, individuati tra quelli con sottostante italiano e tedesco. Come esposizione *spot* si è considerata un'annuale *peakload* sul mercato italiano con consegna sull'anno successivo, per la quale, notoriamente, il derivato ideale è illiquido. Il dataset a disposizione, costituito dai *deals* chiusi sulle principali borse europee e dai prezzi *spot* e *forward* del mercato tedesco e italiano, è stato suddiviso in tre campioni: *in-sample* per il 2018, *out-of-sample* per il 2019 e un ulteriore *out-of-sample* per i primi mesi del 2020, condizionati dall'emergenza sanitaria legata al COVID-19.

Le maggiori difficoltà incontrate sono state l'identificazione di *proxy* di liquidità applicabili a contesti poco liquidi e la bassa correlazione tra i prezzi *spot* e *forward* dell'energia elettrica. Per quanto riguarda il primo punto, i derivati italiani sono caratterizzati da un numero limitato di osservazioni e da una frequenza elevata di *zero trade days*. Le uniche misure che non richiedono l'eliminazione dal campione osservato delle giornate più illiquide, operazione che introdurrebbe una seria distorsione, sono: i volumi, il numero di transazioni e il nozionale valutato al *settlement price*. Considerato l'elevato grado di correlazione che le tre misure presentano sul campione *in-sample*, si è deciso di impiegare i volumi come *proxy* di liquidità poichè espressi in un'unità di misura conveniente. L'analisi grafica dei volumi negoziati, aggregati a livello mensile, ha evidenziato che i derivati tedeschi sono molto più liquidi degli analoghi italiani. Inoltre, per qualsiasi tipologia di derivato con *delivery period* annuale e per i *baseload* trimestrali, la liquidità del derivato è tanto maggiore quanto più è prossima la scadenza. Le evidenze fornite dalla *proxy* di liquidità, unitamente a considerazioni di natura economica, hanno portato a determinare come idonei per la copertura dell'esposizione tutti i prodotti con *delivery period* su $Y + 1$, sia *baseload*

che *peakload*, con sottostante italiano e tedesco.

La bassa correlazione tra i prezzi *spot* e *forward* dipende dalla loro diversa formazione: il primo viene determinato dall'incontro tra domanda e offerta sul mercato fisico, mentre il secondo segue logiche finanziarie. La scarsa correlazione tra i prezzi e l'elevata volatilità del prezzo *spot* si riflettono anche sui rispettivi *return* e hanno determinato una particolare conformazione del *basis risk*, nel quale le componenti pre-moltiplicate per l'*hedge ratio* sono risultate marginali. La minimizzazione del *basis risk* rispetto all'*hedge ratio* ha prodotto delle stime di h molto piccole e in alcuni casi non significativamente diverse da zero.

I modelli di *hedging* impiegati, scelti con riferimento all'approccio *Minimum Variance*, sono: il modello di regressione lineare, il modello di regressione lineare condizionato a base variabile e il modello GARCH DCC. Le assunzioni comuni a tutti sono l'infinita avversione al rischio degli *hedgers* e *zero expected return* per i contratti *futures*, mentre ulteriori assunzioni consistono in quelle OLS per i modelli di regressione lineare, e di stazionarietà e di assenza di cointegrazione per il modello GARCH, tutte verificate tramite analisi grafica dei residui o opportuni test.

Le valutazioni delle coperture sono state condotte in due passaggi: dapprima si sono adattati i modelli di *hedging* ai dati, quindi si sono impiegate le stime dell'*hedge ratio* per determinare i *basis risk*. I valori di questi ultimi, raffrontati con quello che si sarebbe ottenuto lasciando l'esposizione *spot* scoperta, hanno permesso di confrontare le *performance* delle diverse strategie, intese come coppia modello-derivato. La granularità con cui sono state condotte le analisi è giornaliera: benchè non attuabile nella pratica aziendale a causa dei costi transazionali connessi, si è ritenuto che questa soluzione fornisse una valutazione più oggettiva dei risultati. Per le stime dell'*hedge ratio* nel campione *in-sample* si sono impiegate tutte le osservazioni del periodo considerato, mentre per i campioni *out-of-sample* la stima di h per il tempo $t + 1$ si è basata sull'informazione disponibile fino a t .

I risultati ottenuti portano a considerare come realistica la possibilità di adottare strategie di *mis-matching* di mercato e di tipologia di sottostante. Il primo campione *out-of-sample* ha generato *basis risk* superiori a quelli che si sarebbero ottenuti lasciando l'esposizione *spot* scoperta, mentre le stime dinamiche sul secondo campione *out-of-sample* hanno portato a una riduzione dei *basis risk*. Si ipotizza che la numerosità campionaria doppia rispetto a quella disponibile per il 2019 e l'elevata variabilità che caratterizza i periodi di crisi possano contribuire a spiegare il netto cambiamento di *performance* dei modelli. Le indicazioni su quale sia il miglior derivato per la copertura dell'esposizione scelta sono discordanti, pertanto non è stato possibile individuare lo strumento ottimo.

2 Sviluppi futuri

Pur avendo fornito una prima indicazione circa la possibilità di impiegare derivati più liquidi di quello ideale per la copertura di un'esposizione, i punti da chiarire rimangono numerosi. Innanzitutto sono state effettuate ipotesi forti circa l'insorgenza e l'ammontare dell'esposizione. Nella pratica aziendale la quantità di *commodity* esposta varia nel tempo siccome le previsioni diventano più accurate all'avvicinarsi della maturità, soprattutto per i consumi *peakload*: ritardare l'inizio della strategia di *hedging* può risultare talvolta più conveniente che non aggiustare periodicamente una posizione aperta. Inoltre, è da considerare che gli *hedgers* non dispongono di risorse illimitate, sia economiche che umane, e che devono rispettare una precisa regolamentazione. I costi transazionali connessi alle operazioni non sono stati stimati e le analisi sono state condotte con granularità giornaliera, ma questa strategia risulta inapplicabile in quanto i costi e l'impegno richiesto ai *traders* la rendono economicamente insostenibile. Le analisi successive dovranno impiegare una granularità mensile o trimestrale ed individuare una misura più generale della *performance* di copertura che tenga in considerazione gli oneri transazionali. Potranno essere valutate anche strategie complesse, ad esempio combinando più derivati per la copertura di una medesima esposizione o alternando gli strumenti finanziari a seconda della liquidità degli stessi.

Un aspetto di cui non si è tenuto conto nella trattazione, ma che può essere approfondito in sviluppi successivi, è il rischio associato al portafoglio di *hedging*. Il *basis risk* è una misura dell'efficacia della copertura, ma non fornisce una valutazione della rischiosità del portafoglio. La strategia ottima è quella che offre il miglior compromesso tra rischio e beneficio, mentre in questa tesi la *performance* è stata determinata sulla base della riduzione della variabilità del portafoglio di *hedging*.

Un'attenzione particolare andrà rivolta al modello di regressione lineare condizionato. I promettenti risultati raggiunti da questo semplice modello nel campione *in-sample* richiedono una valutazione più approfondita delle sue *performance*. In primo luogo è necessario proporre una *proxy* di liquidità, meno grezza rispetto a quella impiegata in questo contesto, adatta a derivati illiquidi e successivamente valutare la formulazione del modello per individuare la miglior combinazione di regressori.

Questa tesi ha fornito una prima risposta quantitativa alla domanda di ricerca proposta da Sorigenia S.p.A., ma soprattutto ha definito un metodo di valutazione generale per strategie di *mis-matching* in contesti illiquidi. Per quanto noto all'autrice è la prima volta che, in Italia, viene effettuato uno studio sulla copertura di stru-

menti energetici illiquidi: si auspica che questo primo approccio possa rappresentare un utile riferimento per gli sviluppi futuri della ricerca.

Glossario

Baseload Comprende tutte le ore di fornitura di energia elettrica.

Basis risk Misura dell'efficacia dell'*hedging*.

Bid-Ask spread Differenza tra il miglior *bid* e il miglior *ask*, rispettivamente il miglior prezzo offerto in vendita e in acquisto.

Cash settlement Liquidazione del valore economico del *future*.

Commodity Bene la cui qualità è omogenea tra tutti i fornitori; funge da sottostante per i derivati.

Deal Accordo concluso sul mercato finanziario tramite l'intermediazione della controparte centrale.

Delivery period Finestra temporale nella quale il *future* viene liquidato.

Delivery risk Rischio di non poter chiudere la posizione finanziaria prima della scadenza, risultando esposti alle fluttuazioni del prezzo *spot* lungo la finestra di consegna.

Derivato Strumento finanziario il cui valore deriva da quello dell'attività (finanziaria o reale) sottostante.

Derivato ideale Strumento finanziario il cui sottostante è analogo a quello esposto sul mercato *spot*.

Forward, prezzo Prezzo riferito a un periodo successivo.

Future Contratto a termine standardizzato, scambiato esclusivamente sulle borse, con il quale le parti si impegnano a scambiare una certa attività (finanziaria o reale) ad un prezzo prefissato e con una liquidazione differita a una data futura.

Hedge ratio Proporzione di *commodity* sottostante ai derivati detenuta sul mercato finanziario a fronte della quantità esposta sul mercato *spot*.

Hedging Pratica che consente agli operatori di un mercato fisico di limitare le fluttuazioni del prezzo *spot*.

Liquidità Capacità di un derivato di essere convertito in denaro rapidamente e senza variazioni sostanziali di prezzo.

Mark-to-market Sistema di remunerazione dei *futures*.

Mis-matching Strategia che prevede l'impiego di un derivato diverso da quello ideale.

Naive Strategia di *hedging* con *hedge ratio* unitario.

Order imbalance Misura di liquidità basata sullo sbilanciamento del mercato.

Peakload Comprende le ore di fornitura di energia elettrica tra le 08.00 e le 20.00 dei giorni feriali.

Physical delivery Liquidazione del *future* tramite consegna fisica del sottostante.

Price risk Rischio di fluttuazione del prezzo *spot*.

Rolling Rappresentazione delle serie dei derivati in funzione del tempo mancante alla scadenza.

Return Variazione del valore in due periodi consecutivi, rapportata al valore del periodo iniziale.

Settlement price Prezzo di chiusura giornaliero dei derivati. Viene fornito dalle borse anche in assenza di negoziazioni.

Sottostante *Commodity* da cui il *future* trae il proprio valore.

Spot Termine impiegato per riferirsi al mercato fisico e al suo prezzo.

Zero trade days Giorni di borsa aperta caratterizzati dall'assenza di negoziazioni.

Appendice

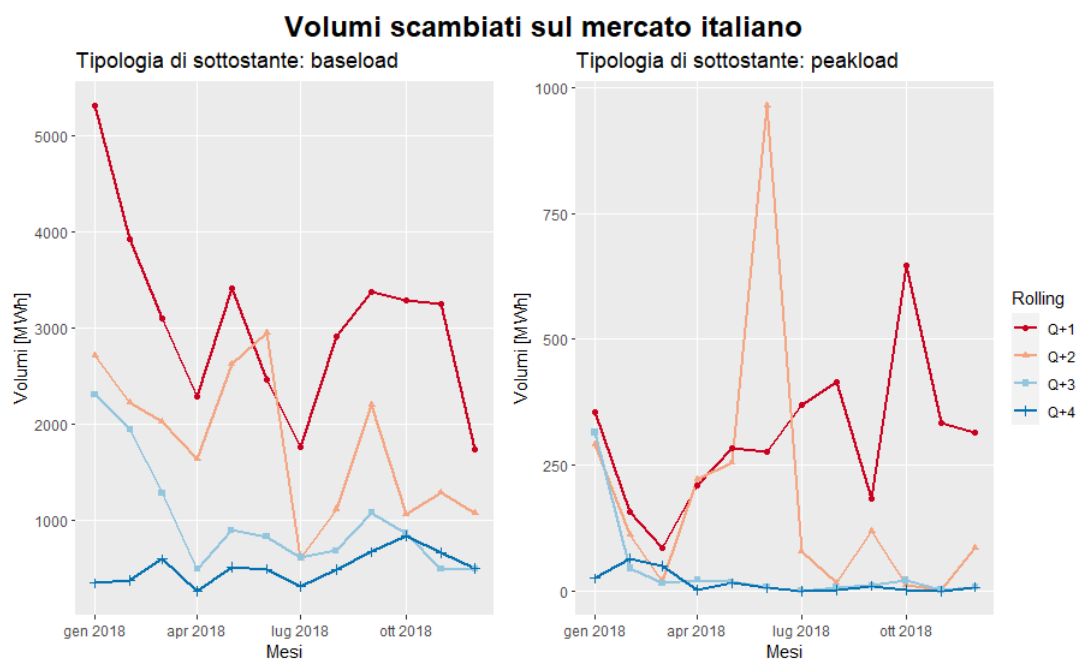


Figura A1: Volumi mensili scambiati sul mercato italiano nel 2018, serie *rolling* trimestrali.

Italia								Germania							
Q+1															
BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.	BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.
Vol.	1	0.957	0.916	Vol.	1	0.784	0.980	Vol.	1	0.933	0.918	Vol.	1	0.804	0.936
Trans.	0.957	1	0.906	Trans.	0.784	1	0.733	Trans.	0.933	1	0.895	Trans.	0.804	1	0.748
Not.	0.916	0.906	1	Not.	0.980	0.733	1	Not.	0.918	0.895	1	Not.	0.936	0.748	1
Q+2															
BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.	BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.
Vol.	1	0.962	0.976	Vol.	1	0.743	0.996	Vol.	1	0.897	0.949	Vol.	1	0.913	0.960
Trans.	0.962	1	0.941	Trans.	0.743	1	0.697	Trans.	0.897	1	0.881	Trans.	0.913	1	0.896
Not.	0.976	0.941	1	Not.	0.996	0.697	1	Not.	0.949	0.881	1	Not.	0.960	0.896	1
Q+3															
BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.	BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.
Vol.	1	0.948	0.992	Vol.	1	0.957	1	Vol.	1	0.892	0.982	Vol.	1	0.832	0.995
Trans.	0.948	1	0.943	Trans.	0.957	1	0.958	Trans.	0.892	1	0.881	Trans.	0.832	1	0.843
Not.	0.992	0.943	1	Not.	1	0.958	1	Not.	0.982	0.881	1	Not.	0.995	0.843	1
Q+4															
BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.	BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.
Vol.	1	0.896	0.983	Vol.	1	0.885	0.998	Vol.	1	0.806	0.968	Vol.	1	0.869	0.968
Trans.	0.896	1	0.874	Trans.	0.885	1	0.871	Trans.	0.806	1	0.885	Trans.	0.869	1	0.878
Not.	0.983	0.874	1	Not.	0.998	0.871	1	Not.	0.968	0.885	1	Not.	0.968	0.878	1
Y+1															
BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.	BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.
Vol.	1	0.916	0.985	Vol.	1	0.773	0.997	Vol.	1	0.902	0.893	Vol.	1	0.859	0.966
Trans.	0.916	1	0.935	Trans.	0.773	1	0.774	Trans.	0.902	1	0.967	Trans.	0.859	1	0.843
Not.	0.985	0.935	1	Not.	0.997	0.774	1	Not.	0.893	0.967	1	Not.	0.966	0.843	1
Y+2															
BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.	BL	Vol.	Trans.	Not.	PL	Vol.	Trans.	Not.
Vol.	1	0.950	0.993	Vol.	1	0.972	0.999	Vol.	1	0.921	0.979	Vol.	1	0.878	0.979
Trans.	0.950	1	0.952	Trans.	0.972	1	0.972	Trans.	0.921	1	0.945	Trans.	0.878	1	0.895
Not.	0.993	0.952	1	Not.	0.999	0.972	1	Not.	0.979	0.945	1	Not.	0.979	0.895	1

Tabella A1: Correlazione tra le misure grezze di liquidità calcolate con riferimento all'anno 2018.

Bibliografia

- Y. Amihud. Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, 5:31–56, 2002.
- T. Bollerslev. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31:307–327, 1986.
- Borsa Italiana S.p.A. Glossario finanziario - future. <https://www.borsaitaliana.it/glossario/future/html>, a. Consultato in data 08/05/2020.
- Borsa Italiana S.p.A. Margine iniziale per i future. <https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/margineinizialeperifuture201.htm>, b. Consultato in data 16/06/2020.
- T. Chordia, R. Roll, and A. Subrahmanyam. Order imbalance, liquidity, and market returns. *Journal of Financial Economics*, 65:111–130, 2002.
- CME Group. Self-study guide to hedging with grain and oilseed futures and options. https://www.cmegroup.com/trading/agricultural/files/pm255_self-study-guide_hedging_en_2019.pdf, 2019. Consultato in data 09/05/2020.
- A. Diaz and A. Escibano. Measuring the multi-faceted dimension of liquidity in financial markets: A literature review. *Research in International Business and Finance*, 51(101079), 2020.
- R. Engle. Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive condition heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statics*, 20(3):339–350, 2002.
- European Energy Exchange AG. Settlement pricing procedure, 2018.
- European Energy Exchange AG. Power derivatives - power futures, power options, 2019.

- P. Falbo, D. Felletti, and S. Stefani. Electricity futures. In A. G. Malliaris and W. T. Ziemba, editors, *World Scientific Handbook of Futures Market*, pages 545–565. World Scientific Handbook in Financial Economics Series Volume 5, 2015.
- D. Frestad. Liquidity and dirty hedging in the nordic electricity market. *Energy Economics*, 34:1341–1355, 2012.
- H. Geman. *Commodities and Commodity Derivatives: Modeling and Pricing for Agriculturals, Metals and Energy*. John Wiley & Sons, Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, 2005.
- Gestore dei Mercati Energetici. Vademecum della borsa elettrica. <https://www.mercatoelettrico.org/it/MenuBiblioteca/Documenti/20091028VademecumBorsaElettrica.pdf>, 2012. Consultato in data 09/05/2020.
- G. E. Halkos and A. S. Trsirivis. Energy commodities: a review of optimal hedging strategies. *Energies*, 12, 2019.
- C. M. C. Lee and M. J. Ready. Inferring trade direction from intraday data. *The Journal of Finance*, 46(2):733–746, 1991.
- H. C. Lee and C. Y. Chien. Hedging performance and stock market liquidity: Evidence from the taiwan futures market. *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, 39:396–415, 2010.
- Market Observatory for Energy. *Quarterly Report on European Electricity Markets*, volume 12 (issue 1 of 2019) of *DG Energy*. European Commission, 2019.
- J. Miffre. Conditional ols minimum variance hedge ratio. *The Journal of Futures Markets*, 24(10):945–964, 2004.
- V. Pandit and S. Meshram. Hedging techniques using derivative instruments. *Our Heritage (UGC Care Journal)*, 68:329–343, 2020.
- R. Roll. A simple implicit measure of the effective bid-ask spread in an efficient market. *The Journal of Finance*, 39(4):1127–1139, 1984.
- D. Ruppert. *GARCH models*. Statistics and Finance. Springer Texts in Statistics. Springer, 2004.
- A. Sarr and T. Lybek. *Measuring Liquidity in Financial Markets*. International Monetary Found, 2002.
- J. H. Stock and M. W. Watson. *Introduzione all’econometria*. Pearson Italia, 2016.